

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

НЕЧИПОРЕНКО АЛІНА СЕРГІЇВНА

УДК 004.942:519.816

ДИСЕРТАЦІЯ

МОДЕЛІ, МЕТОДИ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ РАННЬОГО
ВИЯВЛЕННЯ РОЗЛАДНАНЬ В НЕСТАЦІОНАРНИХ
КВАЗІПЕРІОДИЧНИХ ПРОЦЕСАХ

05.13.06 – інформаційні технології

технічні науки

Подається на здобуття наукового ступеня доктора наук

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей,
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

Науковий консультант

Єрохін Андрій Леонідович, доктор технічних наук, професор

Харків – 2017

АНОТАЦІЯ

Нечипоренко А.С. Моделі, методи та інформаційні технології раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук за спеціальністю 05.13.06 «Інформаційні технології». – Харківський національний університет радіоелектроніки, Міністерство освіти і науки України, Харків, 2017 р.

У дисертаційній роботі запропоновано рішення науково-прикладної проблеми створення теоретичних та прикладних основ раннього виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

Об'єктом дослідження є нестационарні квазіперіодичні процеси в умовах інформаційної невизначеності. Предметом дослідження є моделі, методи та інформаційні технології, що забезпечують раннє виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

Методи дослідження: проведені дослідження ґрунтуються на методах системного аналізу, загальної теорії систем, теоретико-множинному підході – при побудові моделі процесів обробки та аналізу гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів, методах аналізу часових рядів у частотній, часовій та частотно-часовій областях, нечіткого F-перетворення, фрактального аналізу, методах нелінійної динаміки – при розробці методів екстракції інформативних ознак часових рядів нестационарних квазіперіодичних процесів; методах теорії гідродинаміки - при розробці моделі інтегральної ознаки стану та методу синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів; методах математичної фізики – для реалізації чисельного моделювання нестационарних квазіперіодичних процесів; методах обчислювального інтелекту – при побудові методів раннього виявлення розладнань та фільтрації аномалій в нестационарних квазіперіодичних процесах,

методичних основах побудови інформаційних технологій – при побудові інформаційних технологій раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах та планування втручань.

Практичне значення отриманих результатів полягає у тому, що розроблено математичне, інформаційне та технічне забезпечення інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень, в основу якого покладено інформаційні технології раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах для виявлення неадитивних розладнань та комп'ютерного планування втручань, надає можливість фахівцеві отримати необхідний набір кількісних характеристик розладнання і дозволяє уникнути подальших ускладнень, знизити ризик помилкового визначення стану об'єкту як при реалізації процедур технічної діагностики, так і при здійсненні лікувально-діагностичного процесу, у тому числі в реальному часі. Запропонована інформаційна технологія раннього виявлення неадитивних розладнань дозволяє ідентифікувати розладнання на ранній стадії, що дає в свою чергу змогу уникнути подальших ускладнень та запобігти аварійним ситуаціям. Комплексне використання розроблених інформаційних технологій раннього виявлення розладнань та планування втручань дозволяє окрім реалізації превентивних заходів отримувати економічний ефект в умовах страхової медицини.

В дисертаційній роботі запропоновано теоретико-множинну модель процесів обробки та аналізу гетерогенних даних, яка на відміну від існуючих містить функції інтелектуальної підтримки прийняття рішень та планування оперативних втручань з використанням методів імітаційного моделювання та сукупності математичних моделей на основі нейронних мереж. Розроблено концептуальні основи побудови інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень, синтезована система базується на комплексі методів обчислювального інтелекту, за допомогою яких здійснюється обробка та аналіз гетерогенних даних та моделях оцінювання аналітичної неоднозначності, що у сукупності дозволяє забезпечити підвищення точність

виявлення розладнань. Модель процесів обробки та аналізу гетерогенних даних формалізовано у вигляді набору функціональних процесів, що забезпечують та відношень, що зв'язують елементи процесів в єдину структуру.

Вдосконалено метод оцінювання аналітичної неоднозначності гетерогенних даних який на відміну від існуючих містить етапи ідентифікації типу даних та класу невизначеності, що дає змогу оцінювати аналітичну неоднозначність експертної інформації, кількісних показників, даних часових рядів, що дозволяє підвищити точність раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. Метод містить етапи визначення типу даних за допомогою генерації умов для перевірки типу даних, ідентифікації класу невизначеності, складання модельного рівняння, оцінювання вхідних величин, обчислювання оцінки результату спотереження, розрахунку невизначеностей, обчислювання внеску невизначеності вхідної величини у невизначеність вимірюваної величини. та формування повного результату оцінювання.

Розроблено модель інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів, яка враховує сукупний вплив статичних та динамічних параметрів зовнішнього середовища, що дає можливість враховувати властивості нестационарності та квазіперіодичності при виявленні розладнань. На основі запропонованої моделі інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів, розроблено метод синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів, який містить у собі етапи реєстрації та попередньої обробки даних нестационарних квазіперіодичних процесів, визначення значущих коефіцієнтів за допомогою методу найменших квадратів, обчислення інтегральної ознаки нестационарних квазіперіодичних процесів, визначення інтервалів сталості на основі розрахунку критичного значення інтегральної ознаки стану нестационарного квазіперіодичного процесу, яка є критерієм оцінювання структури досліджуваного процесу.

Імплементація методу дає змогу враховувати структуру нестационарного квазіперіодичного процесу. Метод реалізує прогнозування розладнань в умовах неповної інформації про стан процесу.

Вдосконалено метод імітаційного моделювання просторово-часових характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів предметної галузі. Метод містить такі етапи: містить етапи побудови тривимірної моделі каналу, стан якого характеризують нестационарні квазіперіодичні процеси, чисельного моделювання характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів на основі CFD-аналізу, визначення граничних умов моделювання, візуалізація результатів моделювання, за допомогою якої отримуються місцезнаходження розладнань, що дає змогу забезпечити попереднє планування оперативних втручань. На відміну від існуючих, метод, що вдосконалюється містить етап завдання нестационарних граничних умов з урахуванням властивості квазіперіодичності, що дає можливість сформувати багатовимірне візуальне представлення нестационарного квазіперіодичного ряду та за його допомогою локалізувати місцезнаходження розладнань.

Вдосконалено метод визначення інформативних ознак розладнань нестационарних квазіперіодичних рядів із визначенням хаотичних властивостей ряду, який складається з етапів попередньої обробки даних нестационарних квазіперіодичних рядів, яка реалізується за допомогою фільтрації помилкових даних; сегментації нестационарних квазіперіодичних рядів, що реалізується із використанням базисних функцій нечіткого F-перетворення; апроксимації нестационарних квазіперіодичних рядів, для реалізації якої найбільш ефективним є метод нечіткого F-перетворення, оскільки він є стабільним відносно вибору точок мінімуму функції, що задає критерій зваженого середньоквадратичного відхилення, а також їх кількості, має високі фільтруючі властивості і низьку обчислювальну складність; екстракції ознак нестационарних квазіперіодичних рядів у часовій та частотній областях; екстракції хаотичних ознак нестационарних

квазіперіодичних рядів; формування вектору інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів. Хаотична складова визначається на підставі дослідження фрактальних властивостей даних, яке реалізовано шляхом аналізу одномірних часових рядів, для чого обчислюється автокореляційна функція; показник Херста, для розрахунку якого розроблено модифікацію детрендованого флуктуаційного аналізу, у якому локальний тренд обчислюється за допомогою нечіткого F-перетворення; показник апроксимованої ентропії; старший показник Ляпунова; розмірність Хігучи.

Розроблено метод раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах з використанням нейронних мереж опорних векторів, що містить етапи формування вибірок часових рядів нестационарних квазіперіодичних процесів з використанням процедур попередньої обробки сигналів за допомогою фільтрації та згладжування з метою видалення шумів та спотворень; формування множини інформативних параметрів нестационарних квазіперіодичних процесів шляхом екстракції ознак, які їх характеризують; відбір найбільш інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів; етап синтезу моделі раннього виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів з урахуванням лінійної нероздільності даних. Вибір алгоритму класифікації здійснюється на основі аналізу даних на лінійну роздільність. Для випадку лінійної нероздільності класів, тобто множини гетерогенних даних, завдання побудови гіперплощини, що розділює трансформується у двоїсту задачу пошуку сідлової точки функції Лагранжа та зводиться до завдання квадратичного програмування, що містить тільки двоїсті змінні. У такому випадку у якості функції ядра обирається радіальна базисна функція, для реалізації якої необхідно знайти оптимальні значення параметрів регуляризації та радіальної базисної функції. Обидва параметри повинні забезпечити ефективність класифікації та не допустити перенавчання. Для цієї мети реалізовано процедуру крос-валідації на основі генетичного алгоритму, що дозволяє зменшити витрати ресурсів на усунення розладнань.

Запропоновано метод фільтрації аномалій нестационарних квазіперіодичних рядів на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання, який засновано на перетворенні одномірних масивів нестационарних квазіперіодичних рядів у двомірні масиви зображень та обчислення оптимального значення параметру роздільної здатності за допомогою ансамбля дерев рішень, що дає можливість відфільтрувати помилки реєстрації даних. Метод містить етапи перетворення вхідних вибірок початкових часових рядів у масиви зображень, розрахунку елементів матриці із визначенням максимального значення, визначення оптимального значення найбільш інформативної ознаки, візуалізації отриманих залежностей та класифікація отриманих зображень за допомогою згортальних нейромереж глибинного навчання.

В роботі розроблено інформаційну технологію раннього виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах шляхом забезпечення інформаційних процесів обробки гетерогенних даних за допомогою методів фільтрації аномалій, оцінювання аналітичної неоднозначності, екстракції та селекції інформативних ознак часових рядів та класифікації, яка реалізує раннє виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

Розроблено інформаційну технологію планування оперативних втручань на основі візуалізації місцезнаходження розладнань, шляхом інтеграції інформаційного процесу імітаційного моделювання на основі CFD-аналізу, що дозволяє отримувати додаткову значущу інформацію, яка є основою процесу планування втручання та впливає на його результативність. Впровадження даної інформаційної технології дозволяє підвищити ефективність втручань у ринології та запобігти непотрібним втручанням.

Результати дисертаційної роботи впроваджено в лікувально - діагностичний процес міської клінічної лікарні № 30, м. Харків, Харківський науково-практичний центр хвороб вуха, горла, носа ХМАПО, стандарти оцінювання функції носового дихання «ISCOANA», в наукову діяльність

Інституту проблем машинобудування ім. А.М. Підгорного Національної Академії Наук, навчальний процес ХНУРЕ, що підтверджується відповідними актами. Програмно-апаратна система «Optimus» пройшла сертифікацію УКРСЕПРО та її включено у державний реєстр, свідоцтво № 14777/2015 від 12.06.2015 р.

Ключові слова: нестационарні квазіперіодичні процеси, раннє виявлення розладнань, інтелектуальна система підтримки прийняття рішень, імітаційне моделювання.

Список публікацій здобувача

1. Нечипоренко А.С., Гарюк О.Г., Чмовж В.В. Критерий идентификации фаз носового дыхательного цикла. Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт». Сборник научных трудов. Тематический выпуск: Информатика и моделирование, Харьков: НТУ «ХПИ», 2013, № 19(992). С.106 – 112.
2. Нечипоренко А. С. Технические аспекты риноманометрии. Восточно-европейский журнал передовых технологий, 2013, №4. С. 11–14.
3. Нечипоренко А.С. Особенности применения спектрального анализа для объективной оценки носового дыхания. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2013, № 2(81). С. 105-109.
4. Ерохин А. Л., Захаров И .П., Нечипоренко А. С., Перова И. Г., Гарюк О. Г. Выбор диагностического параметра при выполнении риноманометрических измерений. Научно-виробничий журнал Метрологія та прилади, 2014, № 1(45). С. 66-69.
5. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Прасол И. В., Гарюк О. Г. Неопределённость измерения дифференциального давления при передней активной риноманометрии. Системи обробки інформації, 2014, № 3(119). С. 112-115.

6. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г. Объективное оценивание функции носового дыхания по риноманометрическим данным. Восточно-европейский журнал передовых технологий, 2014, № 4/9(70). С.47-51.
7. Ерохин А.Л., Нечипоренко А. С. Формальные модели дифференциальной диагностики функции носового дыхания. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2014, № 2(83). С. 61–65.
8. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Чмовж В.В., Гарюк О.Г. Особенности измерения дифференциального давления при передней активной риноманометрии. Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт». Сборник научных трудов. Тематический выпуск: Информатика и моделирование, Харьков: НТУ «ХПИ», 2014, № 62(1104). С.49 – 57.
9. Nechyporenko A.S. Rhinomanometric signal processing for selection of formalized diagnostic criterion in rhinology. Telecommunications and Radio Engineering, Vol 74, № 14, 2015. P. 1285 – 1294. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v74.i14.50 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
10. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Линник Е. В., Суверов Д. С. Разработка программно-аппаратной системы для исследования функции остиомеатального комплекса. Восточно-европейский журнал передовых технологий, 2015, № 5/9(77). С.47 – 51. DOI: 10.15587/1729-4061.2015.51217 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
11. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В., Гарюк О. Г., Линник Е. В. Оценивание результатов расчета коэффициента гидродинамического сопротивления носовой полости. Системи обробки інформації, 2015, № 11(136). С. 157-160.
12. Yerokhin A., Babii A., Nechyporenko A., Turuta A. A Lars-Based Method of the Construction of a Fuzzy Regression Model for the Selection of Significant Features. Cybernetics and Systems Analysis, 2016, Vol. 52(4). P. 641 – 646. DOI:

10.1007/s10559-016-9867-5 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).

13. Doroshenko V.A., Ievleva S. N., Klimova N. P., Nechyporenko A. S., Strelnitsky A. A. Solution to the model problem of excitation of loaded conic slot antenna by method of singular integral equations. *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol 75, № 20, 2016. P. 1799-1812. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v75.i20.10 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).

14. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Бабий А. С., Турута А. П. Применение глубоких сверточных нейронных сетей для классификации риноманометрических данных. *Научно-технический журнал «Бионика интеллекта»*, 2016, № 2(87). С. 30 – 34.

15. Chmovzh V.V., Nechyporenko A. S., Garyuk O. G. System approach to finding hydrodynamic resistance coefficient on a nasal cavity. *Computer science, information technology, automation journal*, 2016, № 4. P. 8 – 15.

16. Nechyporenko A. S. Method of biomedical time series processing for pathology classification. *System technology*, 2016, № 5(106). P. 85 – 93.

17. Нечипоренко А. С. Математична модель руху повітряного потоку крізь носову порожнину людини. *Системи управління, навігації та зв'язку*, 2016, Вип. 3 (39). С. 57 – 61.

18. Nechyporenko A. S. Intelligent decision-support system in rhinology. *System technology*, 2016, № 6(107). P 133 – 141.

19. Нечипоренко А. С., Зацеркляний Г. А. Комп'ютерне планування оперативних втручань на основі CFD-аналізу. *Научно-технический журнал «Бионика интеллекта»*, 2017, № 1(88). С. 96 – 100.

20. Nechyporenko A. New Intelligent-based Approach for the Early Detection of Disorders: Use on Rhinological Data. *Journal of Graphic, Image and signal processing*, 2017, № 8, P. 1 – 8.

21. Нечипоренко А. С. Інформаційна технологія раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. Системи управління, навігації та зв'язку, 2017, №5, С. 88–94.
22. Нечипоренко А.С., Гарюк, О. Г., Чмовж, В. В., Касьяненко, О. Б., Спосіб об'єктивної оцінки носового дихання. Патент на винахід № 107854 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) А61В 5/087 (2006.01) А61В 5/091 (2006.01), публ. 25.02.2015, Бюл. № 4, Власник ХНУРЕ.
23. Нечипоренко А.С., Гарюк, О. Г., Чмовж, В. В., Касьяненко, О. Б. Спосіб вимірювання диференційного тиску для оцінки носового дихання. Патент на винахід № 107855 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) А61В 5/091 (2006.01), публ. 25.02.2015, Бюл. № 4, Власник ХНУРЕ.
24. Єрохін А.Л., Нечипоренко А.С.Гарюк, О. Г., Турута О.П., Бабій А.С. Спосіб оцінювання вентиляційної функції співустья верхньощелепної пазухи. Патент на корисну модель № 116343 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) публ. 10.05.2017, Бюл. № 9. Власник ХНУРЕ.
25. Yerokhin A., Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. Usage of F-transform to finding informative parameters of rhinomanometric signals. Scientific and Technical Conference "Computer Sciences and Information Technologies" (CSIT), Lviv, Ukraine, 2015. P. 129 – 132. DOI:10.1109/STC-CSIT.2015.7325449 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
26. Yerokhin A. Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. A new intelligence-based approach for rhinomanometric data processing. Scientific and Technical Conference "ELNANO", Kyiv, Ukraine 2016. P. 198 – 201. DOI: 10.1109/ELNANO.2016.7493047 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
27. Yerokhin A., Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. Processing and analysis of rhinomanometric signals by F-transform approximation. IEEE First International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP), Lviv, Ukraine, 2016. P. 314 – 317. DOI: 10.1109/DSMP.2016.7583566 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).

28. Yerokhin A., Turuta O., Babii A., Nechyporenko A., Mahdalina I. Usage of phase space diagram to finding significant features of rhinomanometric signals XIth International Scientific and Technical Conference Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), Lviv, Ukraine, 2016. P. 70 – 72. DOI: 10.1109/STC-CSIT.2016.7589871 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
29. Yerokhin A., Turuta O., Babii A., Nechyporenko A. Intelligent Information System of Heterogeneous Medical Data Analysis. Proc. of the International Conference on Computer Sciences and Information Technologies, Lviv, Ukraine, 2017. P. 332 – 335, DOI: 10.1109/STC-CSIT.2017.8098798 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
30. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V. V. Usage of hydrodynamic resistance coefficient as a diagnostic parameter in the septoplasty decision-making process. Proc. 26th Congress of the European Rhinologic Society Stockholm, Jule 02-08, Vol. 59, 2016. P. 345.
31. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Yerokhin A. L. Aerodynamic criteria of ostium of maxillary sinus that functions normally. Proc. 26th Congress of the European Rhinologic Society Stockholm, Jule 02-08, Vol. 59, 2016. P. 279.
32. Гарюк О. Г., Гарюк Г. Г., Нечипоренко А.С. Объективное состояние функции носового дыхания у больных с храпом и синдромом обструктивного апноэ сна. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, 2016, № 5. С. 20 – 21.
33. Yerokhin A., Nechyporenko A. Decision support system for sleep apnea detection. VIII Міжнародна школа семінар теорія прийняття рішень, Україна, Ужгород, 26 вересня-1 жовтня 2016. С. 26 – 27.
34. Ерохин А., Нечипоренко А., Чмовж А., Гарюк О. Оценивание неопределённости при расчёте коэффициента гидродинамического сопротивления носовой полости. Сборник докладов 25-й Национального научного симпозиума с международным участием “Metrology and Metrology assurance 2015”, Созополь, Болгария, 2015. С. 328 – 333.

35. Чмовж В. В., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С. Аэродинамика носовой полости человекаю XX Міжнародна науково-технічна конференція «Гідроаеромеханіка в інженерній практиці», 26-29 травня 2015. С. 70 – 72.
36. Нечипоренко А.С., Ерохин М. А. Опыт применения сети Хопфилда для задач диагностики в ринологии. XXIII Міжнародна науково-практична конференція, Харків, 2015. С. 62.
37. Васянович А.В., Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г., Черненко Т. И. Особенности диагностики остиомеатального комплекса. 5-й международный радиоэлектронный форум «Прикладная электроника. Состояние и перспективы», 14-17 октября 2014. С. 14 – 15.
38. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г. Особенности измерения дифференциального давления при активной риноманометрии. 6-та Міжнародна науково-технічна конференція «Сенсорна електроніка та мікросистемні технології» (СЕМСТ-6), Україна, Одеса, 29 вересня- 3 жовтня 2014. С. 117.
39. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Гарюк О. Г., Климова Е. А. Программно-аппаратный биомедицинский комплекс для измерения дифференциального давления в верхнечелюстной пазухе. Сборник науч. трудов 24-го Национального научного симпозиума с международным участием “Metrology and Metrology assurance 2014”, Созополь, Болгария, 2014. С. 290 – 294.
40. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V.V. Improved method for measuring the differential pressure at the active anterior rhinomanometry. Proc. 25th Congress of the European Rhinologic Society Amsterdam, June 22-26, Vol. 52 (Sup. 25), 2014. P. 277.
41. Гарюк О.Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Поведение давления воздуха в верхнечелюстной пазухе при острых синуситах. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 5, 2013. С. 34 – 35.
42. Нечипоренко А.С., Черненко Т.И. Спектральный анализ риноманометрических данных. Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке: 18-

- й Международный молодежный форум, 14 – 16 апр., Харьков: ХНУРЭ, 2014. С. 126 – 127.
43. Yerokhin A. L., Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V.V. Software and hardware systems for rhinomanometric research «Optimus». Proceedings of the International Ukrainian-Japanese Conference on Scientific and Industrial Cooperation, 2013. С. 74 – 76.
44. Нечипоренко А. С., Чмовж В. В., Гарюк О. Г. Особенности оценки риноманометрических данных. Проблемы информатики и моделирования: Материалы 13-й международной научно-технической конференции, 23 – 29 сент., Ялта, НТУ «ХПИ», РВУЗ «КГУ». 2013 С. 51.
45. Гарюк О. Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Особенности идентификации фаз носового дыхательного цикла. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2013. С. 49 – 50.
46. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Динамика изменения давления воздуха в верхнечелюстной пазухе при дыхании носом в норме. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2013. С. 48 – 49.
47. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Реконструкция трёхмерной модели полости носа по томографическим снимкам. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2012. С. 37 – 38.
48. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Характер седиментации аэрозольных частиц в полости носа *in vitro*. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2012. С. 40 – 41.
49. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Особенности анализа данных ринопневмометрии. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 5, 2012. С. 37 – 38.
50. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Некоторые аэродинамические характеристики полости носа, полученные на трёхмерной стереолитографической модели. Сборник научных трудов украинско-российской конференции «Инновации в диагностике и лечении Лор-заболеваний». Харьков, 5 – 6 апреля, 2012. С. 17.

51. Ерохін А.Л., Нечипоренко А. С., Зацеркляний Г. А. CFD-моделювання для оцінювання носового дихання. II Международная научно-техническая конференция «Полиграфические, мультимедийные и WEB-технологии», 16 – 22 мая, Харьков: ХНУРЭ, 2017. С. 167 – 170.
52. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю. Модель полости носа и околоносовых пазух по данным компьютерно-томографического исследования. Ринологія, № 3, 2012. С. 3 – 7.
53. Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Визуализация областей осаждения аэрозольных частиц в полости носа в эксперименте. Ринологія, № 4, 2012. С. 46 – 49.
54. Гарюк О. Г., Нечипоренко А.С. Количественная характеристика оседания аэрозольных частиц в полости носа в эксперименте. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2013, С. 26 – 31.
55. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С. Оптимизация обучения врачей-оториноларингологов на 3D-моделях полости носа и околоносовых пазух. Проблеми безперервної медичної освіти та науки, № 3, 2013. С. 48 – 50.
56. Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Обоснование разделения носового дыхательного цикла на шесть фаз. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 6, 2013. С. 59 – 62.
57. Гарюк О. Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Влияние бугорка перегородки носа на некоторые аэродинамические характеристики. Вестник оториноларингологии, № 3, 2014. С.45 – 48.
58. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Новак А. В., Нечипоренко А. С. Поведение давления воздуха в верхнечелюстной пазухе в норме. Международный научно практический журнал «Отоларингология. Восточная Европа», Минск, 2013, № 3(12). С. 23 – 27.

ABSTRACT

Nechyporenko A.S. Models, methods and information technologies for the early disorders detection in nonstationary quasiperiodic processes. - Qualifying scientific work as a manuscript.

Thesis for obtaining the doctoral degree in technical sciences in the specialty 05.13.06 "Information Technologies". - Kharkiv National University of Radio Electronics, Ministry of Education and Science of Ukraine, Kharkiv, 2017.

The thesis is devoted to the solution of the scientific and applied problem of creation of theoretical and applied bases of early detection of nonadditive disorders in nonstationary quasiperiodic processes.

The object of the research is nonstationary quasiperiodic processes in the conditions of information uncertainty. The subject of the study is models, methods and information technologies of early detection of disorders in nonstationary quasiperiodic processes.

Research methods: the research is based on methods of system analysis, general theory of systems, the set-theoretic approach are used for developing the model of processing and analysis of heterogeneous data of nonstationary quasiperiodic processes; time series analysis methods in frequency, time and frequency-time domains, F- transform, fractal analysis, methods of nonlinear dynamics are used for developing methods of informational features extraction of nonstationary quasiperiodic time series; the methods of the theory of hydrodynamics are used for developing the model of the integral sign of the state and the method of synthesis of the integral criterion for evaluating the structure of nonstationary quasiperiodic processes; methods of mathematical physics are used for numerical simulation of nonstationary quasiperiodic processes; methods of computational intelligence are used for the construction of methods for early detection of disorders and anomaly filtration in nonstationary quasiperiodic processes; methodical bases for the construction of information technologies are used for the construction of information technologies for the early detection of disorders in nonstationary quasiperiodic processes and planning intervention.

The practical significance of the thesis's results is that mathematical, informational and technical support for the intellectual decision support system. This based on the information technologies of early detection of disorders in nonstationary quasiperiodic processes for the detection of nonadditive disorders and computer planning of interventions. So the specialist can obtain the necessary set of quantitative characteristics of the disorder, avoiding further complications. It allows specialist to reduce the risk of false identification of state of the object during technical diagnostics procedures and treatment process in medicine, including real-time regime of analysis. The proposed information technology for the early detection of nonadditive disorders can identify early disorder, that allows us to prevent further complications and emergency situations. Complex use of the developed information technologies for early detection of disorders and planning of surgical interventions allows specialists to implement of preventive measures to obtain an economic effect in the conditions of insurance medicine.

In the thesis the set-theoretic model of processing and analysis of heterogeneous data is offered. The model, in contrast to the actual ones, contains functions of intellectual decision-making support for providing and planning of surgical interventions. Decision-making process is based on the set of mathematical models of artificial neural networks. The planning of surgical interventions is based on numerical simulation methods. The conceptual foundations of the intellectual decision support system are developed. The synthesized system is based on a set of methods of computational intelligence for processing and analysis of heterogeneous data, and models of analytical ambiguity assessment as well. Such approach allows providing an increasing in the accuracy of disorders detection. The model of processing and analysis of heterogeneous data is formalized as a set of functional processes that provide relationships for connection the elements of processes into a common structure.

The method of the analytical ambiguity assessment of heterogeneous data is improved. The method, in contrast to the actual ones, contains the stages of data type identification and the uncertainty class definition. That approach allows us to

evaluate the analytical ambiguity of expert information, quantitative indicators, time series. As a result the accuracy of early disorders detection in nonstationary quasiperiodic processes will improve. The method contains steps for determining the type of data by generating conditions for verification of the data type, identifying the uncertainty class and the model equation, estimating the input values, evaluation of the monitoring results, calculating the uncertainty and the contribution of the uncertainty, formation of the full result of the evaluation.

In order to obtain the integral parameter of the state of nonstationary quasiperiodic processes we developed the model, which takes into account the combined influence of static and dynamic parameters of the external environment. It enables us to consider the properties of nonstationarity and quasiperiodicity in detecting of disorders. A method of synthesis of the integral criterion for evaluating the structure of nonstationary quasiperiodic processes is developed. The method is based on the proposed model, which includes the stages of registration and pre-processing of data of nonstationary quasiperiodic processes; determination of significant coefficients using the least squares method, computing the integral parameter of nonstationary quasiperiodic processes, determination of the intervals of constancy of the integral parameter. The critical value of integral parameter is a criterion of structure evaluation. The method implements prediction of disorders in the conditions of incomplete information about the state of the process.

The method of numerical simulation of spatio-temporal characteristics for multidimensional nonstationary quasiperiodic time series is improved. The method contains the following steps: constructing a three-dimensional model of channel, numerical simulation of the characteristics of multidimensional non-stationary quasi-periodic time series based on CFD, determination of boundary conditions for modeling, visualization of simulation results. The visualization allows us to define the location of disorders. Such approach provides preliminary planning of surgical interventions. The improved method in contrast to actual ones, contains the stage of the initializing of nonstationary quasiperiodical boundary conditions. It enables

specialist to form a multidimensional visual representation of a nonstationary quasiperiodic series.

The method of feature extraction of disorders in nonstationary quasiperiodic time series is improved. The method is based on calculating of chaotic properties of a series and consists of the stages of preliminary processing of nonstationary quasiperiodic series using filtering techniques, segmentation and approximation which based on F-transform. The method of F-transform is most effective, since it is stable relative to the choice of minimum points of a function, which specifies the criterion of the weighted mean square deviation, as well as their number. It has high filtering properties and low computational complexity. As a result we obtain a set of features of time series in time and frequency domains and chaotic features. In order to determine the chaotic components we use a fractal analysis. We obtain the autocorrelation function, the Hurst index (we use modification of the detrended fluctuation analysis, where the local trend is calculated using F-transform); index of approximated entropy; Lyapunov exponent; Higuchi dimension.

The method of early detection of disorders in nonstationary quasiperiodic processes is proposed. The method use the Support Vector Machine technique and contains stages samples of time series formation, pre-processing of signals with filtration and smoothing, in order to eliminate noise and distortion; the formation of a set of significant features of nonstationary quasiperiodic processes; selection of the most informative features of processes; the stage of synthesis of the model for early detection of disorders. That model takes into account the linear separability of data. The choice of the classification algorithm is based on the analysis of data on linear separability. In case of linear inseparability of heterogeneous data, the problem of constructing a separable hyperplane is transformed into a dual problem of finding the saddle point of the Lagrange function and is reduced to the quadratic programming problem, which contains only dual variables. In this case, as a kernel function, a radial basis function is chosen. For these purposes it is necessary to find the optimal values of the regularization parameter and the radial basis function. Both parameters should

provide the effectiveness of the classification avoiding of the overtraining. The cross-validation procedure based on a genetic algorithm is implemented. This reduces the cost of resources to eliminate disorders.

The filtration method of anomalies of nonstationary quasiperiodic time series is proposed. The method is based on the Deep Convolutional Neural Network. According to the method the transformation of one-dimensional arrays of non-stationary quasiperiodic series into two-dimensional arrays of images are implemented. The calculation of the optimal value of the resolution parameter using a decision tree ensemble allows us to filter out data registration errors. The method includes the steps of converting input samples of the initial time series into image arrays, calculating the elements of the matrix with the definition of the maximum value, determining the optimal value of the most informative feature, visualizing the obtained dependencies, and classifying the obtained images with the help of the Deep Convolutional Neural Network.

The information technology of early detection of nonadditive disorders in non-stationary quasiperiodic processes is proposed. An information processes for heterogeneous data analysis are implemented. The information processes include a filtration of anomalies, estimation of analytical ambiguity, extraction and selection of significant features of time series and classification. Such complex approach implements an early detection of disorders in nonstationary quasiperiodic processes.

The information technology of planning of surgical interventions is developed. It is based on the visualization of the disorder location by adding the information process of numerical simulation on the basis of CFD-analysis, which allows obtaining the additional meaningful information. Such meaningful information is the basis of the process of planning surgery and affects its effectiveness. The implementation of this information technology allows specialists to improve the efficiency of surgery in the rhinology and prevent unnecessary interventions.

The results of the thesis were implemented into the medical diagnostic process of the city clinical hospital № 30, Kharkiv, Kharkiv scientific and practical center of diseases of the ear, throat, nose of Kharkiv medical Academy of Postgraduated Education, standards of assessment of the nasal breathing function. The results of the thesis were also used into research activity of the A. N. Podgorny institute for mechanical engineering problems National Academy of Sciences. The main results are used in the educational process of Kharkiv National University of Radioelectronics. The hardware and software system "Optimus" was certified by UKRSEPRO and included in the state database, certificate No. 14777/2015 dated 12/06/2015.

Key words: nonstationary quasiperiodic processes, early detection of disorders, intelligent decision support system, numerical simulation.

List of the publications of the applicant

1. Нечипоренко А.С., Гарюк О.Г., Чмовж В.В. Критерий идентификации фаз носового дыхательного цикла. Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт». Сборник научных трудов. Тематический выпуск: Информатика и моделирование, Харьков: НТУ «ХПИ», 2013, № 19(992). С. 106 – 112.
2. Нечипоренко А. С. Технические аспекты риноманометрии. Восточно-европейский журнал передовых технологий, 2013, №4. С. 11–14.
3. Нечипоренко А.С. Особенности применения спектрального анализа для объективной оценки носового дыхания. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2013, № 2(81). С. 105-109.
4. Ерохин А. Л., Захаров И .П., Нечипоренко А. С., Перова И. Г., Гарюк О. Г. Выбор диагностического параметра при выполнении риноманометрических измерений. Науково-виробничий журнал Метрологія та прилади, 2014, № 1(45). С. 66-69.

5. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Прасол И. В., Гарюк О. Г. Неопределённость измерения дифференциального давления при передней активной риноманометрии. Системи обробки інформації, 2014, № 3(119). С. 112-115.
6. Ерохин А. Л. Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г. Объективное оценивание функции носового дыхания по риноманометрическим данным. Восточно-европейский журнал передовых технологий, 2014, № 4/9(70). С.47-51.
7. Ерохин А.Л., Нечипоренко А. С. Формальные модели дифференциальной диагностики функции носового дыхания. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2014, № 2(83). С. 61–65.
8. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Чмовж В.В., Гарюк О.Г. Особенности измерения дифференциального давления при передней активной риноманометрии. Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт». Сборник научных трудов. Тематический выпуск: Информатика и моделирование, Харьков: НТУ «ХПИ», 2014, № 62(1104). С.49 – 57.
9. Nechyporenko A.S. Rhinomanometric signal processing for selection of formalized diagnostic criterion in rhinology. Telecommunications and Radio Engineering, Vol 74, № 14, 2015. P. 1285 – 1294. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v74.i14.50 (Входит до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
10. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Линник Е. В., Суверов Д. С. Разработка программно-аппаратной системы для исследования функции остиомеатального комплекса. Восточно-европейский журнал передовых технологий, 2015, № 5/9(77). С.47 – 51. DOI: 10.15587/1729-4061.2015.51217 (Входит до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
11. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В., Гарюк О. Г., Линник Е. В. Оценивание результатов расчета коэффициента гидродинамического

- сопротивления носовой полости. Системы обработки інформації, 2015, № 11(136). С. 157-160.
12. Yerokhin A., Babii A., Nechyporenko A., Turuta A. A Lars-Based Method of the Construction of a Fuzzy Regression Model for the Selection of Significant Features. *Cybernetics and Systems Analysis*, 2016, Vol. 52(4). P. 641 – 646. DOI: 10.1007/s10559-016-9867-5 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
13. Doroshenko V.A., Ievleva S. N., Klimova N. P., Nechyporenko A. S., Strelnitsky A. A. Solution to the model problem of excitation of loaded conic slot antenna by method of singular integral equations. *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol 75, № 20, 2016. P. 1799-1812. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v75.i20.10 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
14. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Бабий А. С., Турута А. П. Применение глубоких сверточных нейронных сетей для классификации риноманометрических данных. *Научно-технический журнал «Бионика интеллекта»*, 2016, № 2(87). С. 30 – 34.
15. Chmovzh V.V., Nechyporenko A. S., Garyuk O. G. System approach to finding hydrodynamic resistance coefficient on a nasal cavity. *Computer science, information technology, automation journal*, 2016, № 4. P. 8 – 15.
16. Nechyporenko A. S. Method of biomedical time series processing for pathology classification. *System technology*, 2016, № 5(106). P. 85 – 93.
17. Нечипоренко А. С. Математична модель руху повітряного потоку крізь носову порожнину людини. *Системи управління, навігації та зв'язку*, 2016, Вип. 3 (39). С. 57 – 61.
18. Nechyporenko A. S. Intelligent decision-support system in rhinology. *System technology*, 2016, № 6(107). P 133 – 141.
19. Нечипоренко А. С., Зацеркляний Г. А. Комп'ютерне планування оперативних втручань на основі CFD-аналізу. *Научно-технический журнал «Бионика интеллекта»*, 2017, № 1(88). С. 96 – 100.

20. Nechyporenko A. New Intelligent-based Approach for the Early Detection of Disorders: Use on Rhinological Data. *Journal of Graphic, Image and signal processing*, 2017, № 8, P. 1 – 8.
21. Нечипоренко А. С. Інформаційна технологія раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. Системи управління, навігації та зв'язку, 2017, №5, С. 88–94.
22. Нечипоренко А.С., Гарюк, О. Г., Чмовж, В. В., Касьяненко, О. Б., Спосіб об'єктивної оцінки носового дихання. Патент на винахід № 107854 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) А61В 5/087 (2006.01) А61В 5/091 (2006.01), публ. 25.02.2015, Бюл. № 4, Власник ХНУРЕ.
23. Нечипоренко А.С., Гарюк, О. Г., Чмовж, В. В., Касьяненко, О. Б. Спосіб вимірювання диференційного тиску для оцінки носового дихання. Патент на винахід № 107855 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) А61В 5/091 (2006.01), пуб. 25.02.2015, Бюл. № 4, Власник ХНУРЕ.
24. Єрохін А.Л., Нечипоренко А.С.Гарюк, О. Г., Турута О.П., Бабій А.С. Спосіб оцінювання вентиляційної функції співустя верхньощелепної пазухи. Патент на корисну модель № 116343 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) публ. 10.05.2017, Бюл. № 9. Власник ХНУРЕ.
25. Yerokhin A., Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. Usage of F-transform to finding informative parameters of rhinomanometric signals. *Scientific and Technical Conference "Computer Sciences and Information Technologies" (CSIT)*, Lviv, Ukraine, 2015. P. 129 – 132. DOI:10.1109/STC-CSIT.2015.7325449 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
26. Yerokhin A. Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. A new intelligence-based approach for rhinomanometric data processing. *Scientific and Technical Conference "ELNANO"*, Kyiv, Ukraine 2016. P. 198 – 201. DOI: 10.1109/ELNANO.2016.7493047 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
27. Yerokhin A., Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. Processing and analysis of rhinomanometric signals by F-transform approximation. *IEEE First International*

Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP), Lviv, Ukraine, 2016. P. 314 – 317. DOI: 10.1109/DSMP.2016.7583566 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).

28. Yerokhin A., Turuta O., Babii A., Nechyporenko A., Mahdalina I. Usage of phase space diagram to finding significant features of rhinomanometric signals XIth International Scientific and Technical Conference Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), Lviv, Ukraine, 2016. P. 70 – 72. DOI: 10.1109/STC-CSIT.2016.7589871 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).

29. Yerokhin A., Turuta O., Babii A., Nechyporenko A. Intelligent Information System of Heterogeneous Medical Data Analysis. Proc. of the International Conference on Computer Sciences and Information Technologies, Lviv, Ukraine, 2017. P. 332 – 335, DOI: 10.1109/STC-CSIT.2017.8098798 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).

30. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V. V. Usage of hydrodynamic resistance coefficient as a diagnostic parameter in the septoplasty decision-making process. Proc. 26th Congress of the European Rhinologic Society Stockholm, July 02-08, Vol. 59, 2016. P. 345.

31. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Yerokhin A. L. Aerodynamic criteria of ostium of maxillary sinus that functions normally. Proc. 26th Congress of the European Rhinologic Society Stockholm, July 02-08, Vol. 59, 2016. P. 279.

32. Гарюк О. Г., Гарюк Г. Г., Нечипоренко А.С. Объективное состояние функции носового дыхания у больных с храпом и синдромом обструктивного апноэ сна. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, 2016, № 5. С. 20 – 21.

33. Yerokhin A., Nechyporenko A. Decision support system for sleep apnea detection. VIII Міжнародна школа семінар теорія прийняття рішень, Україна, Ужгород, 26 вересня-1 жовтня 2016. С. 26 – 27.

34. Ерохин А., Нечипоренко А., Чмовж А., Гарюк О. Оценивание неопределённости при расчёте коэффициента гидродинамического

сопротивления носовой полости. Сборник докладов 25-й Национального научного симпозиума с международным участием “Metrology and Metrology assurance 2015”, Созополь, Болгария, 2015. С. 328 – 333.

35. Чмовж В. В., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С. Аэродинамика носовой полости человекаю ХХ Міжнародна науково-технічна конференція «Гідроаеромеханіка в інженерній практиці», 26-29 травня 2015. С. 70 – 72.

36. Нечипоренко А.С., Ерохин М. А. Опыт применения сети Хопфилда для задач диагностики в ринологии. ХХІІІ Міжнародна науково-практична конференція, Харків, 2015. С. 62.

37. Васянович А.В., Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г., Черненко Т. И. Особенности диагностики остиомеатального комплекса. 5-й международный радиоэлектронный форум «Прикладная электроника. Состояние и перспективы», 14-17 октября 2014. С. 14 – 15.

38. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г. Особенности измерения дифференциального давления при активной риноманометрии. 6-та Міжнародна науково-технічна конференція «Сенсорна електроніка та мікросистемні технології» (СЕМСТ-6), Україна, Одеса, 29 вересня- 3 жовтня 2014. С. 117.

39. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Гарюк О. Г., Климова Е. А. Программно-аппаратный биомедицинский комплекс для измерения дифференциального давления в верхнечелюстной пазухе. Сборник науч. трудов 24-го Национального научного симпозиума с международным участием “Metrology and Metrology assurance 2014”, Созополь, Болгария, 2014. С. 290 – 294.

40. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V.V. Improved method for measuring the differential pressure at the active anterior rhinomanometry. Proc. 25th Congress of the European Rhinologic Society Amsterdam, June 22-26, Vol. 52 (Sup. 25), 2014. P. 277.

41. Гарюк О.Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Поведение давления воздуха в верхнечелюстной пазухе при острых синуситах. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 5, 2013. С. 34 – 35.
42. Нечипоренко А.С., Черненко Т.И. Спектральный анализ риноманометрических данных. Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке: 18-й Международный молодежный форум, 14 – 16 апр., Харьков: ХНУРЭ, 2014. С. 126 – 127.
43. Yerokhin A. L., Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V.V. Software and hardware systems for rhinomanometric research «Optimus». Proceedings of the International Ukrainian-Japanese Conference on Scientific and Industrial Cooperation, 2013. С. 74 – 76.
44. Нечипоренко А. С., Чмовж В. В., Гарюк О. Г. Особенности оценки риноманометрических данных. Проблемы информатики и моделирования: Материалы 13-й международной научно-технической конференции, 23 – 29 сент., Ялта, НТУ «ХПИ», РВУЗ «КГУ». 2013 С. 51.
45. Гарюк О. Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Особенности идентификации фаз носового дыхательного цикла. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2013. С. 49 – 50.
46. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Динамика изменения давления воздуха в верхнечелюстной пазухе при дыхании носом в норме. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2013. С. 48 – 49.
47. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Реконструкция трёхмерной модели полости носа по томографическим снимкам. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2012. С. 37 – 38.
48. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Характер седиментации аэрозольных частиц в полости носа *in vitro*. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2012. С. 40 – 41.
49. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Особенности анализа данных ринопневмометрии. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 5, 2012. С. 37 – 38.

50. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Некоторые аэродинамические характеристики полости носа, полученные на трёхмерной стереолитографической модели. Сборник научных трудов украинско-российской конференции «Инновации в диагностике и лечении Лор-заболеваний». Харьков, 5 – 6 апреля, 2012. С. 17.
51. Ерохін А.Л., Нечипоренко А. С., Зацеркляний Г. А. CFD-моделювання для оцінювання носового дихання. II Міжнародна науково-технічна конференція «Полиграфічні, мультимедійні та WEB-технології», 16 – 22 мая, Харьков: ХНУРЭ, 2017. С. 167 – 170.
52. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю. Модель полости носа и околоносовых пазух по данным компьютерно-томографического исследования. Ринологія, № 3, 2012. С. 3 – 7.
53. Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Визуализация областей осаждения аэрозольных частиц в полости носа в эксперименте. Ринологія, № 4, 2012. С. 46 – 49.
54. Гарюк О. Г., Нечипоренко А.С. Количественная характеристика оседания аэрозольных частиц в полости носа в эксперименте. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2013, С. 26 – 31.
55. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С. Оптимизация обучения врачей-оториноларингологов на 3D-моделях полости носа и околоносовых пазух. Проблеми безперервної медичної освіти та науки, № 3, 2013. С. 48 – 50.
56. Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Обоснование разделения носового дыхательного цикла на шесть фаз. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 6, 2013. С. 59 – 62.
57. Гарюк О. Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Влияние бугорка перегородки носа на некоторые аэродинамические характеристики. Вестник оториноларингологии, № 3, 2014. С.45 – 48.
58. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Новак А. В., Нечипоренко А. С. Поведение давления воздуха в верхнечелюстной пазухе в норме. Международный

научно практический журнал «Отоларингология. Восточная Европа», Минск, 2013, № 3(12). С. 23 – 27.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	33
ВСТУП.....	34
1. АНАЛІЗ СТАНУ ПРОБЛЕМИ ВИЯВЛЕННЯ РОЗЛАДНАНЬ І	
ПОСТАНОВКА ЗАВДАНЬ ДОСЛІДЖЕННЯ	45
1.1 Сучасний стань питання та аналіз проблеми виявлення розладнань	45
1.2 Математичний апарат, що застосовується у задачах виявлення розладнань	50
1.3 Аналіз характеристик нестационарних квазіперіодичних процесів.....	69
1.4 Інформаційне забезпечення процесу виявлення розладнань	76
1.5 Висновки та постановка основних завдань дослідження.....	84
2. РОЗРОБКА КОНЦЕПТУАЛЬНИХ ЗАСАД ПОБУДОВИ	
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ВИЯВЛЕННЯ	
РОЗЛАДНАНЬ І ПЛАНУВАННЯ ОПЕРАТИВНИХ ВТРУЧАНЬ	91
2.1 Підхід до підвищення якості виявлення розладнань в нестационарних	
квазіперіодичних процесах.....	92
2.2 Теоретико-множинна модель процесів обробки та аналізу гетерогенних	
даних інтелектуальної інформаційної системи	97
2.3 Модель представлення знань в інтелектуальній інформаційній системі....	110
2.4 Метод оцінювання аналітичної неоднозначності гетерогенних даних в	
інтелектуальній інформаційній системі.....	121
2.5 Висновки за розділом.....	129
3. МОДЕЛІ І МЕТОДИ ВИЗНАЧЕННЯ ІНФОРМАТИВНИХ ОЗНАК	
НЕСТАЦІОНАРНИХ КВАЗІПЕРІОДИЧНИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ	
ДОСЛІДЖЕННЯ ЇХ ФІЗИЧНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ.....	132
3.1 Розробка моделі інтегральної ознаки стану нестационарних	
квазіперіодичних процесів.....	133
3.2 Розробка методу синтезу інтегрального критерію оцінювання структури	
нестационарних квазіперіодичних процесів.....	141

3.3	Метод імітаційного моделювання просторово-часових характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів	149
3.4	Аналіз результатів і моделювання.....	168
3.5	Висновки за розділом.....	173
4.	МЕТОД ЕКСТРАКЦІЇ ІНФОРМАТИВНИХ ОЗНАК НЕСТАЦІОНАРНИХ КВАЗІПЕРІОДИЧНИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ.....	175
4.1	Дослідження методів попередньої обробки часових рядів.....	176
4.2	Екстракція інформативних ознак часових рядів у часовій області	186
4.3	Визначення інформативних ознак часових рядів у частотній і частотно-часовій областях.....	189
4.4	Оцінювання хаотичних властивостей часових рядів	204
4.5	Висновки за розділом.....	218
5.	МЕТОДИ РАНЬОГО ВИЯВЛЕННЯ РОЗЛАДНАНЬ ТА ФІЛЬТРАЦІЇ АНОМАЛІЙ В НЕСТАЦІОНАРНИХ КВАЗІПЕРІОДИЧНИХ ПРОЦЕСАХ... ..	221
5.1	Метод раннього виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів.....	222
5.2	Метод фільтрації аномалій нестационарних квазіперіодичних процесів на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання	252
5.3	Висновки за розділом.....	261
6.	ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ РАНЬОГО ВИЯВЛЕННЯ РОЗЛАДНАНЬ ТА ПЛАНУВАННЯ ОПЕРАТИВНИХ ВТРУЧАНЬ	264
6.1	Теоретичні основи побудови інформаційних технологій у ринології	264
6.2	Інформаційна технологія раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.....	270
6.3	Інформаційна технологія планування оперативних втручань	285
6.4	Висновки за розділом.....	293
7.	ПРОГРАМНО-АПАРАТНА РЕАЛІЗАЦІЯ РОЗРОБЛЕНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ	294
7.1	Розробка архітектури ринологічної інформаційної системи	294
7.2	Реалізація інформаційної технології раннього виявлення розладнань	299

7.3 Реалізація інформаційної технології планування оперативних втручань ...	308
7.4 Програмно-апаратне забезпечення ринологічної інформаційної системи..	319
7.5 Висновки за розділом	329
ВИСНОВКИ	331
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	335
ДОДАТОК А	372
ДОДАТОК Б	373
ДОДАТОК В.....	375
ДОДАТОК Г	376
ДОДАТОК Д.....	377
ДОДАТОК Е	378
ДОДАТОК Ж.....	380
ДОДАТОК К.....	382
ДОДАТОК Л.....	386
ДОДАТОК М.....	388
ДОДАТОК Н	389
ДОДАТОК П	390
ДОДАТОК Р	391
ДОДАТОК С.....	413

.....

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

БД – база даних

БЗ – база знань

ІСППР – інтелектуальна система підтримки прийняття рішень

ІТ – інформаційна технологія

ІП – інформаційний процес

VAS – Visual Analogue Scale

CRISP-DM – Cross-Industry Standard Process for Data Mining

EHR – Electronic Health Records

IDEF – Integrated Definition

DFD – Data Flow Diagrams

DMN – Decision Model and Notation

BPMN – Business Process Model and Notation

ISCOANA – International Standardization Committee on Objective Assessment of the Nasal Airway

OWL – Web Ontology Language

LOINC – Logical Observation Identifiers Names and Codes

SNOMED – International Determines Global Standards for Health Terms

CFD – Computational Fluid Dynamics

КТ – комп'ютерна томографія

DICOM – Digital Imaging and Communications in Medicine

HL7 – Health Level 7

ДПФ – дискретне перетворення Фур'є

СЩП – спектральна щільність потужності

SVM – Support Vector Machine

RF – Random Forest

CNN – Deep Convolutional Neural Network

BN – Bayesian Networks

DT – Decision Trees

FFT – Fast Fourier Transform

ВСТУП

Актуальність теми. В умовах підвищення складності більшості технологічних процесів та появи високоточних датчиків для реєстрації сигналів різного походження у системах моніторингу, виникає необхідність розробки нових та удосконалення існуючих моделей, методів та інформаційних технологій виявлення розладнань в процесах, що досліджуються. Сучасна концепція моніторингу передбачає безперервний контроль стану об'єкту, який здійснюється на основі реєстрації даних у реальному масштабі часу. До таких об'єктів відносять системи металургічного, паливно-енергетичного комплексів, хімічної та нафтопромисловостей, авіабудування, які пов'язані з виробництвом та експлуатацією гідравлічних систем, системи екологічного та медичного моніторингу. Своєчасне, раннє виявлення змін стану процесів, що реєструються, дозволяє запобігти аварійним ситуаціям та втратам на відновлення працездатності систем. У медицині критичних станів проблема раннього виявлення розладнань набуває життєво важливого значення.

Завдання виявлення розладнань перш за все асоціюється з теоретиками класичного підходу, а саме E.S. Page, A.M. Ширяєвим, A.D. Pouliezos, I. B. Нікіфоровим, M. Basseville, наукові роботи яких знайшли широке застосування в межах апіорного та апостеріорного підходів. Розвиток інтелектуальних технологій обробки інформації створив умови для альтернативного підходу до виявлення розладнань. Значний внесок у створення та імплементацію методів обчислювального інтелекту, орієнтованих на моделі обробки та аналізу даних для завдань виявлення розладнань внесли відомі вчені Є.В. Бодянський, О.І. Михальов, С.А. Суботін, Н. Tanaka, L. Zadeh, G. Vox, G. Jenkins, I. Перфільєва, В. Вапнік, М.А. Айзерман, G. E. Hinton, A. Krizhevsky, О.П. Ротштейн, Л.С. Файнзільберг, Т. Bayes, Т. Сааті, М. Brunelli, D.C. Montgomery та ін.

Однак проведений аналіз стану проблеми виявлення розладнань дозволив зробити висновок, що у більшості випадків недостатня ефективність використання існуючих моделей та методів, пов'язана з їх налаштуванням на аналіз стохастичних або стаціонарних стохастичних процесів. Дані методи призначені для виявлення різких змін та є малоефективними при виявленні повільних неадитивних змін характеристик процесу. Повільні зміни є результатом складної внутрішньої динаміки об'єктів, що характеризуються нестаціонарними квазіперіодичними процесами та призводять до структурних порушень. Такі порушення є прихованими і не можуть бути виявлені за допомогою класичних методів.

Питанням теоретичних досліджень нестаціонарних квазіперіодичних процесів, які тісно пов'язані із поведінкою нелінійних динамічних систем, присвячено роботи відомих вітчизняних та зарубіжних вчених Р.Е. Пашенко, Ф. Муна, А. Пуанкаре, Б. Мандельброта. Однак в цих роботах відсутня у явному вигляді постановка та вирішення проблеми виявлення розладнань.

Отже, існуючі моделі та методи призначені для виявлення адитивних розладнань, в той час, коли існує практична потреба у ранньому виявленні змін стану нестаціонарних квазіперіодичних процесів, розладнання в яких виникають внаслідок повільних змін у структурі. Враховуючи вищезазначене, існує протиріччя між необхідністю раннього виявлення розладнань в нестаціонарних квазіперіодичних процесах, обумовлених неадитивними змінами та можливостями існуючих моделей та методів.

Таким чином, актуальною є науково-прикладна проблема створення теоретичних та прикладних основ раннього виявлення неадитивних розладнань в нестаціонарних квазіперіодичних процесах. Для розв'язання цієї проблеми необхідним є комплексний міждисциплінарний підхід, який ґрунтується на дослідженні властивостей нестаціонарності і квазіперіодичності за допомогою методів на основі фізичних моделей, фрактального аналізу та математичного апарату обчислювального інтелекту з

одного боку, а з іншого боку – на розробці відповідного інформаційного і технічного забезпечення для їх реалізації.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота виконана відповідно до плану науково-дослідних робіт Харківського національного університету радіоелектроніки (ХНУРЕ) в рамках держбюджетних НДР: «Дослідження теоретичних та технічних принципів оцінки стану людини, профілактики, лікування та реабілітації» (ДР № 0107U001541), «Теорія, методи і моделі управління життєвим циклом інтелектуальних інформаційних середовищ регіональних соціо-економічних об'єктів» (розділ «Розробка знання-орієнтованих моделей, методів та елементів інформаційного середовища на прикладі створення інформаційного середовища процесу діагностики у ринології»), (ДР № 0115U002430), «Розробка інформаційної технології ідентифікації системних адаптаційних можливостей підлітків з серцевою патологією» (ДР № 0115U002437), «Розробка методології і математичних моделей соціально-економічних систем при реалізації концепції їх стійкого розвитку» (ДР № 0115U001522); в рамках програми Horizon2020, Cost action № CA15110 «Harmonising standardization strategies to increase efficiency and competitiveness of European life-science research»; у рамках робіт у міжнародному комітеті ISO/TC 276 Biotechnology, WG5 «Data processing and integration» та договором про науково-практичне співробітництво між ХНУРЕ та ХМАПО № DP176/603 від 15.03.2016р.

Мета і завдання дослідження. Метою дисертаційної роботи є створення моделей, методів та інформаційних технологій для раннього виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

Відповідно до поставленої мети у дисертаційній роботі необхідно вирішити такі завдання:

- провести аналіз моделей, методів та засобів обробки гетерогенних даних для задач виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах;

- розробити теоретико-множинну модель процесів обробки та аналізу гетерогенних даних, на основі якої реалізуються завдання виявлення розладнань та планування втручань;
- удосконалити метод оцінювання аналітичної неоднозначності гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів;
- розробити модель інтегральної ознаки стану та метод синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів на основі дослідження їх фізичних властивостей;
- удосконалити метод імітаційного моделювання просторово-часових характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів;
- розробити метод визначення інформативних ознак розладнань нестационарних квазіперіодичних процесів на основі аналізу часових рядів;
- розробити методи раннього виявлення розладнань та фільтрації аномалій нестационарних квазіперіодичних процесів на основі апарату обчислювального інтелекту;
- розробити інформаційну технологію раннього виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах;
- розробити інформаційну технологію раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах на основі імітаційного CFD-моделювання для планування втручань;
- розробити інтелектуальну інформаційну систему, яка реалізує інформаційну технологію раннього виявлення розладнань та планування оперативних втручань.

Об'єктом дослідження є нестационарні квазіперіодичні процеси в умовах інформаційної невизначеності.

Предметом дослідження є моделі, методи та інформаційні технології, що забезпечують раннє виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

Методи дослідження: проведені дослідження ґрунтуються на методах системного аналізу, загальної теорії систем, теоретико-множинному підході – при побудові моделі процесів обробки та аналізу гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів, методах аналізу часових рядів у частотній, часовій та частотно-часовій областях, нечіткого F-перетворення, фрактального аналізу, методах нелінійної динаміки – при розробці методів екстракції інформативних ознак часових рядів нестационарних квазіперіодичних процесів; методах теорії гідродинаміки – при розробці моделі інтегральної ознаки стану та методу синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів на основі дослідження їх фізичних властивостей; методах математичної фізики – для реалізації чисельного моделювання нестационарних квазіперіодичних процесів; методах обчислювального інтелекту – при побудові методів раннього виявлення розладнань та фільтрації аномалій в нестационарних квазіперіодичних процесах; методичних основах побудови інформаційних технологій – при побудові інформаційних технологій раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах та планування втручань.

Наукова новизна отриманих результатів.

1. Вперше запропоновано теоретико-множинну модель процесів обробки та аналізу гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів, яка містить функції інтелектуальної підтримки прийняття рішень та планування втручань з використанням методів імітаційного моделювання та сукупності математичних моделей на основі нейронних мереж, що дозволяє реалізувати комплексний підхід до підвищення якості раннього виявлення розладнань.

2. Вперше запропоновано математичну модель інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів, яка враховує сукупний вплив статичних та динамічних параметрів зовнішнього середовища, що дає можливість враховувати наявні властивості нестационарності та

квазіперіодичності при виявленні розладнань.

3. Вперше розроблено метод синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів, який містить у собі етапи визначення інтервалів сталості та критичного значення інтегральної ознаки стану нестационарного квазіперіодичного процесу, що дає змогу забезпечити прогнозування структурних розладнань в умовах неповної інформації про стан процесу.

4. Вперше розроблено метод раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах з використанням нейронних мереж опорних векторів, що містить етапи визначення властивості лінійної нероздільності даних, параметрів регуляризації та зворотної ширини радіальної базисної функції ядра за допомогою процедури крос-валідації на основі генетичного алгоритму, що дозволяє підвищити точність виявлення розладнань та зменшити витрати ресурсів на усунення розладнань.

5. Вперше запропоновано метод фільтрації аномалій нестационарних квазіперіодичних рядів на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання, який засновано на перетворенні одномірних масивів нестационарних квазіперіодичних рядів у двомірні масиви зображень та обчислення оптимального значення параметру роздільної здатності за допомогою ансамбля дерев рішень, що дає можливість відфільтрувати помилки реєстрації даних.

6. Удосконалено метод імітаційного моделювання просторово-часових характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів предметної галузі, який на відміну від існуючих містить етап завдання нестационарних граничних умов, що дає можливість сформувати багатовимірне візуальне представлення нестационарного квазіперіодичного ряду та за його допомогою локалізувати місцезнаходження розладнань.

7. Удосконалено метод оцінювання аналітичної неоднозначності гетерогенної інформації, який на відміну від існуючих містить етапи ідентифікації типу даних та класу невизначеності, що дає змогу підвищити

точність раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

8. Отримав подальший розвиток метод визначення інформативних ознак розладнань нестационарних квазіперіодичних рядів, який на відміну від існуючих містить етапи нечіткої апроксимації, визначення спектральних компонент на основі модифікованого коваріаційного методу та оцінювання хаотичних властивостей ряду, що у сукупності дає можливість підвищити ефективність раннього виявлення розладнань.

Практичне значення отриманих результатів. Розроблене в дисертаційній роботі математичне, інформаційне та технічне забезпечення інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень, в основу якого покладено інформаційні технології раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах для виявлення неадитивних розладнань та комп'ютерного планування втручань, надає можливість фахівцям предметних областей отримати необхідний набір кількісних характеристик розладнання і дозволяє уникнути подальших ускладнень, знизити ризик помилкового визначення стану об'єкту як при реалізації процедур технічної діагностики, так і при здійсненні лікувально-діагностичного процесу, у тому числі, в реальному часі. У той же час запропонована інформаційна технологія раннього виявлення неадитивних розладнань дозволяє ідентифікувати їх на ранній стадії, що дає, в свою чергу, змогу уникнути подальших ускладнень та запобігти аварійним ситуаціям. Комплексне використання розроблених інформаційних технологій раннього виявлення розладнань та планування втручань дозволяє окрім реалізації превентивних заходів отримувати економічний ефект в умовах страхової медицини.

Результати роботи апробовано і впроваджено в лікувально - діагностичний процес міської клінічної лікарні № 30, м. Харків (акт впровадження від 31.08.2017), Харківського науково-практичного центру хвороб вуха, горла, носа, ХМАПО (акт впровадження від 28.04.2017),

клінічної лікарні «Феофанія» Державного Управління Справами, м. Київ (протокол клінічних випробувань від 17.04.2015 р.), стандарти «ISCOANA» (лист-підтвердження від 02.11.2016 р.), в наукову діяльність Інституту проблем машинобудування ім. А.М. Підгорного Національної Академії Наук, м. Харків (акт впровадження від 28.09.2017), в навчальний процес ХНУРЕ (акт про впровадження від 02.10.2017). Програмно-апаратна система «Optimus» пройшла сертифікацію УКРСЕПРО та її включено у державний реєстр, свідоцтво № 14777/2015 від 12.06.2015 р.

Особистий внесок здобувача. Всі основні результати дисертаційної роботи, які виносяться на захист отримано автором особисто. У роботах, написаних зі співавторами, здобувачеві належить: [1] – критерій оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів, [4] – метод оцінювання аналітичної неоднозначності нестационарних квазіперіодичних процесів, [5] – метод реєстрації і обробки даних нестационарних квазіперіодичних часових рядів на прикладі риноманометричних даних, [6] – метод спектрального оцінювання нестационарних квазіперіодичних рядів на основі модифікованого коваріаційного методу, [7] – формальні моделі виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах, [8] – методика оцінювання впливу невизначеності даних на характеристики нестационарних квазіперіодичних процесів, [10] – програмно-апаратна система для оцінювання функції остіомеатального комплексу на основі аналізу нестационарних квазіперіодичних процесів, [11] – методика оцінювання невизначеності інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів, [12] – нечітка регресійна модель для аналізу нестационарних квазіперіодичних процесів на прикладі риноманометричних даних, [13] – метод розрахунку характеристик нестационарних процесів на основі застосування сингулярних інтегральних рівнянь, [14] – метод фільтрації аномалій нестационарних квазіперіодичних рядів, [15] – модель інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів, [19] – інформаційна технологія планування оперативних втручань, [22] – метод синтезу

інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів, [23] – програмно-апаратна система для оцінювання функції носового дихання, [24] – метод визначення параметрів нестационарних квазіперіодичних процесів для оцінювання вентиляційної функції співустья верхньощелепної пазухи, [25] – методика визначення інформативних параметрів нестационарних квазіперіодичних часових рядів на основі нечіткого перетворення, [26] – метод фільтрації аномалій нестационарних квазіперіодичних процесів на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання, [27] – метод екстракції інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів на основі апарату F-перетворення, [28] – метод екстракції інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів на основі фрактального аналізу, [29] – інтелектуальна інформаційна система для обробки гетерогенних даних, [30] – методика оцінювання інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів, [31] – апаратне забезпечення програмно-апаратної системи для діагностики функції остіомеатального комплексу, [32] – метод екстракції інформативних ознак патологічного стану для діагностики апное сну, [33] – модуль системи підтримки прийняття рішень на основі методів обчислювального інтелекту, [34] – метод оцінювання аналітичної неоднозначності інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів, [35] – модель інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів на прикладі риноманометричних даних, [36] – методика екстракції інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів, [37] – системний підхід до визначення інформативних ознак стану функції остіомеатального комплексу, [38] – методика оцінювання невизначеності даних нестационарних квазіперіодичних часових рядів, [39] – програмно-апаратний комплекс для реєстрації даних диференційного тиску, [40] – методика оцінювання невизначеності даних риноманометричних вимірювань, [41] – критерії ідентифікації патологічних станів, [42] – методика спектрального аналізу риноманометричних даних, [43] – метод

спектрального оцінювання нестационарних квазіперіодичних рядів на основі авторегресійної моделі на прикладі риноманометричних даних, [44] – критерії оцінювання точності даних вимірювань риноманометричних даних, [45] – критерій ідентифікації фаз носового дихального циклу, [46] – критерії оцінювання структури сигналів повітряного тиску, [47] – метод побудови тривимірної моделі, [48] – метод візуалізації процесу седиментації аерозольних частинок, [49] – програмне забезпечення модулю реєстрації вимірювань, [50] – метод побудови тривимірної моделі каналу нерегулярної форми, [51] – граничні умови чисельного моделювання, [52] – методика фільтрації зображень комп’ютерної томографії, [53] – методика оцінювання точності даних експериментальних досліджень, [54] – методика обробки даних зображень седиментації аерозольних частинок, [55] – модифікація методу побудови тривимірної моделі на основі моделі триангуляції Делоне, [56] – методика обчислення інтегрального критерію стану нестационарних квазіперіодичних процесів, [57] – методика оцінювання впливу просторових конфігурацій каналів на структуру нестационарних квазіперіодичних процесів, [58] – методика оцінювання невизначеності даних експертних оцінювань.

Апробація результатів роботи. Основні результати дисертаційної роботи доповідалися й обговорювалися на: Міжнародному україно-японському науково-промисловому форумі, Україна м. Одеса, 2013 р., 25-му Міжнародному конгресі європейської ринологічної асоціації Congress of the European Rhinologic Society, м. Амстердам, Нідерланди, 2014 р., 24-му та 25-му Міжнародному науковому симпозиумі “Metrology and Metrology assurance”, м. Созополь, Болгарія, 2014 р., 2015 р., 6-тій Міжнародній науково-технічній конференції «Сенсорна електроніка та мікросистемні технології» (СЕМСТ-6), Україна, м. Одеса, 2014 р., XVII-му Міжнародному молодіжному форумі «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті», м. Харків, 2014 р., 5-му Міжнародному радіоелектронному форумі «Прикладна електроніка. Стан та перспективи», м. Харків, 2014 р., XX-й Міжнародній

науково-технічній конференції «Гідроаеромеханіка в інженерній практиці», м. Київ, 2015 р., Міжнародних IEEE конференціях «International Conference on Computer Sciences and Information Technologies», Львів, Україна, 2015 р., 2016 р., 2017 р, Міжнародній конференції 36th IEEE International Conference on «Electronics and nanotechnology», Київ, 2016 р., Міжнародній конференції «The 1th IEEE International Conference on Data Stream Mining & Processing», Львів, 2016 р., VIII-й Міжнародній школі-семінарі «Теорія прийняття рішень», м. Ужгород, Україна, 2016 р., 26-му Міжнародному конгресі європейської ринологічної асоціації 26th Congress of the European Rhinologic Society, м. Стокгольм, Швеція, 2016 р., II-й Міжнародній науково-технічній конференції «Поліграфічні, мультимедійні і WEB-технології», Харків, 2017р.

Публікації. За результатами досліджень опубліковано 58 наукових праць (з них 8 одноосібно): 28 статей, серед яких 21 у фахових періодичних виданнях України та за кордоном з технічних наук, з них 6 статей в англійських виданнях, 4 з яких включено у міжнародну наукометричну базу Scopus, 7 статей у додаткових виданнях за темою дисертації, 1 з яких включено у міжнародну наукометричну базу Scopus, 2 патенти України на винахід, 1 патент України на корисну модель, 27 тез доповідей у матеріалах міжнародних наукових конференцій (5 в англійських виданнях, що включені в міжнародну наукометричну базу Scopus).

Структура та обсяг роботи. Дисертація складається зі вступу, 7 розділів, висновків, списку використаних джерел, додатків. Загальний обсяг роботи складає 420 сторінок тексту, що містять 2 анотації на 28 сторінках, 129 рисунків (4 рисунки повністю займають площу на 4 сторінках), 21 таблицю, список використаних джерел з 392 найменувань на 37 сторінках, 14 додатків на 49 сторінках.

1. АНАЛІЗ СТАНУ ПРОБЛЕМИ ВИЯВЛЕННЯ РОЗЛАДНАНЬ І ПОСТАНОВКА ЗАВДАНЬ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1 Сучасний стань питання та аналіз проблеми виявлення розладнань

Проблема виявлення розладнань є однією з найважливіших науково-технічних проблем, що виникає у галузях медицини, електроенергетики, металургійної промисловості, приладобудуванні, екології та інших галузях. Перш за все це пов'язано із вимогами безпеки та надійності до експлуатації різноманітних технічних об'єктів, таких як атомні електростанції, гідроелектростанції, об'єкти хімічної промисловості, виникнення аварійної ситуації на яких може призвести до важких наслідків. Фактично завдання виявлення розладнань є складовою задачі діагностики – розпізнавання стану та оцінки властивостей об'єкту, яке виникає у задачах технічної та медичної діагностики. Проте у загальному випадку вирішення проблеми має більш широкий смисл та є актуальним у задачах екологічного моніторингу, аналізу фінансового ринку, виявлення розладнань у системах гідроприводів літальних апаратів, у системах керування об'єктами, які характеризуються процесами із невизначеною динамікою, змін властивостей радіолокаційних сигналів, вібросигналів та сигналів іншого походження.

Широкого застосування методи виявлення розладнань набули у медичній галузі. В основному це біотехнічні системи діагностичного типу, до яких відносять системи клінічного моніторингу, функцією яких є контроль стану пацієнта в процесі лікування. Сучасна концепція клінічного моніторингу передбачає безперервний контроль стану пацієнта, який здійснюється на основі реєстрації фізіологічних даних та оцінки діагностичних показників організму з метою виявлення відхилення показників, попередження небезпек і ускладнень, що виникають в процесі лікування. Основу фізіологічних даних складають біомедичні сигнали, які є

різноманітними за характером прояву (електричні, механічні, хімічні та ін.) діяльності фізіологічних систем організму. Аналіз параметрів і характеристик біомедичних сигналів доповнює клінічну картину захворювання об'єктивної діагностичною інформацією, що дозволяє виявляти розладнання та прогнозувати розвиток стану пацієнта.

Відповідно до [1, 2], розладнання - це різке змінення характеристик процесу, що відображується у зміненні параметрів сигналів, які діють на нього або генеруються системою керування, також це можуть бути будь-які сигнали, що характеризують стан об'єкту, змінення яких призводить до втрати функції, що виконується об'єктом. Основною складністю є виявлення внутрішніх змін об'єкту, які не обов'язково безпосередньо спостерігаються та аналізуються разом із іншими видами збурень. Наприклад, складним завданням є визначення змінення модальних характеристик вібросигналів при наявності у даних вимірювання суміші інформації, яка стосується змін як у структурі, так і збурень навколишнього середовища, або визначення інформативних ознак біомедичних сигналів на тлі перешкод, які виникають внаслідок реєстрації фізіологічних шумів організму. Різка зміна у даному контексті - це будь-яка зміна параметрів системи, яка відбувається або миттєво, або принаймні дуже швидко відносно періоду вибірки вимірювань. Різкі зміни ніяк не означають зміни з великою величиною; навпаки, в більшості застосувань головною проблемою є виявлення невеликих змін. Крім того, в деяких випадках раннє попередження про малі, а не обов'язково швидкі зміни має вирішальне значення для уникнення економічних або навіть катастрофічних наслідків, які можуть виникнути внаслідок накопичення таких незначних змін. Наприклад, невеликі розлади, що виникають в датчиках навігаційної системи, можуть, завдяки базовій інтеграції, призвести до серйозних помилок у розрахунковому положенні літака. Інший приклад - раннє попередження про малі відхилення від нормальних умов роботи промислового процесу. Раннє виявлення незначних змін у технічних системах дозволяє планувати періоди, протягом яких процес

слід перевіряти знов та можливо призначити ремонт, а отже, зменшити витрати на експлуатацію. Раннє виявлення розладнань у медичній практиці взагалі важко переоцінити, оскільки своєчасне призначення лікування є основою запобігання розвитку ускладнень стану пацієнта, які можуть бути незворотними.

Процес виникнення розладнань та відмов у технічних системах пов'язаний із недостатнім забезпеченням характеристик надійності діагностичних контурів, в яких реалізовані алгоритми та методи обробки часових рядів. Особливої уваги потребує раннє виявлення розладнань, які по даним різних літературних джерел виникають внаслідок неправильної експлуатації у 74% - 82% випадків [3-5]. У такому випадку алгоритми налаштовані на стохастичні процеси не спрацьовують, тим самим не даючи змоги своєчасного виявлення розладнань на ранній стадії.

Аналіз проблеми виявлення розладнань у медичній практиці пов'язаний зі статистикою лікарських помилок. Однією з причин діагностичних помилок, які складають понад 30% [6,7] серед інших категорій лікарських помилок за інструментально-функціональним критерієм є саме ті, що виникають унаслідок застосування об'єктивних методів діагностики. В основі обробки даних методів об'єктивної діагностики лежить математичний апарат обробки часових рядів за допомогою статистичних методів, або методів, які відображують фізичний сенс того чи іншого фізіологічного процесу [8-14].

Найвищі показники серед населення світу мають захворювання та травми носових дихальних шляхів, що пов'язано з величезним економічним впливом [15,16]. Наприклад, діагноз риносинуситу був зареєстрований більш ніж у 10% населення в Європі, Японії та Сполучених Штатах Америки [17, 18]. Формування носового поліпа часто викликано хронічним запальним риносинуситом, при цьому поширеність носового поліпозу серед населення країн Європейського союзу в даний час спостерігається у 2% - 4% випадків [15]. У 65-70% випадків риносинусит асоціюється з обструкцією носового

дихання [19, 20]. Загальна кількість діагнозів викривлення носової перетинки складає від 9,5% у дітей до 19,4% у дорослого населення [21, 22]. Щодо статистики лікарських помилок, наприклад тільки в Європі з вищезгаданих причин було неправильно призначено оперативні втручання у 20% - 24% випадків [23, 24]. У даному контексті помилки, що виникають пов'язані із диференційною діагностикою на основі об'єктивного оцінювання функції носового дихання, на підставі якого у тому числі приймається рішення про оперативне втручання.

Завдання виявлення розладнань також можна перенести у площину завдань теорії прийняття рішень [25]. У такому випадку, наприклад, у медичній галузі набір методів в арсеналі лікаря складається з теоретико-множинних, аналітичних, методів математичної лінгвістики та ін. Проблемі обробки медичних даних для вирішення завдань виявлення розладнань на основі методів обчислювального інтелекту присвячено роботи [26-29]. Треба зазначити, що розв'язання задачі виявлення розладнань у медичній діагностиці є завданням формування рішень, заснованих на використанні даних клініко-інструментальних досліджень, з одного боку, а з іншого боку виявлення розладнань у медичній практиці у всіх випадках пов'язано із людським фактором, оскільки прийняття рішення замикається на лікареві, як особі, що приймає рішення про розладнання. Останнім часом процес визначення розладнань у таких областях, як ринологія, кардіологія, судинна хірургія, відрізняється використанням не тільки вищезазначених стандартних методів, а й методів імітаційного моделювання на основі моделей Computational Fluid Dynamics (CFD). З іншого боку CFD-моделювання нестационарних квазіперіодичних процесів у каналах зі складною геометрією використовується для виявлення розладнань та попереднього планування необхідних втручань у технічних системах галузей металургії, паливно-енергетичного комплексу, різноманітних гідравлічних системах літальних апаратів, трубопроводів та ін.

Таким чином, виникає необхідність розширити практичну значимість проблеми виявлення розладнань не тільки для задачі діагностики, а і для планування оперативних втручань. За останні десять років у багатьох публікаціях [30-36] спостерігаються спроби використання CFD-аналізу для отримання нової діагностично-значущої інформації, яка може бути вирішальною при прийнятті рішення про проведення оперативного втручання у тієї чи іншій області, пов'язаної із дослідженням динаміки біорідини та газу або слугувати засобом забезпечення процесу планування. Дані дослідження мають локальний характер і потребують стандартизації з урахуванням специфіки кожної предметної області. Цьому сприяє також програма Євросоюзу «Horizon2020», а саме напрям «Personalized computer models and in-silico systems for well-being», основною метою якої є створення індивідуалізованого «patient specific» підходу при здійсненні діагностично-лікувальних процесів.

У більшості випадків існуючі методи виявлення розладнань, як в технічних, так і біологічних системах використовують апарат математичної статистики, не володіють достатньою точністю, робастністю і швидкодією та є придатними для обробки лише стаціонарних стохастичних процесів. В той час, коли більшість реальних процесів мають різну природу походження та породжуються широким класом нелінійних детермінованих систем, що обумовлює відсутність властивостей стаціонарності і стохастичності. Це суттєво обмежує ефективність їх застосування, з тієї причини одним з перспективних напрямів розвитку теорії виявлення розладнань є виявлення розладнань в нестаціонарних квазіперіодичних процесах. Враховуючи той факт, що окрім даних часових рядів процеси, які досліджуються, характеризуються іншою гетерогенною інформацією, що містить числові, бінарні, нечіткі, лінгвістичні, а також дані зображень, доцільно проаналізувати математичний апарат, який застосовується для задач технічної і медичної діагностики.

1.2 Математичний апарат, що застосовується у задачах виявлення розладнань

Класичний підхід до виявлення розладнань.

Для вирішення завдання виявлення розладнань існує велика кількість моделей та методів, істотна більшість яких ґрунтується на статистичних методах, як універсальному інструменті аналізу даних випадкових процесів. Цьому напрямку присвячено досить великий обсяг літературних джерел [37-47]. В межах даного напрямку можна визначити три підходи: апостеріорний, апріорний та комбінований [48-50]. Апостеріорний підхід передбачає наявність повної вибірки даних спостережень, додаткового визначення чи є вона генеральною сукупністю та визначення на її основі моменту часу розладнання. Застосовується у задачах де є критичним момент часу розладнання, наприклад при аналізі сейсмограм, основний недолік – неможливість обчислень у реальному часі. Долає цей недолік апріорний (послідовний) підхід, який на відміну від апостеріорного забезпечує прийняття рішень під час функціонування об'єкта в реальному часі. Комбінований підхід представляє собою сукупне використання апріорного та апостеріорного методів, тобто спочатку визначається факт розладнання, а далі дані обробляються за допомогою апостеріорного методу, що призводить до збільшення обчислювальної складності та часового фактору.

Найбільш перспективним, з огляду на стрімкий розвиток технологій паралельних обчислювань на основі CPU та GPU, є апріорний підхід. Саме він є придатним для застосування у завданнях раннього виявлення розладнань у режимі реального часу. Раннє виявлення розладнань дає змогу попередити подальші, більш складні розладнання, які у будь-якому випадку призведуть через деякий момент часу до неможливості виконання об'єктом його цільової функції. Особливого сенсу це набуває у випадку із виникненням аварійних ситуацій на таких об'єктах як електростанції,

гідроелектричної, задачах попередження екологічної катастрофи, аналізу радіолокаційних сигналів у системах оборонного призначення та задачах медичної діагностики з метою своєчасного проведення превентивних заходів.

У роботах [49, 51, 52] аналізуються параметричні, семіпараметричні і непараметричні методи та їх модифікації для випадку нестачі даних про статистичний розподіл процесу. Множина літературних джерел [53-63] висвітлює методи ідентифікаційного підходу, а саме таких, що базуються на алгоритмах із скінченною пам'яттю, нескінченною, та такою, що регулюється. В межах даного підходу також використовується метод еліпсоїдального оцінювання [64]. У роботах [53, 65] досліджуються методи багатомодельного підходу, адаптивні алгоритми визначення вагових коефіцієнтів та ймовірностей гіпотез, методи регулювання пам'яті алгоритмів ідентифікації [66-68].

Розглянемо більш детально основні методи. До методів послідовного підходу відносять методи на основі алгоритму Гіршика-Рубіна-Ширяєва (GRSh) та його модифікації [69], які ґрунтуються на розрахунку ймовірності знаходження процесу у стані розладнання:

$$\tau = \inf(t : \pi_t > \lambda), \quad (1.1)$$

де τ - момент розладнання, λ - поріг визначення.

Якщо у стані відсутності розладнання ймовірність значень ряду дорівнює $f(x_t, \Theta_0)$, а в стані наявності розладнання - $f(x_t, \Theta_1)$, тоді стан сигналу обчислюється за допомогою виразу:

$$w = \frac{f(x_t, \Theta_0)}{f(x_t, \Theta_1)}. \quad (1.2)$$

На кожному кроці накопичується добуток $W_t = w_t(1 + W_{t-1})$, $W_0 = 0$.

Правило подачі сигналу про розладнання має вигляд:

$$\tau = \inf(t : W_t \geq b), \quad (1.3)$$

де b - чутливість виявлення.

Відома версія даного методу на основі рекурентної формули для значень ймовірності початкових станів, розроблена незалежно від авторів А.М. Ширяєвим [70, 71].

Методи, що базуються на накопиченні кумулятивних сум Е.С. Пейджа (CUSUM) [72, 73]. В основу алгоритма виявлення покладено послідовний критерій відношення ймовірностей для двох гіпотез: наявності та відсутності розладнання, тоді кумулятивна сума набуває вигляду:

$$S_t = S_{t-1} + \ln(f(y_t / \theta_2) f(y_t / \theta_1)), \quad (1.4)$$

де θ_1 - гіпотеза наявності розладнання, θ_2 - гіпотеза відсутності розладнання, $f(y_t / \theta_1)$ - скалярний параметр щільності розподілу при наявності розладнання, $f(y_t / \theta_2)$ - відсутності розладнання, $\ln(f(y_t / \theta_2) f(y_t / \theta_1))$ - логарифм відношення правдоподібності, що забезпечує облік інформації про нові дані процесу, що спостерігається.

Згідно з алгоритмом кумулятивна сума S_t порівнюється на кожному кроці з двома порогами ε і h ($\varepsilon, h > 0$). Якщо на кроці t $g_t > h$, то приймається гіпотеза θ_2 , а якщо $g_t < \varepsilon$, то+ приймається гіпотеза θ_1 . Проте у даному випадку завдання вирішується некоректно щодо випадку належності всієї вибірки до однієї з гіпотез. Відповідно до модифікації Е.С. Пейджа на основі відновлювання накопичення суми з нуля після прийняття гіпотези θ_1 на кроці $t-1$, у момент, коли гіпотеза θ_2 змінить гіпотезу θ_1 , математичне очікування логарифму правдоподібності буде позитивним і сума S_t почне збільшуватися. Якщо поріг ε встановити рівним нулю, то:

$$\begin{aligned} S_t &= \max(0, S_{t-1} + g_t), \\ g_t &= \ln(f(y_t / \theta_2) / f(y_t / \theta_1)). \end{aligned} \quad (1.5)$$

Сигнал про розладнання подається у момент часу:

$$\tau = \inf(t \geq 1 : S_t > h). \quad (1.6)$$

Визначивши закон розподілу та одну з ймовірнісних характеристик - параметр θ , отримуються рекурентні формули накопичення кумулятивної суми, наприклад для нормального розподілу це:

$$f = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(y-m)^2}{2\sigma^2}\right).$$

Також існує модифікація алгоритму для апостеріорного застосування:

$$t_0 = \inf\{k : S_{k-1} \geq S_j, j = 2, N\},$$

$$S_k = \sum_{i=1}^k (\ln f(y_i / \theta_1) - \ln f(y_i / \theta_2)).$$

У роботах [74,75] розроблено процедуру розрахунку максимальної правдоподібності:

$$\tau = \inf \left\{ t \geq 1 : \max_{k \leq t} \sum_{i=1}^t \ln f(y_i / \theta_2) - \ln f(y_i / \theta_1) \geq h \right\} \quad (1.7)$$

До недоліків методу можна віднести низьку ефективність при відхиленні значення θ_2 та складність отримання рекурентного запису і як наслідок високу обчислювальну складність.

Наступною групою методів є методи на основі леми Неймана-Пірсона [76]. У цьому випадку для додаткової вибірки $\tilde{N} : \{y_t^{t+\tilde{N}-1}\}$ на кожному кроці виконується перевірка гіпотези $\theta = \theta_1$ проти $\theta = \theta_2$ згідно критерію максимальної правдоподібності. Далі обчислюється кумулятивна сума, яка порівнюється з деяким порогом h . Якщо це нормальний розподіл, кумулятивна сума обчислюється за допомогою виразу:

$$S_{\tilde{N}}^t = ((\theta_2 - \theta_1) / \sigma^2) \left(\sum_{i=1}^{t+\tilde{N}-1} y_i - \tilde{N}(\theta_2 + \theta_1) / 2 \right) \quad (1.8)$$

У даному випадку виявлення здійснюється за правилом Шухарта [77], згідно з яким визначається показник-еталон, у якості якого використовується середнє арифметичне значення спостережень додаткової вибірки або ковзне середнє. Даний алгоритм реалізує виявлення змінення математичного очікування послідовності.

Далі розглянемо алгоритми, що засновані на експоненціальному згладжуванні [78]. Згідно з алгоритмом на кожному кроці спостереження накопичується сума:

$$S_t = (1 - k)S_{t-1} + k(y_t - m), \quad (1.9)$$

де m - математичне очікування.

У разі перевищення середнього значення порогу сигнал про розладнання подається згідно виразу (1.6). Існує модифікація методу згідно з якою накопичуються дві суми [79]:

$$\begin{aligned} S_t &= (1 - k)S_{t-1} + k(y_t - m), \\ R_t &= (1 - k)R_{t-1} + k | y_t - m |. \end{aligned}$$

На наступному кроці обчислюється оцінка:

$$G(n) = \frac{S(n)}{R(n)}. \quad (1.10)$$

При цьому сигнал про розладнання подається у випадку, якщо $G \geq h_2$ або $G \leq h_1$ при $-1 < h_1 < h_2 < 1$.

Треба відзначити, що вищерозглянуті алгоритми і методи потребують визначення розподілу випадкової величини, що є істотнім недоліком їх використання у всіх інших випадках.

Для випадку нестачі даних про статистичний розподіл процесу рекомендовано застосування непараметричних алгоритмів, які

використовують замість визначення параметру θ функцію вікна, що ковзає. Даний метод полягає у визначенні характеристик розподілу на інтервалах $[t-1; y][t; t+l]$ довжини l до і після точки розладнання. Також відомий непараметричний метод на основі налаштування алгоритму кумулятивних сум в такий спосіб, щоб він реагував на будь-які зміни заданої характеристики розподілу. Якщо відомий напрям зміни величини $\tilde{\theta}_2$, $\theta_2 > \theta_1$ і відома що величина параметра після розладнання збільшується, то за умови нормального розподілу застосовується:

$$g_t = y_t - m_1 - k \text{ при } m_2 > m_1, \quad (1.11)$$

для випадку зменшення

$$m: g_t = -y_t + m_1 + k \text{ при } m_2 < m_1 \quad (1.12)$$

де $k \geq 0$ - поріг чутливості методу для відхилення від θ_1 , m_1, m_2 - математичне очікування величини до і після розладнання.

У роботі [80] розроблено модифікацію методу для апостеріорного підходу:

$$t_0 = \arg \max_{1 \leq t \leq N-1} (t(N-1)(\bar{y}_t - y_t^*)^2 / N),$$

$$\bar{y}_t = t^{-1} \sum_{i=1}^t y_i$$

$$\bar{y}_t^* = (N-t)^{-1} \sum_{i=1}^N y_i.$$

З літературних джерел [81, 49] відомі модифікації методу на основі зміни медіани випадкової послідовності, для якої невідома функція розподілу.

Методи ідентифікаційного підходу [82], що використовуються у системах керування повинні дотримуватися принципу компромісу між фільтруючими та слідкуючими властивостями алгоритмів, щоб оптимально поєднати функції діагностуючих та ідентифікаційних контурів. Задачу

послідовного виявлення розладнань в процесі адаптивної ідентифікації можна формалізувати за допомогою моделі:

$$\hat{y}(t) = \hat{\theta}^T(t-1)x(t), \quad (1.13)$$

адаптація якої здійснюється за допомогою рекурентних методів:

$$\begin{cases} \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + \gamma(t)v(t)\hat{x}(t), \\ v(t) = y(t) - \hat{y}(t) = y(t) - \hat{\theta}^T(t-1)x(t), \end{cases} \quad (1.14)$$

де $y(t)$ - вихідний часовий ряд, $\gamma(t)$ - коефіцієнт підсилення, $v(t)$ - похибка ідентифікації, $\hat{x}(t)$ - вектор узагальнених входів $x(t)$, $\hat{\theta}^T$ - вектор невідомих параметрів.

Для оцінювання похибки ідентифікації використовується різноманітні модифікації критерію мінімуму суми квадратів похибок ідентифікації. Для випадку, коли всі похибки мають однакову вагу $I_t = \sum_{i=1}^t v^2(i)$, алгоритм має вигляд:

$$\begin{cases} \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + \frac{P_x(t-1)}{1 + x^T(t)P_x(t-1)x(t)} (y(t) - \hat{\theta}^T(t-1)x(t))x(t), \\ P_x(t) = P_x(t-1) - \frac{P_x(t-1)x(t)x^T(t)P_x(t-1)}{1 + x^T(t)P_x(t-1)x(t)} \end{cases} \quad (1.15)$$

та при незмінних параметрах об'єкту забезпечує монотонну збіжність оцінок до справжніх значень параметрів.

До недоліків підходу можна віднести той факт, що на початкових етапах, коли система працює у режимі навчання виявити розладнання неможливо. Також необхідно оптимальним чином задавати набір контрольованих змінних, що характеризують об'єкт керування.

Припущення про статистичний характер збурень вимагають використання критеріїв оцінювання, від суми квадратів похибок для

нормального розподілу до групи алгоритмів ідентифікації, заснованих на методі найменших модулів, баєсівському оцінюванні, мінімаксному підході, робастних оцінках, тощо. В абсолютній більшості публікацій з проблем ідентифікації в умовах збурень припускається, що ці збурення мають випадкову природу, а отже і оцінки невідомого вектору можуть бути знайдені лише у формі моментів деякого багатовимірного розподілу. Вимог до характеру збурень, окрім належності до визначеного інтервалу, не існує для оптимального алгоритму еліпсоїдального оцінювання. Алгоритм дозволяє вирішувати задачу рекурентної ідентифікації об'єкта керування в умовах відсутності апріорної інформації про характер збурень, крім їх обмеженості, виявляти розладнання в об'єкті у поточному часі.

Всі вищезазначені методи знайшли широке впровадження для виявлення розладнань в технічних системах. Проте загальним їхнім недоліком є придатність до застосування лише для обробки послідовностей випадкових величин, а також вимоги до стаціонарності досліджуваних процесів.

Проблему виявлення розладнань у нестационарних процесах було досліджено у роботі [52], де запропоновано модель оцінювання ймовірнісних характеристик стохастичного нестационарного процесу на основі розбиття часового ряду на ділянки з подібними статистичними характеристиками, таким чином намагаючись знайти стаціонарні ділянки ряду. Проте з роботи не зовсім зрозуміло, який саме критерій подібності використовується і як вчиняти із ділянками, що не володіють близькими статистичними характеристиками. Таким чином, методи виявлення розладнань на основі вищерозглянутих алгоритмів можна інтерпретувати як засіб дослідження часових рядів, статистичні характеристики яких аналізуються з мінімальною затримкою у часі. Якщо проаналізувати ефективність даних методів, вони виявляються дієвими лише для адитивних змінень, тобто змінень середнього значення вихідних спостережень. Для виявлення неадитивних змін, які є результатом змінення динаміки системи, індикатором яких є змінення у

спектральному складі процесів, необхідно розробляти модифікації. Приклади адитивних і неадитивних розладнань [1] наведено на рис.1.1.

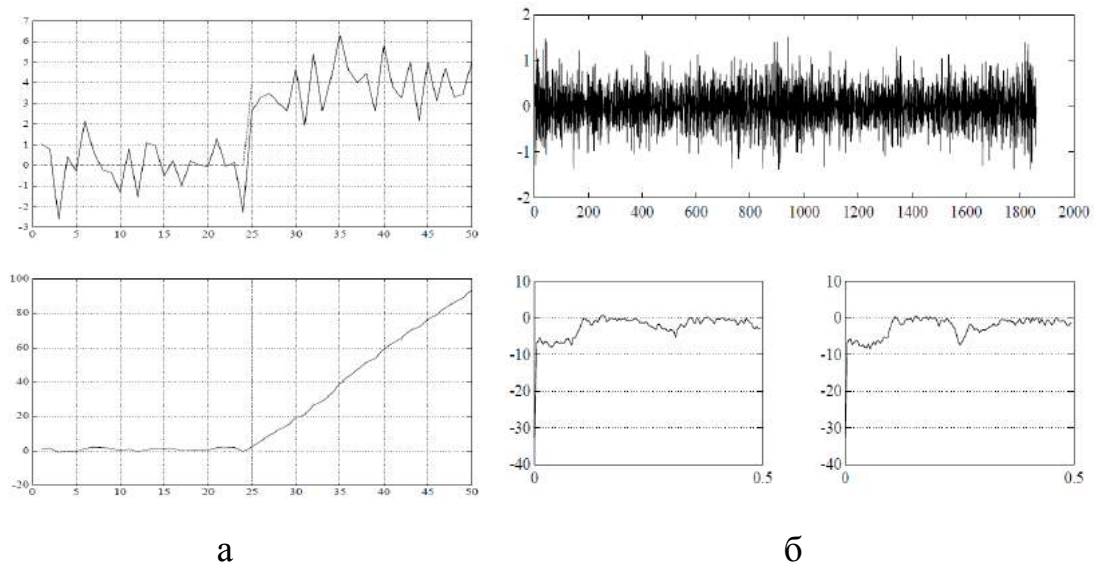


Рисунок 1.1 –Класифікація розладнань

а- адитивні, б – неадитивні.

Дослідження методів аналізу часових рядів стосовно нестаціонарних квазіперіодичних процесів проведене у четвертому розділі дисертаційної роботи.

Альтернативні підходи до виявлення розладнань.

Як продовження аналізу застосування статистичних методів, доцільно розглянути основні приклади їх використання для прийняття рішень у медицині. У медичній діагностиці завдання виявлення розладнань у своїй більшості ґрунтуються на статистичних моделях. Вибір моделі у кожному конкретному випадку залежить від кількості ознак, що аналізуються, характеру розподілу даних, можливості врахування існуючих апріорних гіпотез, залежності або незалежності порівняльних вибірок. Статистичні методи насамперед ставлять своєю метою виявлення закономірностей, властивих об'єктам дослідження, пошуку спільного й відмінностей між окремими групами об'єктів, оцінки впливу на них різноманітних зовнішніх факторів. Найбільш поширеними для медичних завдань є метод Байєса та метод Вальда [83]. Метод Байєса ґрунтується на виборі симптомів, характерних для конкретної патології і дозволяє перераховувати апріорні

ймовірності захворювань в апостеріорні ймовірності цих захворювань згідно (1.16).

$$P(d_j / X^*) = \frac{P(d_j)P(X^* / d_j)}{\sum_{j=1}^m P(d_j)P(X^* / d_j)}, \quad (1.16)$$

де $P(d_j)$ - апіорна ймовірність діагнозу, $d_j, j = \overline{1, m}$; $P(X^* / d_j)$ - умовна ймовірність діагнозу d_j при наборі симптомів $X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$; $P(d_j / X^*)$ - апостеріорна ймовірність діагнозу d_j при наявності у пацієнта набору симптомів X^* . За результатами обчислення апостеріорних ймовірностей всіх можливих діагнозів, вибирається діагноз з найбільшою ймовірністю [84]. Однак більшість патологій характеризуються пересічними та залежними наборами симптомів, що робить можливим його застосування тільки для первинної діагностики.

Метод Вальда базується на обчисленні відношення правдоподібності для послідовності ознак і порівняння його з областю невизначеності, яка отримується на основі аналізу навчальної вибірки. Для двох діагнозів і системи ознак відношення правдоподібності буде:

$$\Omega = \frac{P(X / D_1)}{P(X / D_2)}, \quad (1.17)$$

при

$$P(D_1) + P(D_2) = 1 \quad (1.18)$$

де $P(X / D_n)$ - умовна ймовірність наявності системи ознак X при діагнозі D_n . Для незалежних ознак (1.17) перетворюється на

$$\Omega = \prod_{j=1}^m \frac{P(X_j / D_1)}{P(X_j / D_2)}, \quad (1.19)$$

при цьому аналіз ознак реалізується у порядку зменшення їх інформативності [83], отримане значення Ω порівнюється з порогоми

$A = (1 - \beta) / \alpha$; $B = \beta / (1 - \alpha)$, де α - ймовірність похибки прийняття діагнозу D_2 при діагнозі D_1 , β - ймовірність помилково прийнятого діагнозу D_1 при наявності діагнозу D_2 . Якщо $\Omega > A$, то приймається рішення про наявність діагнозу D_1 , якщо $\Omega < B$ - приймається діагноз D_2 . У протилежному випадку приймається рішення про відмову у постановці діагнозу.

Одним з шляхів пошуку функціональних залежностей в емпіричних даних є підхід, що використовує різноманітні модифікації регресійного аналізу [24, 85, 86], який дозволяє обчислити значення деякого вихідного параметра, що визначає відповідний діагноз. Проте у випадках, коли відсутній чіткий функціональний зв'язок між причиною та наслідком, ця група методів не є ефективною. Загальним недоліком розглянутих методів є необхідність великого обсягу даних та репрезентативність вибірки, а також залежність від умов експерименту [26, 87]. Отже завдання виявлення розладнань у даному контексті набуває дещо іншого сенсу, оскільки задача аналізу часових рядів доповнюється задачею обробки та аналізу інших категорій даних, які тою чи іншою мірою характеризують об'єкт дослідження.

Якщо досліджувати проблему виявлення розладнань з позиції теорії технічної діагностики, подальший аналіз доцільно виконувати, ґрунтуючись на концепції технічного діагностування, запропонованою у [88] як найбільш повною на думку автора.

Відповідно до класифікації методів технічного діагностування виділяється три групи методів:

- 1) вимірювання параметрів стану об'єкту дослідження, які у своєї більшості складають фізичні методи неруйнівного контролю;
- 2) скорочення розмірності даних, які підрозділяються на групу методів зменшення кількості ознак і відбору інформативних ознак та групу методів формування вибірки даних;

3) прийняття діагностичних рішень (ПР), які діляться на три основні групи, це методи на основі фізичних моделей, метод на основі моделей, що керуються даними та методи ПР у залежності від типу моделі.

Фрагмент узагальненої класифікації методів технічної діагностики для третьої групи прийняття діагностичних рішень наведено на рис. 1.2.

Останні десять років стрімко розвиваються методи, що керуються даними, для практичного застосування яких існує дуже багато реалізацій. Для вирішення завдань виявлення розладнань у публікаціях [89-95] наведено цілий арсенал методів, які згідно класифікації Ю. І. Журавльова [96] можна віднести до методів розпізнавання образів. Методи класифікації у своїй більшості базуються на метричних методах [97], таких як метод найближчих сусідів, метод потенціальних функцій, які є лінійними класифікаторами та на жаль потребують зберігання всієї навчальної вибірки.

Метод на основі критерію Байєса [98, 99], методи голосування [100], а також логічні методи, серед яких найбільш популярним є метод дерев рішень [101], представляють собою процес розрізання вхідного простору і присвоювання прогнозів фрагментам простору. Слід зазначити, що алгоритми на основі дерев рішень і методу Байєса добре автоматизовані і можуть бути досить швидкими, але метод Байєса передбачає незалежність між кожними парами ознак, і у більшості випадків є прийнятним для так званої грубої класифікації.

Побудова формальних операцій над числовими або символічними відображеннями об'єктів, що досліджуються для віднесення їх до того чи іншого класу – основне завдання теорії розпізнавання образів. Розроблена формальна модель є вирішальним правилом, за яким встановлюється, до якого класу може бути віднесено об'єкт. Приналежність оцінюваних об'єктів до будь-яких класів визначається на основі відношення еквівалентності між цими об'єктами. Згідно з даною класифікацією методи розпізнавання образів відносяться до третьої групи.

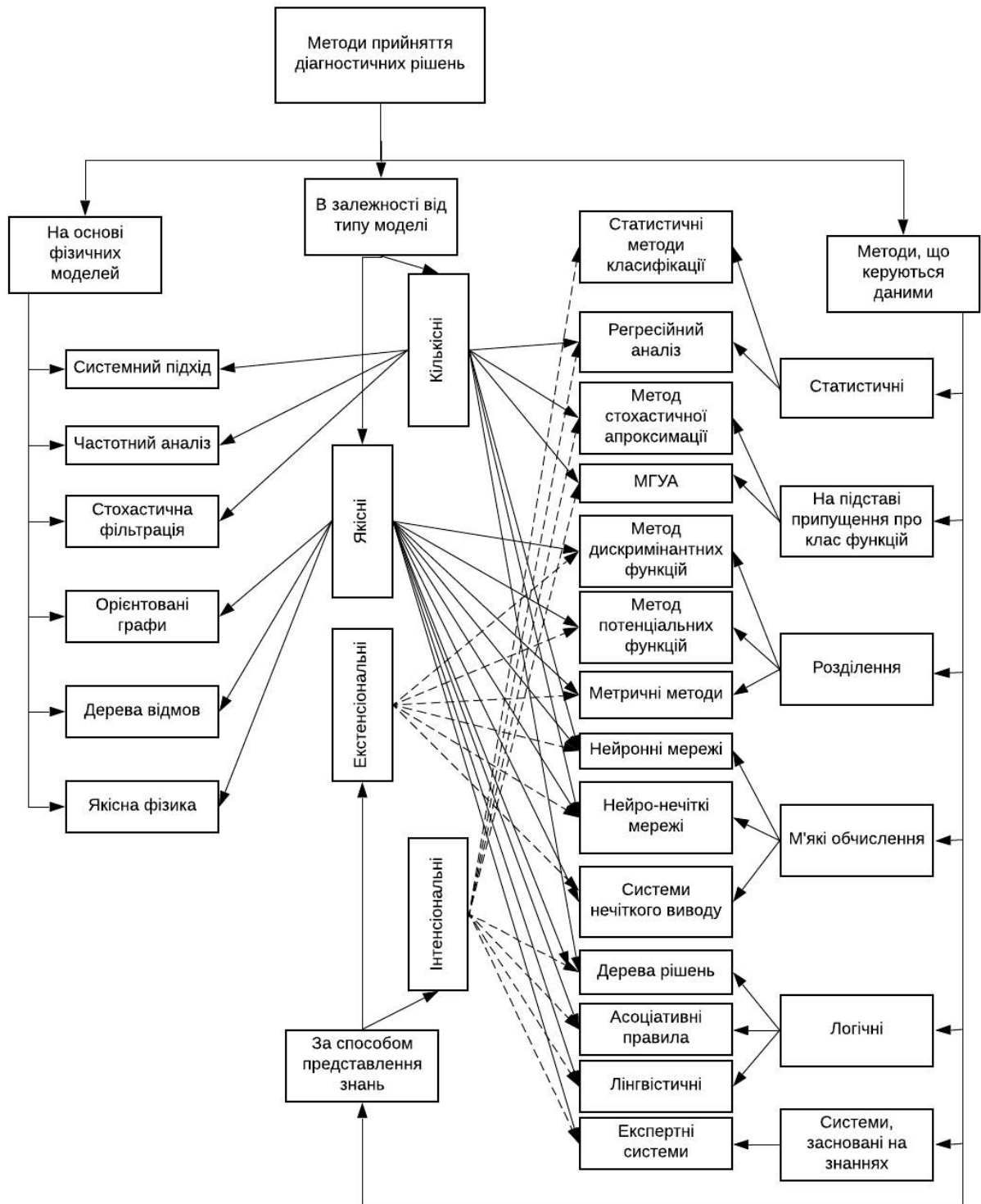


Рисунок 1.2 – Класифікація методів прийняття рішень для задач технічної діагностики

Коротко розглянемо основні методи. Класифікація на підставі методу Байєса використовує алгоритм із початковим припущенням про незалежність між кожними парами ознак [83], що дозволяє імплементати алгоритм на

великих вибірках. У такому випадку модифікація (1.16) з припущенням про незалежність $P(x_i | y_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n) = P(x_i | y)$ має вигляд:

$$P(y | x_1, \dots, x_n) = \frac{P(y) \prod_{i=1}^n P(x_i | y)}{P(x_1, \dots, x_n)}, \quad (1.20)$$

та вирішальне правило:

$$\hat{y} = \arg \max_y P(y) \prod_{i=1}^n P(x_i | y). \quad (1.21)$$

Метод «найближчих сусідів», як найбільш популярний серед групи метричних методів, використовує вирішальне правило:

$$\begin{aligned} a(u, \Omega_0) &= \arg \max_{y \in Y} \Gamma_y(u, \Omega_0) \\ \Gamma_y(u, \Omega_0) &= \sum_{i=1}^K [y_u^{(i)} = y] \omega(i, u) \end{aligned} \quad (1.22)$$

де u - об'єкт класифікації, y - клас, $\omega(i, u)$ - вагова функція, що оцінює ступінь важливості, $\Gamma_y(u, \Omega_0)$ - функція оцінювання ступеню близькості об'єкту до класу.

Об'єкт u буде віднесено до того класу y , для якого сумарна вага найближчих об'єктів з навчальної вибірки є максимальною. Критерій вибору функції $\omega(i, u)$ обумовлені тим, що найменшій відстані між об'єктами вибірки u та $x_u^{(i)}$ відповідає найбільша ймовірність вірної класифікації. Об'єкт u буде віднесено до того класу, якому належить більшість елементів серед k найближчих сусідів $x_u^{(i)}, i = \overline{1, k}$:

$$\omega(i, u) = [i \leq k] \omega_i, a(u, \Omega_0, k) = \arg \max_{y \in Y} \sum_{i=1}^k [y_u^{(i)} = y] \omega_i. \quad (1.23)$$

У якості метрики можуть обиратися відстані Евкліда, Мінковського, Хемінга, та ін. [102].

Алгоритми класифікації на основі дерев рішень, наприклад C4.5, CART [103] використовують принцип ієрархій у гілках якої визначають розбиття

простору ознак, а листами є функції класифікації. Якщо всі об'єкти вибірки належать до одного класу, то дерево є листом-маркером класу, що найчастіше виявляється у виборці. У протилежному випадку необхідне розбиття вихідної вибірки на декілька підвбірок, для кожної з яких визначається окремий критерій, наприклад мінімум величини ентропії. За отриманим деревом будується вирішальна функція. Дані методи дозволяють досягти прийнятних результатів класифікації, однак треба пам'ятати про запобігання перенавчання у випадку створення складних конструкцій дерев, також оптимальність забезпечується локально, а не для всього дерева в цілому.

До загальних недоліків методів цієї групи можна віднести вимогу наявності заздалегідь відомих еталонів-зразків розладнань.

Необхідно звернути увагу на той факт, що якість прийняття класифікаційного рішення залежить не тільки від побудови вирішального правила, а й від процедури відбору інформативних ознак, для чого необхідно застосовувати методи груп «feature extraction» і «feature selection» [104, 105]. До групи «feature extraction», перш за все, відносять методи конструювання ознак, серед яких найбільш популярним на практиці є метод головних компонент (PCA), який використовує ортогональне перетворення набору ймовірно корельованих ознак у множину некорельованих ознак - головних компонент. Метод PCA має високу ефективність, проте можна зазначити і такий недолік, як чутливість до відносного масштабування вихідних змінних [106]. Набули поширення методи факторного аналізу [107], які дозволяють скоротити розмірність початкової вибірки даних за рахунок введення загальних факторів, які безпосередньо спостерігатися не можуть, тобто кожна з початкових ознак відображується комбінацією нових ознак – загальних факторів, кількість яких менша за кількість ознак початкової вибірки. Основним недоліком факторного аналізу є складність змістової інтерпретації загальних факторів. Також відомі методи нелінійного зменшення розмірності (NLDR), часткові найменші квадрати (PLS) [106],

теорія редукції [108] та інші. Всі вищезглянуті методи мають такий загальний недолік як втрата фізичного смислу ознак вихідної вибірки та частини інформації, складність інтерпретації.

Методи групи «feature selection» згідно з [109-112] діляться на три групи: методи відбору з використанням апарату одномірної статистики («filter» методи), які оцінюють внутрішні властивості функцій, наприклад такі, як релевантність, і не використовують процедур «навчання»; методи групи «wrapper», які оцінюють значимість функцій за допомогою алгоритмів навчання (тобто вимірюють "корисність" функцій на основі характеристик класифікатора, отже, реалізують процедуру оптимізації ефективності класифікатора); методи групи «embedded» також реалізують оптимізацію цільової функції, проте результат відбору є залежним від конкретного типу моделі, тобто вони поєднують етап відбору з етапом побудови моделі (класифікатора). До методів першої групи відносять більше 80 модифікацій, серед яких методи на основі теорії інформації, такі, що базуються на розрахунку кореляційних функцій ознак, методи «forward selection» та «backward elimination» [113-115]. До другої групи відносять методи на основі алгоритму послідовного відбору («Sequential feature selection algorithms»), генетичних алгоритмів та ін. [116], до третьої - кроковий метод М.А. Ефроїмсона [117], регуляризації згідно А.І. Тихонова [118], метод групового урахування аргументів О.Г. Івахненко [119], генетичні алгоритми [120], методи LASSO [121], найменших кутів (LARS) [122] та ін. Рекомендації щодо використання методів залежать від характеристик моделей процесів, що досліджуються, а також типу даних вихідної вибірки та її обсягу.

Якщо розглядати підхід до виявлення розладнань як такий, що базується на аналізі часових рядів, то існує два напрями [123]: аналіз інтегральних статистичних характеристик часового ряду та аналіз значимих ознак часового ряду. Щодо вищезглянутих груп методів вилучення ознак

їх перелік треба доповнити алгоритмами вилучення ознак на основі методів цифрової обробки сигналів.

Окремої уваги заслуговує апарат штучних нейронних мереж, на базі яких розроблено методи адаптивного прогнозування часових рядів [38, 124, 125], що ідентифікують розладнання за відхиленням прогнозу від фактичних значень фазових змінних об'єкту. До методів виявлення розладнань також відносять такі, що використовують штучні нейронні мережі з прямою передачею інформації [126], що поєднує в собі ідеї багатомодельного підходу та апроксимуючі властивості нейронних мереж з нелінійними функціями активації, методи на основі радіально-базисної мережі [127], рекурентної мережі [128], нейромережну модель факторного аналізу [129].

Розглянемо дану групу методів на прикладі архітектури нейронної мережі з прямою передачею інформації (рис. 1.3). Вона поєднує багатомодельний підхід та апроксимуючі властивості нейронних мереж з нелінійними функціями активації. На вхід мережі, який являє собою послідовний ланцюг елементів запізнення $Z^{-1}(Z^{-1}y(t) = y(t-1))$ подається стохастична послідовність $\{y(t)\}, t = 1, 2, \dots, n$, на виході шару формується набір значень часового ряду $y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-d)$. Перший шар складається з авторегресійних функцій, за допомогою яких здійснюється лінійна апроксимація контрольованої послідовності, тоді на виході шару формуються лінійні оцінки ряду $y(t)$:

$$\begin{cases} \hat{y}_1(t) = w_{11}(t)y(t-1), \\ \hat{y}_2(t) = w_{21}(t)y(t-1) + w_{22}(t)y(t-2), \\ \dots \\ \hat{y}_d(t) = w_{d1}(t)y(t-1) + \dots + w_{dd}(t)y(t-d) = \sum_{i=1}^d w_{di}y(t-i). \end{cases} \quad (1.24)$$

де $w_{d1}(t)$ - налаштовувані семантичні ваги d -вузла мережі, що забезпечують близькість оцінок $\hat{y}_d(t)$ до контрольованого сигналу $y(t)$

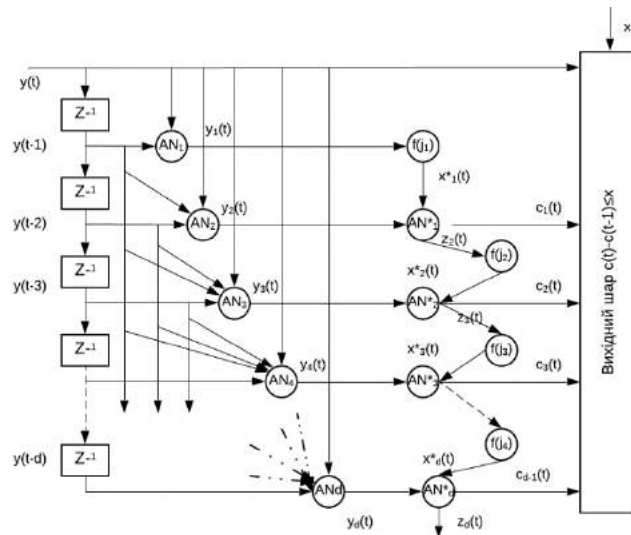


Рисунок 1.3 - Нейронна мережа з прямою передачею інформації

Настроювання ваг проводиться за допомогою алгоритму навчання на підставі градієнтної процедури Уїдрю-Хофа [82]:

$$\begin{cases} w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \alpha \eta_i(t) \varepsilon_j(t) y(t-i), \\ \varepsilon_j(t) = y(t) - \hat{y}_j(t), \\ \eta_j(t) = \left(\sum_{i=1}^j y^2(t-i) \right)^{-1} = \left(\eta_{j-1}^{-1}(t) + y^2(t-j) \right)^{-1}, \\ \eta_0^{-1} = 0; 0 < \alpha < 2; i = 1, 2, \dots, j, j = 1, 2, \dots, d. \end{cases} \quad (1.25)$$

Оцінки $\hat{y}_d(t)$ є прогнозами ряду $y(t)$ і у випадку лінійної структури авторегресії невідомого порядку, найкращий прогноз дозволяє визначити модель контрольованого ряду. Для реальних процесів, що характеризуються нелінійністю, в мережу вводяться додаткові вузли, що реалізують нелінійні функції активації.

До недоліків цієї групи можна віднести ідентифікацію факту розладнання, але неспроможність встановлення її причини. Дані методи також є ефективними лише у випадку виявлення розладнань у стохастичних процесах.

Методи на основі фізичних моделей [106, 130, 131] згідно з наведеною класифікацією базуються на частотному аналізі, стохастичній фільтрації,

методах на основі теорії графів, дерев відмов, методів якісної фізики. Такий підхід дозволяє враховувати фізику процесу, що досліджується, та має високий рівень інтерпретації. Слід зазначити, що дана група методів відповідно до літературних джерел [106] використовується як окремий самостійний вид аналізу для формування рішення про розладнання.

Дослідженням фізичних моделей нестационарних квазіперіодичних процесів займалися такі видатні вчені як К. Вогт, П. Бромс, П. Клемент та ін. [8, 134, 135]. Відповідно до рекомендацій міжнародного комітету з оцінювання функції носового дихання ISCOANA [134] у медичній практиці використовується метод передньої активної риноманометрії (ПАРМ), результатом застосування якого є сигнали диференційного тиску та витрати повітряного потоку, які представляють собою приклад нестационарних квазіперіодичних процесів (далі за текстом - риноманометричні сигнали). Приклад риноманометричних сигналів (РМ-сигнали) наведено на рис. 1.4.

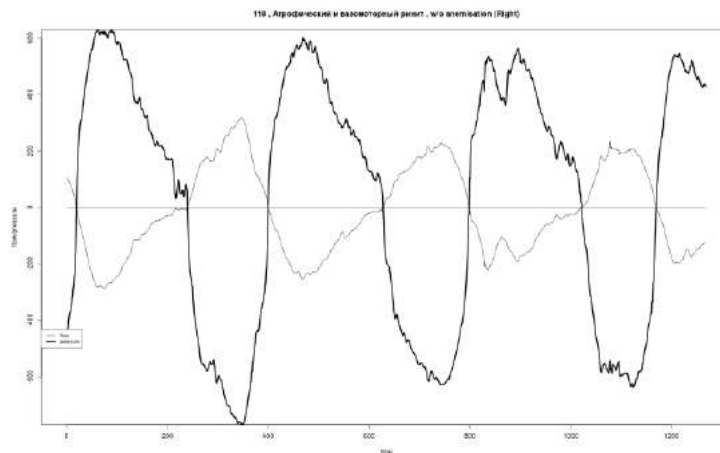


Рисунок 1.4 – Риноманометричні сигнали

Риноманометричні сигнали – результат одночасної реєстрації сигналів диференційного тиску та витрати повітряного потоку. РМ-сигнали є яскравим прикладом нестационарних квазіперіодичних сигналів, до яких належить більшість біомедичних сигналів [136]. Характеристики нестационарних квазіперіодичних сигналів буде розглянуто пізніше в окремому підрозділі даної роботи.

Існуючі підходи та стандарти розрахунку фізичних властивостей не враховують в повній мірі характеристики нелінійності, нестационарності та квазіперіодичності досліджуваних процесів [132, 133, 13, 135, 138].

Підсумовуючи зазначені фактори, зробимо акцент на необхідності розробки нових моделей та методів на основі підходу, що досліджує фізичні властивості процесів та буде сприяти підвищенню точності виявлення розладнань у випадку нестационарних квазіперіодичних процесів.

1.3 Аналіз характеристик нестационарних квазіперіодичних процесів

Більшість процесів реального світу, які представлені у вигляді часових рядів, не є стаціонарними. Найбільш поширеним підходом до аналізу нестационарних часових рядів є сегментація сигналу на стаціонарні ділянки з незмінними статистичними параметрами [140] або приведення до стаціонарності шляхом застосування процедур на основі видалення тренду [141]. Слід зазначити, що сегментація на стаціонарні ділянки придатна лише у випадку низькочастотного тренду. Дана концепція передбачає застосування класичних методів аналізу у частотній та часовій областях.

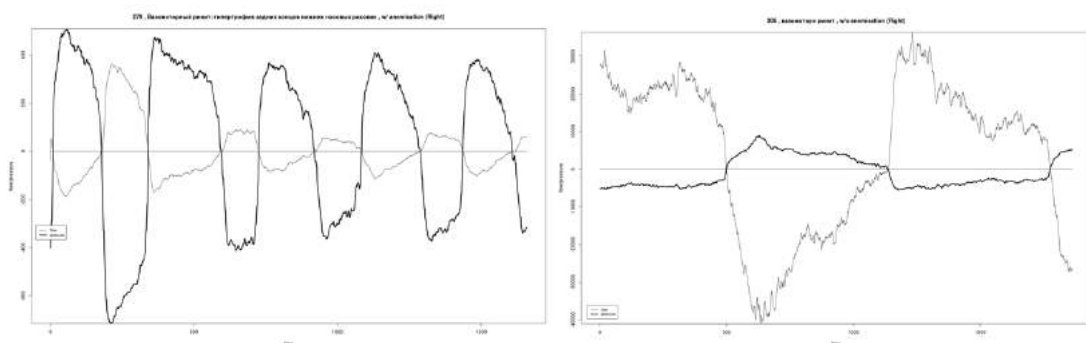
Процес є стаціонарним у широкому сенсі, якщо виконується умова [142] сталості величин математичного очікування $M\{y_m\} = const$ дисперсії $D\{y_m\} = const$, при цьому автокореляційна функція залежить тільки від часового лагу $R_{ss}(t, \tau) = R_{ss}(t + n, \tau)$ для всіх t , а не від точки розрахунку. Ряд є строго стаціонарним у вузькому сенсі, якщо спільний розподіл m спостережень $y_{t_1}, y_{t_2}, \dots, y_{t_m}$ не залежить від зсуву за часом, тобто співпадає з розподілом $y_{t_1+\delta}, y_{t_2+\delta}, \dots, y_{t_m+\delta}$ для будь-яких $m, l, t_1, t_2, \dots, t_m$.

Перед застосуванням методів аналізу зазвичай з'ясовують відносно якого параметру порушено стаціонарність. У теорії аналізу часових рядів виділяють стаціонарність відносно тренду детермінованого або

стохастичного, або відносно їх комбінації. Таким чином, нестационарність іноді інтерпретується як стаціонарність відносно тренду. У такому разі виникає ще один підхід до аналізу нестационарних процесів, який базується на операції приведення ряду до стаціонарного. Такі методи використовують видалення тренду. Слід пам'ятати, що в залежності від типу тренду, використовують різні методи його видалення, це дозволяє уникнути появи помилкової періодичності, додаткових кореляційних залежностей та інших небажаних факторів.

Для перевірки рядів на стаціонарність існує множина тестів, які реалізують визначення одиничного кореня, найбільш широке застосування на практиці отримали тести Дики-Фулера [143], Філіпса-Перона [144], Квятковського-Філіпса-Шмідта-Шина [145]. Також візуально аналізуються графічні залежності рядів та будуються графіки автокореляційних функцій.

Аналізу та обробці нестационарних процесів присвячено велику кількість наукових робіт [38, 40, 42, 44, 123, 141, 142, 146 – 155], в той час, коли властивість квазіперіодичності майже ніде не враховуються при аналізі часових рядів. Зазвичай використовують методи аналізу для періодичних послідовностей, в той час коли не зрозуміло, яким чином підібрати вікно, або як дослідити (внутрішню) динаміку нелінійних властивостей досліджуваного процесу. Це питання ігнорується у багатьох роботах [14, 123, 135, 156-158]. Особливо актуальною дана проблема є для обробки біомедичних сигналів, на їх характеристики має вплив робота серця, що характеризується властивістю циклічності. Приклади квазіперіодичних сигналів наведено на рис.1.5.



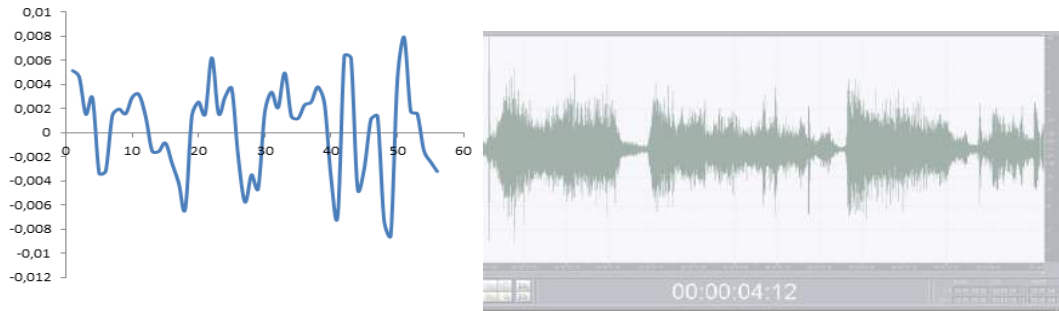


Рисунок 1.5 – Приклади квазіперіодичних сигналів

Після перетворення сигналів в дискретні відповідно до теореми Шенона-Котельникова для $|S(\omega)| = 0$ при $|\omega| > 2\pi F_m$, де F_m - максимальне значення частоти фінітного спектру $S(\omega)$ сигналу $s(t)$ з обмеженою енергією є частотою Найквіста (максимальне значення інтервалу дискретизації $\Delta t_N = 1/(2F_m)$) сигнал $s(t)$ може бути однозначно представленим у вигляді ряду Е. Уїттекера [159]:

$$s(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} S_n \sin c(\pi F_d(t - t_n)) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} S(a + n\Delta t) \sin c((\pi / \Delta t)(t - a - n\Delta t)), \quad (1.26)$$

де $S_n = s(a + n\Delta t)$ - відлік функції $s(t)$ в точці $t_n = a + n\Delta t$, a - довільне дійсне число, $\Delta t = 1/2F_d$ - інтервал дискретизації ($F_d \geq 2F_m$).

Відомі узагальнення теореми відліків для випадкових процесів [160]. В результаті сигнал буде представлений таким чином, що на кожному заданому проміжку часу відомо наближене (квантування) значення сигналу, яке можна записати цілим числом. Послідовність таких чисел і буде цифровим сигналом. Оскільки наведені сигнали є результатом операції дискретизації, вони не належать до класу випадкових.

Як відомо з робіт [123, 161] всі біомедичні сигнали, незалежно від їх фізичної природи, є квазіперіодичними, тобто:

$$T_i = T_{i-1} + \varepsilon, \quad (1.26)$$

де T_i , T_{i-1} - тривалості поточної і попередньої ділянок сигналу, що повторюються відповідно; ε - деяка випадкова величина, що характеризує відмінність тривалості поточного і попереднього періодів.

Квазіперіодичним є такий процес, що може бути представлений у вигляді суми періодичних функцій:

$$x(t) = \sum_i S_i(t), \quad (1.27)$$

де функція $S_i(t)$ має мінімальний період T і частоту $f_i = 1/T_i$.

При цьому існує деяка кінцева множина базисних частот $\{\tilde{f}_1, \dots, \tilde{f}_p\}$, що володіє наступними властивостями:

- елементи множини є лінійно незалежними, тобто не існує набору цілих чисел $\{k_1, \dots, k_p\}$, не всі з яких дорівнюють нулю, так що виконується нерівність $k_1\tilde{f}_1 + \dots + k_p\tilde{f}_p = 0$;

- дана множина утворює кінцевий повний базис для частоти f_i , тобто для кожного та деякого набору чисел $\{k_1, \dots, k_p\}$ виконується рівність $f_i = k_1\tilde{f}_1 + \dots + k_p\tilde{f}_p$.

Квазіперіодичний сигнал є сумою періодичних коливань, частота кожного з яких утворюється шляхом складання і віднімання базисних частот, що обираються з деякої кінцевої множини [162]. Квазіперіодичне рішення з p базисними частотами є p -періодним. Кожна функція є неперервною і періодичною, при цьому періоди можуть відрізнятися.

Квазіперіодична функція – функція, яка може бути рівномірно наближеною на всій дійсній вісі за допомогою узагальнених тригонометричних поліномів вигляду:

$$f(x) = \sum_n a_{n_1, n_2, \dots, n_k} e^{i(n_1 \alpha_1 + n_2 \alpha_2 + \dots + n_k \alpha_k)x}, \quad (1.28)$$

де n_1, n_2, \dots, n_k - будь-які числа, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ - задані дійсні числа.

Майже періодичні функції є окремим випадком квазіперіодичних, отримати які у найпростішому випадку можна шляхом додавання періодичних функцій із неспівмірними періодами. Такі функції мають наступні основні властивості: функція обмежена і рівномірно неперервна на всій осі; сума і добуток кінцевого числа майже періодичної функції є майже періодичною функцією; ліміт послідовності, що рівномірно збігається майже періодичної функції є майже періодичною функцією; діє рівність Парсеваля:

$$M\{|f(x)|^2\} = \sum_{n=1}^{\infty} |A_n|^2, \quad (1.29)$$

кожній майже періодичній функції можна зіставити ряд Фур'є

$$f(x) \approx \sum_n A_n e^{i\lambda_n x} \quad (1.30)$$

де $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ може бути будь-якою послідовністю відмінних один від одного дійсних чисел.

Якщо серед частот $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ ряду Фур'є майже періодичної функції $f(x)$ існує кінцевий базис частот $\lambda_{n_1}, \lambda_{n_2}, \dots, \lambda_{n_m}$, за допомогою яких решта всіх частот представляються у вигляді суми:

$$\lambda_q = \sum_{j=1}^m m_j(q) \lambda_{n_j}, \quad (1.31)$$

де $m_j(q)$ - цілі числа, то така сукупність частот є квазіперіодичною функцією.

Складність аналізу квазіперіодичних процесів полягає у тому, що вони можуть володіти характеристиками як випадкових, так і хаотичних, а також фрактальних сигналів. Наприклад квазіперіодичні сигнали, як це видно з

рис. 1.5 характеризуються наявністю флуктуацій, які можуть бути викликані як випадковими, так і хаотичними властивостями. Це пов'язано із існуванням таких режимів функціонування детермінованих нелінійних систем, поведінка сигналів яких характеризується наближенням до випадкових сигналів. Так, наприклад візуально неможливо відрізнити автокореляційну функцію (рис. 1.6) випадкового широкосмугового сигналу від хаотичного. Тому необхідною є перевірка гіпотези рівності коефіцієнтів автокореляції нулю. Якщо дані дійсно випадкові, такі автокореляції повинні бути близькі до нуля для кожного значення зсуву за часом.

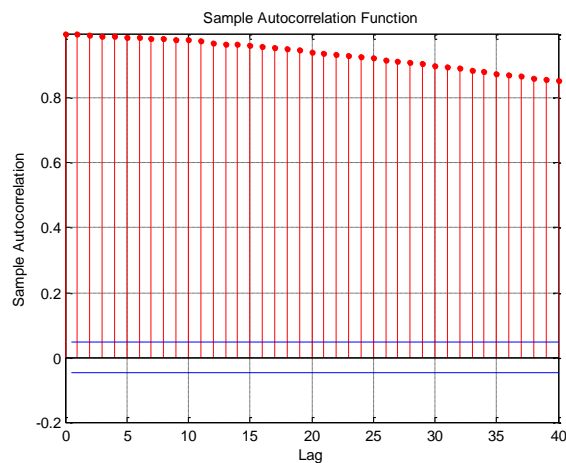


Рисунок 1.6 - Візуалізація спадання функції автокореляції

У загальному випадку спектр квазіперіодичного процесу може мати досить складний вид. Просто він виглядає тільки тоді, коли сигнал є суперпозицією періодичних функцій і спектр в силу лінійності перетворення являє собою суму спектрів окремих періодичних функцій. Якщо квазіперіодична функція є нелінійною комбінацією періодичних функцій, то її спектр містить комбінаційні частоти. Відношення частот квазіперіодичного сигналу на є раціональним числом. Приклади спектральних характеристик (СЩП) квазіперіодичних сигналів наведено на рис. 1.7.

Спектр хаотичного сигналу не може розглядатися як сукупність дискретних складових, він є неперервним та широкосмуговим, тобто шумоподібним. Проте для хаотичних процесів притаманні властивість залежності від початкових умов [163], тобто якщо одна й та ж система

стартує з початкових умов $x(0)$ і $x(0)+\varepsilon$, де ε – дуже мала величина, її траєкторії руху експоненціально розходяться у часі, прагнучи до кардинально різних областей тяжіння (дивні атрактори).

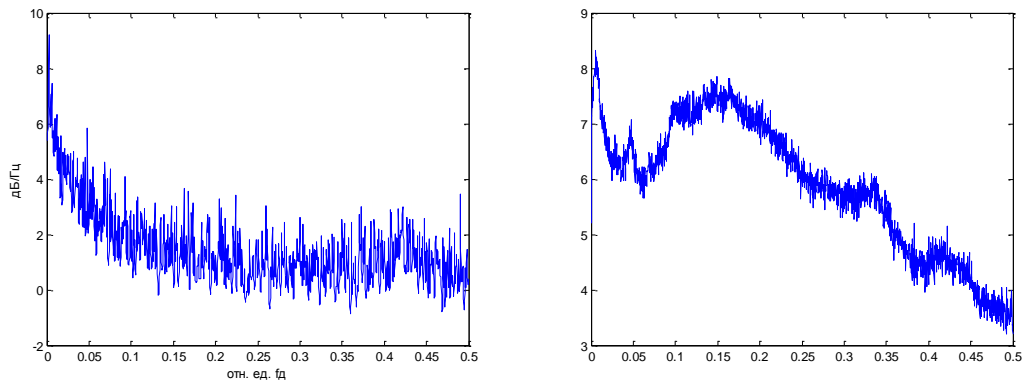


Рисунок 1.7 – Приклади СЩП квазіперіодичних сигналів

Тому завжди потрібно проводити перевірку на наявність хаотичних властивостей, яка містить обчислення автокореляцій, показнику Херста, показників Ляпунова, ентропії, спектральної щільності потужності. Спектр квазіперіодичного сигналу містить число спектральних складових, що дорівнюють числу частот, які приймають участь у його формуванні [164]. Форма спектру фрактального сигналу дуже близька за формою до спектру квазіперіодичного сигналу, проте на відміну від фрактального квазіперіодичний на володіє властивістю гіперболічності (змінюються тільки частоти окремих складових сумарного сигналу), також квазіперіодичний не чутливий до змінення початкових умов.

Реальні процеси можуть мати поведінку, близьку до хаотичної або представляти суміш хаотичної і квазіперіодичної, але вони мають загальну властивість – фрактальну структуру. З позиції завдання виявлення розладнань поява періодичних сигналів в досліджуваній системі може асоціюватися із розладнанням [165, 166, 167]. Передвісником хаотичного режиму є поява одночасних періодичних коливань, коли частоти коливань є неспіввідносні, сигнали не є періодичними, тобто має місце квазіперіодичний процес. Далі може спостерігатися фрактальний процес, який передуює

хаотичному. Треба зазначити, що ігнорування властивості квазіперіодичності та застосування для аналізу методів обробки періодичних сигналів, наприклад Фур'є аналізу, призводить до виникнення помилок та знижує ефективність процесу виявлення розладнань.

1.4 Інформаційне забезпечення процесу виявлення розладнань

Аналіз інформаційних технологій виявлення розладнань.

Задача виявлення розладнань в тій чи іншій інтерпретації пов'язана із завданням прийняття рішення. Розвиток інформаційних технологій, що обумовлює розробку нових інформаційних систем, як інструменту забезпечення якісного прийняття рішень, в останні роки пов'язаний із впровадженням моделей та методів на основі обчислювального інтелекту.

Проектування інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень (ІСППР) як інструменту інтелектуального аналізу містить завдання створення інтелектуального інтерфейсу, баз знань та моделей вилучення знань, а також сукупності математичних моделей обробки та аналізу даних, як підґрунтя прийняття рішень. Моделі знань, що лежать в основі існуючих інформаційних систем підтримки прийняття рішень предметних галузей, часто помітно спрощені, ніж реальні уявлення фахівців, більшість таких систем має локальну реалізацію, а час роботи багатьох систем надмірно великий. В умовах існування великої кількості локальних інформаційних систем, які виконують функції реєстрації, збору та обробки масивів даних предметної області з'являється проблема інтеграції даних. Також це обумовлено потребою створення єдиного інформаційного простору для обробки та аналізу, де повинні інтегруватися дані предметної області від різноманітних джерел. При цьому повинні забезпечуватися функції зберігання, доступу до засобів формування знань та його обмеження, пошуку та використання даних. Причинами гетерогенності даних є відмінність властивостей джерел інформації, а також

істотна розподіленість даних. Джерела інформації ізольовані один від іншого, в такий спосіб ускладнюючи уніфікацію понять предметних областей, що призводить до зростання кількості даних внаслідок їхнього дублювання та зменшення релевантності шуканої інформації. Деякі автори [168-170] визначають такий аспект даної проблеми, як інтеперабільність, тобто несумісність за тією чи іншою ознакою. Рішення проблеми інтеграції полягає в об'єднанні гетерогенних даних на логічному рівні, що повинно забезпечити єдине представлення і оперування цими даними та може усунути вищенаведені недоліки. Треба звернути увагу, що гетерогенність згідно з [171] має наступні ознаки:

- структурні відмінності моделей даних, що породжує схематичну гетерогенність;
- відмінності синтаксису, виникають в наслідок використання різних мов опису моделей даних;
- семантична гетерогенність, що є результатом відмінностей визначення даних у різних контекстах.

Найбільш перспективним напрямом вирішення проблеми інтеграції гетерогенних даних є удосконалення онтолого-орієнтованого підходу до інтеграції даних. Як декларативні знання, що об'єднуються за допомогою апарату формальної логіки, онтологія є інструментом, який дозволяє враховувати всі три вищезгадані ознаки гетерогенності, реалізуючи опис даних на концептуальному та зовнішньому рівнях.

Іншим аспектом проблеми інформаційної підтримки виявлення розладнань є необхідність вдосконалення моделей та методів, які використовуються в процесі прийняття рішення. Арсенал моделей та методів повинен забезпечувати обробку та аналіз гетерогенних даних, які найбільш повно характеризують об'єкт дослідження, що в свою чергу потребує відповідного інформаційного забезпечення. Таким чином, разом із розробкою та вдосконаленням математичного апарату необхідно проектувати системи

обробки інформації, на базі яких будуть реалізовані алгоритми виявлення розладнань.

Існуючі інформаційні технології виявлення розладнань в інформаційних системах різного призначення використовують апарат класичної теорії виявлення розладнань, який у своїй більшості базується на статистичних методах аналізу часових рядів [52, 172], також є локальні спроби застосування адаптивного підходу [173]. Проте вони малоефективні для аналізу нестационарних квазіперіодичних процесів та не придатні для обробки гетерогенних даних, якими характеризуються більшість досліджуваних процесів.

Аналіз підходів до реалізації інформаційного забезпечення процесу виявлення розладнань показав, що наразі вони представлені у вигляді окремих діагностичних контурів систем керування, автоматизованих робочих місць та інформаційно-вимірювальних систем. Більшість таких систем функціонують локально, не мають відповідних інструментів для обробки даних, які дозволяли б виявляти приховані залежності і значущі параметри та реалізовувати інформаційні процеси підтримки прийняття рішень.

Наявність нестационарних квазіперіодичних процесів має місце для багатьох предметних областей. В дисертаційній роботі у якості прикладу предметної області обрано ринологію.

Відомі ринологічні інформаційні системи, такі як «Rhinolab», «Otopront», «Rhinostat», «Ринолан» є локальними автоматизованими місцями лікаря, в яких аналітика реалізується тільки на основі статистичних обчислювань. Якщо обрати за основу класифікацію Гаспаряна С.А. [174], що враховує як структурно-організаційні рівні охорони здоров'я, так і функціональне призначення інформаційних систем, дані системи віднесемо до технологічних медичних інформаційних систем (ТМІС).

В основі прийняття рішення в ринології на даний час лежить евристичний підхід. Лікар повинен обробити великий обсяг інформації, яка є результатом клініко-інструментальних досліджень, як групи об'єктивних

методів та результатом опитувань - суб'єктивних методів. До об'єктивних методів досліджень у ринології залежно від протоколів, які використовуються у різних країнах, відносять комп'ютерну та магнітно-резонансну томографію (КТ, МРТ), дослідження повітряного потоку, а саме риноманометрію, акустичну ринометрію [134, 137] та ін. До суб'єктивних методів відносять оцінку за візуально-аналоговою шкалою VAS, оцінку симптомів обструкції NOSE (Nasal obstruction symptom evaluation) синусоназальний тест SNOT-20 [175]. Таким чином, джерелами гетерогенних даних у даній області є засоби інтроскопічної техніки, ендоскопії, пристрої для проведення риноманометрії, акустичної ринометрії, експертні висновки, суб'єктивні оцінювання. Згідно з рекомендаціями комітету «ISCOANA» [134] основним методом для оцінювання функції носового дихання є метод активної передньої риноманометрії ПАРМ. Таким чином, інформаційні процеси виявлення розладнань складаються з процесів збору та обробки даних за допомогою методів в основі яких лежать фізичні моделі. Проте як було показано у попередньому підрозділі дані моделі не є адекватними досліджуваним процесам, до того ж вони є придатними для проведення лише грубої диференційної діагностики. Ситуація ускладнюється ще й тим, що помилки при прийнятті рішень тягнуть за собою призначення оперативного втручання у тому випадку, коли воно не є потрібним. Таким чином, проблеми інтеграції та обробки гетерогенних даних потребують вдосконалення та розробки нових методів, які до того ж можуть оперувати великими обсягами даних. Даний підхід дасть змогу використовувати швидко та якісне диференціювання при проведенні профілактичних оглядів, що покращить якість раннього виявлення розладнань у медичній галузі.

Підсумовуючи вищезазначене треба зазначити, що при формуванні нових варіантів функціональної структури і забезпечуючої частини інформаційного середовища процесу виявлення розладнань необхідно розробити інформаційні технології які являють собою комплекс

інформаційних процесів інтелектуальної обробки та інтеграції гетерогенних даних, що задовольняють вимогам предметної галузі.

Аналіз інформаційних технологій планування оперативних втручань.

Виявлення розладнань на основі комплексу математичних моделей та методів, розглянутого вище, дозволяє виявити розладнання на ранній стадії, що дасть змогу попередити розвиток подальших ускладнень. Потреба в імітаційному моделюванні виникає для окремого класу об'єктів, стан яких не може бути ідентифікований за допомогою розв'язання аналітичних моделей. Виявлення розладнань за допомогою візуалізації їх місцезнаходження дозволить проводити планування оперативних втручань як засіб, що забезпечує імплементацію попереджуваних дій. Сучасні засоби візуалізації результатів моделювання в інформаційних системах повинні виконувати функції візуалізації як інструменту для розуміння результатів моделювання особою, що приймає рішення. Наприклад, такі системи використовуються для візуалізації місцезнаходження розладнань процесів трубопроводів, різноманітних гідравлічних систем або систем медичного призначення для забезпечення процесу планування втручань. Розглянемо процес планування втручань на прикладі планування оперативних втручань у ринології.

Аналіз літературних джерел виявляє від 20% [176] до 26% [177] оперативних втручань, результати яких оцінюються як незадовільні. Причини полягають як у помилкових діагностичних рішеннях, так і у помилках під час проведення оперативних втручань.

Однією з причин активного залучення сучасних інформаційних технологій в медичну галузь є можливість зниження витрат на надання медичної допомоги при поліпшенні якості послуг. Впровадження інформаційних технологій в медицину дозволяє не тільки підвищити ефективність роботи медичного персоналу, але і якість послуг, що надаються пацієнтам. Ефективність впровадження інформаційних технологій в медичній сфері підтверджується результатами дослідження європейських та американських колег [30, 178-180], які опублікували матеріали про

ефективне впровадження інформаційних технологій в медичні установи як приватного, так і державного типу.

За результатами проведеного аналізу характеристик систем планування оперативних втручань «Simbionix», «LapSim» визначено, що дані системи в основному базуються на модулях візуалізації та моделювання оперативного втручання за допомогою полігональних або воксельних моделей анатомічних об'єктів і хірургічного інструменту, або наявності модулів навігації «BrainLab», «Medtronic» які проводять розрахунок траєкторій руху інструменту на операційному полі [181-184]. Тобто основне завдання, яке виконують існуючі системи полягає у реалізації побудови геометричних моделей, як сукупності недеформованих та таких що деформуються для відтворення реальної картини операції. Проте такий підхід до планування не має достатню ефективність внаслідок того, що функціонали моделювання фізичних процесів у таких системах відсутні. В роботах [24, 135, 185] доведено, що вирішальну роль як для призначення оперативного втручання, так і для його проведення відіграють саме аеродинамічні характеристики процесів що діагностуються. Дослідження фізичних процесів біологічних об'єктів у більшості випадків не можна здійснити за допомогою експериментів «In-Vivo». Це пов'язано із складністю анатомічних структур, неможливістю розміщення датчиків та вимогами до безпеки. Тому такі дослідження мають ґрунтуватися на технологіях «In-vitro» або імітаційного моделювання за допомогою чисельних методів. В останні роки такий підхід у літературі називають «In-silico» моделювання [186]. Одним із напрямків реалізації даного підходу є дослідження фізичних процесів шляхом застосування CFD-аналізу, тобто розрахунку характеристик процесів за допомогою методів обчислювальної гідродинаміки.

CFD-аналізу присвячено безліч наукових публікацій, починаючи від обчислювань характеристик потоків для діагностики гідроприводів і закінчуючи застосуванням у біомедицині, а саме для дослідження систем гемодинаміки та дихання [32-36, 187]. Проте всі вони мають локальний

характер і потребують системного дослідження. Зважаючи на доведену у роботах [32-36, 187, 188] та на практиці ефективність під час проведення планування оперативних втручань, такий підхід потребує розробки відповідних вимог до технологічного та інформаційного забезпечення.

Таким чином, функціональні модулі планування оперативних втручань повинні забезпечувати як проведення віртуальних втручань, так і обчислення фізичних характеристик за допомогою CFD-моделювання. У процесі проектування треба пам'ятати про забезпечення необхідної обчислювальної потужності, оскільки тривимірні моделі різної роздільної здатності займають від 1 Гб до 100Гб, час обчислювання характеристик наприклад на базі системи диференціальних рівнянь для турбулентного режиму течіє може сягати до 24 годин. Тому є доцільним використання технологій паралельних обчислювань. Також інформаційна система повинна задовольняти вимогам компонентної архітектури та забезпечувати обмін даними для агентів різного рівня (технічні агенти, пацієнти, лікарі). Інформаційне середовище процесу діагностики у ринології доцільно організувати з використанням web-сервісів, що дозволить збільшити продуктивність таких систем та зробити їх застосування більш гнучкими в реакції на зміни процесів, що автоматизуються. Основні етапи планування оперативних втручань можуть бути реалізовані як окремий функціонал інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень, а інформаційна технологія повинна містити процеси збору та постобробки даних зображень (наприклад КТ, МРТ), побудови тривимірних моделей та проведення CFD-аналізу. Концептуальна модель інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень наведено на рис. 1.8.

За способом прийняття рішення система, що проектується повинна поєднувати модельно-орієнтований підхід, забезпечити підтримку потрібної кількості користувачів, мати доступ до зовнішніх модальностей, таких як програмно-апаратні системи та інші технічні засоби-джерела даних, забезпечувати знання-орієнтований підхід [189].

Блок прийняття рішення повинен містити сукупність математичних моделей на основі обчислювального інтелекту. До джерел гетерогенних даних відносяться різноманітні сервіси та експерти.

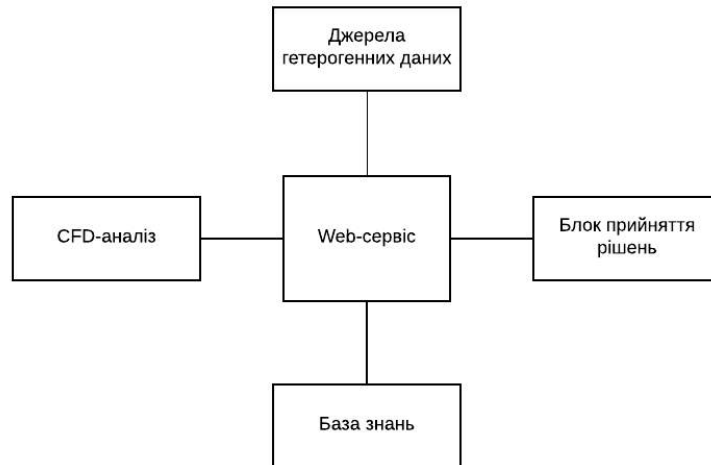


Рисунок 1.8 - Концептуальна модель інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень

В умовах страхової медицини постає питання розглядання процесу планування оперативних втручань як аспекту бізнесу. Для цієї мети необхідно скористатися підходом моделювання рішень у бізнес процесах, вимоги до яких детально викладено у роботах [190, 191]. Результатом моделювання є так звані «клінічні шляхи» як основа забезпечення процесу планування. В результаті проведеного аналізу функціональних характеристик систем дисертантом з'ясовано, що існуючі ІСППР не містять функції аналізу даних за допомогою CFD-аналізу, а також підсистем або модулів, де виконується візуалізація отриманих в результаті імітаційного моделювання характеристик. Дані функціональні можливості реалізуються в окремих системах імітаційного моделювання, цільовою функцією яких є забезпечення попереднього планування втручань.

1.5 Висновки та постановка основних завдань дослідження

В першому розділі дисертаційної роботи проведено аналіз сучасного стану проблеми виявлення розладнань, визначено напрями та перспективи подальших досліджень. Проаналізовано характеристики нестационарних квазіперіодичних процесів та математичний апарат на якому ґрунтуються основні підходи до виявлення розладнань.

В результаті проведеного аналізу стану проблеми виявлено, що існуючі підходи до виявлення розладнань у більшості випадків ґрунтуються на статистичних моделях та методах та є ефективними лише у випадку аналізу стаціонарних стохастичних часових рядів. При цьому слід зауважити, що досить жорсткі припущення про статистичні властивості реальних часових рядів обмежують можливості традиційних методів. Разом з цим слід пам'ятати, що коректне використання статистичних методів пов'язане із значними обсягами інформації у вигляді часових рядів, а, крім того, вони вельми чутливі до порушення вихідних припущень що до характеру розподілу випадкових параметрів об'єкту, що досліджується.

Як альтернативний підхід до виявлення розладнань розглянуто методи, які реалізують адаптивні процедури діагностики до обробки часових рядів у системах керування, але більшість методів має ефективність лише у випадку стохастичних процесів. Серед даних методів треба виділити ідентифікаційний підхід, до якого відноситься метод ідентифікації при обмежених збуреннях на основі еліпсоїдального оцінювання, який не висуває вимог до належності даних збурення до будь-якого розподілу, однак при цьому потребує належності даних деякому обмеженому інтервалу.

Окремої уваги заслуговує підхід, заснований на методах, що керуються даними. Відповідно до проведеного аналізу, для завдань виявлення розладнань використовуються методи на основі нейронних мереж, метричних методів, методів потенціальних функцій та ін., які показують

ефективність для аналізу нестационарних стохастичних процесів. Проте більшість реальних процесів характеризуються відсутністю властивостей стаціонарності і стохастичності. До того ж, в умовах підвищення складності більшості технологічних процесів та появи високоточних датчиків для реєстрації сигналів різного походження із властивостями нелінійності, нестационарності, квазіперіодичності виникає необхідність розробки нових та удосконалення існуючих моделей і методів виявлення розладнань.

Підхід до виявлення розладнань не повинен обмежуватися лише тільки аналізом часових рядів, на думку дисертанта доцільно використовувати додаткову інформацію гетерогенного походження, яка характеризує досліджувані процеси [192]. Поняття часового ряду або сигналу не є еквівалентним процесу. Визначення «процес» має більш широке значення, ніж сигнал або часовий ряд і може характеризуватися додатковими параметрами, джерелами яких є експертні оцінювання, результати дослідження отримані за допомогою фізичних моделей, дані суб'єктивних тестів, клініко-інструментальних або клініко-лабораторних досліджень. Існують випадки, здебільшого адитивної природи, коли розладнання ідентифікується за допомогою аналізу часових рядів, з іншого боку є структурні розладнання, для виявлення яких потрібен аналіз комбінації ознак. При реалізації такого підходу виникає потреба у вирішенні ряду проблем, пов'язаних з узгодженням кількісних значень, отриманих в процесі численних розрахунків, з якісними суб'єктивними оцінками, що виробляються експертами, приведення даних, що мають різну природу походження, до єдиної числової системи, узгодження оцінок аналітичної неоднозначності показників та ефективності алгоритмів що забезпечують прийняття рішень.

Грунтуючись на дослідженнях [3, 193-195] логічно припустити, що незалежно від походження об'єкту дослідження, якщо його стан характеризується процесами з певними властивостями, математичний апарат, що використовується для їх ідентифікації є універсальним, а методи, що

розробляються у межах даного підходу будуть однаково дієвими. Дослідження проблеми раннього виявлення розладнань з позиції завдань технічної та медичної діагностики можна інтерпретувати як виявлення так званого граничного стану. У технічних системах це дозволить запобігати відмовам, а у медицині – забезпечувати превентивні заходи.

Беручи до уваги той факт, що, як показують результати аналізу, завдання виявлення розладнань вирішується з достатньою ефективністю лише для адитивних розладнань, дослідження дисертаційної роботи доцільно сконцентрувати на вирішенні проблеми виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах, а саме раннього виявлення розладнань. Порушення структури виникає внаслідок повільних змін, які пов'язані із внутрішньою динамікою досліджуваного об'єкта. Зазвичай для виявлення змін динаміки системи, яке викликає саме неадитивні розладнання використовують класичні методи спектрального аналізу, які є ефективними лише для стохастичних процесів. Врахування властивостей нелінійності та квазіперіодичності можливо реалізувати за допомогою апарату фрактального аналізу, який дозволяє виявляти ознаки, які є маркерами зміни стану об'єкта. Таким чином, необхідно дослідити проблему у ракурсі пошуку нових та удосконалення існуючих методів визначення значущої інформації про стан об'єкта, який характеризується нестационарними квазіперіодичними процесами. Це дозволить диференціювати структурні, функціональні та інші зміни, які притаманні неадитивним розладнанням.

З метою інтеграції гетерогенних даних, що характеризують нестационарні квазіперіодичні процеси та враховуючи загальну тенденцію інтелектуалізації інформаційних систем на базі яких реалізуються методи виявлення розладнань та планування оперативних втручань, що забезпечують процес прийняття рішень як у медичній, так і технічних галузях, необхідно розробити інтелектуальну інформаційну систему як

основу для реалізації підтримки прийняття рішень, яка зможе задовільнити сучасним потребам предметної галузі.

Потужним інструментом аналізу нестационарних квазіперіодичних процесів є методи обчислювального інтелекту [123, 196]. По-перше вони дозволяють аналізувати вибірки великих обсягів, а по-друге – виявляти приховані залежності у даних, на що не здатні класичні методи. Таким чином, для їх застосування необхідно здійснити перехід від часового ряду до вектору інформативних ознак, що його характеризують, а також додати ознаки, які характеризують процес [197]. При визначенні інформативних ознак треба перш за все враховувати їх релевантність до стану, що діагностується, реалізувати це дає змогу група методів на основі фізичних моделей.

На підставі проведеного аналізу доцільно запропонувати комплексний підхід на основі методів розділення та методів на основі нейронних мереж, які згідно класифікації [88] відносяться до групи методів, що керуються даними. Такий гібридний підхід дасть змогу використати найбільш повну значущу інформацію про стан нестационарних квазіперіодичних процесів, а саме сформувати сукупність гетерогенних даних, які отримуються в результаті аналізу часових рядів [198], а також є результатом застосування методів на основі фізичних моделей та експертного оцінювання. Такий підхід дозволить сформувати адекватне відображення предметної області, а також використовувати фундаментальні закономірності, що лежать в основі людського способу пізнання. Для відбору найбільш інформативних ознак необхідно враховувати ефективність різних груп методів відбору значимих параметрів в залежності від типу даних.

Таким чином завдання дослідження можна формалізувати за допомогою наступних етапів:

- екстракції значущих ознак нестационарних квазіперіодичних процесів

$$E = \{\lambda_1, \dots, \lambda_n, \dots, \lambda_N\},;$$

- визначення класів розладнань $Y = \{ y_1, y_2, \dots, y_n \}$, за допомогою відповідних критеріїв приналежності ознак класу;
- селекції найбільш інформативних ознак $E = \{ \lambda_1, \dots, \lambda_n, \dots, \lambda_N \} \rightarrow X = \{ \lambda^E_1, \dots, \lambda^E_m, \dots, \lambda^E_M \}$;
- розбиття простору ознак на класи шляхом виділення у просторі ознак областей D_i , еквівалентних класам розладнань;
- синтезу вирішального правила на основі функціонала якості $Q(\Theta, X^L)$, яка є кількісною мірою похибки на навчальній вибірці ознак X^L :

$$\hat{\Theta} = \arg \min_{\Theta \in \Theta^*} Q(\Theta, X^L).$$

Показано, що для ефективної реалізації підходу, що пропонується необхідно розробити відповідне інформаційне забезпечення. Існуючі інформаційні технології не відповідають вимогам функціонального та технологічного забезпечення, базуються на класичному апараті математичної статистики, інтеграція інформаційних потоків забезпечується тільки локально для деяких типів даних, наприклад даних медичних зображень у форматі «DICOM» (Digital Imaging and Communications in Medicine), інформаційні системи виявлення розладнань являють собою локальні АРМ.

Проведений дисертантом аналіз виявив, що існуючі інформаційні технології та системи планування оперативних втручань об'єктів, які характеризуються нестационарними квазіперіодичними процесами не містять етапів імітаційного моделювання для дослідження фізичних властивостей даних процесів. Даний факт суттєво знижує їх ефективність.

Таким чином, доцільно розробити концептуальні засади побудови інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень, які реалізують функціональні можливості раннього виявлення розладнань за допомогою комплексу методів, у тому числі з функцією інтелектуального аналізу даних та планування оперативних втручань із застосуванням імітаційного моделювання на основі CFD- аналізу.

За результатами аналізу виявлено, що найбільш поширеними для завдань виявлення розладнань є методи на основі статистичного аналізу часових рядів. Проте їх ефективність обмежується виявленням адитивних розладнань. Показано, що найпристосованішими для завдань раннього виявлення неадитивних розладнань є методи на основі обчислювального інтелекту, а саме група методів, що керуються даними, серед яких найбільшу ефективність мають методи розділення на основі метричних моделей та методи м'яких обчислювань на основі нейронних мереж. Визначено, що дані методи мають свої переваги й недоліки та мають обмеження при розв'язуванні задач раннього виявлення розладнань за умов дефіциту апріорної інформації про стан нестационарних квазіперіодичних процесів. Врахування властивостей нестационарності та квазіперіодичності можливо за умов використання методів на основі дослідження фізичних властивостей процесів та апарату фрактального аналізу, які дають змогу виявляти структурні зміни на ранньому етапі. Отже, для раннього виявлення розладнань доцільним є комплексне використання методів аналізу часових рядів, обчислювального інтелекту, фрактального аналізу та методів на основі фізичних моделей.

Показано, що для реалізації розроблених моделей та методів необхідним є створення відповідного інформаційного забезпечення у вигляді інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень на основі інформаційних технологій раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах та планування оперативних втручань із застосуванням імітаційного моделювання.

У зв'язку з цим, метою дисертаційної роботи є створення моделей, методів та інформаційних технологій для раннього виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

Відповідно до поставленої мети у дисертаційній роботі необхідно вирішити такі завдання:

- провести аналіз моделей, методів та засобів обробки гетерогенних даних для задач виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах;
- розробити теоретико-множинну модель процесів обробки та аналізу гетерогенних даних, на основі якої реалізуються завдання виявлення розладнань та планування втручань предметної області;
- удосконалити метод оцінювання аналітичної неоднозначності гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів;
- розробити модель інтегральної ознаки стану та метод синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів на основі дослідження їх фізичних властивостей;
- удосконалити метод імітаційного моделювання просторово-часових характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів;
- розробити метод визначення інформативних ознак розладнань нестационарних квазіперіодичних процесів на основі аналізу часових рядів;
- розробити методи раннього виявлення розладнань та фільтрації аномалій нестационарних квазіперіодичних процесів на основі математичного апарату обчислювального інтелекту;
- розробити інформаційну технологію раннього виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах;
- розробити інформаційну технологію раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах на основі імітаційного CFD-моделювання для планування втручань;
- розробити інтелектуальну інформаційну систему, яка реалізує інформаційні технології раннього виявлення розладнань та планування оперативних втручань.

Список використаних джерел у даному розділі наведено у повному списку використаних джерел під номерами [1-198].

2. РОЗРОБКА КОНЦЕПТУАЛЬНИХ ЗАСАД ПОБУДОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ВИЯВЛЕННЯ РОЗЛАДНАНЬ І ПЛАНУВАННЯ ОПЕРАТИВНИХ ВТРУЧАНЬ

На сучасному етапі розробки інформаційних систем, особливо систем підтримки прийняття рішень незалежно від предметної галузі, важливим напрямком є застосування та розвиток математичного апарату обчислювального інтелекту. Основне завдання таких систем – надати аналітикам потужний інструмент для аналізу даних. Особливого значення проектування та використання СППР для виявлення розладнань набуває у медичній галузі. У більшості випадків СППР є інтерактивною системою, що надає лікарю сукупність можливих рішень, які ґрунтуються на моделях обробки даних. Ступінь інтелектуальності таких систем визначається наявністю моделей представлення знань та їх обробки за допомогою математичного апарату обчислювального інтелекту. Інтелектуальні інформаційні системи у медицині повинні базуватися на інформаційних технологіях які містять інтелектуальні засоби обробки гетерогенних даних, що є сукупністю експериментальних даних, а також даних, отриманих від експертів, різноманітних модальностей та ін. Проте слід зазначити, що на сучасному етапі відсутній підхід до обробки гетерогенних даних, що характеризуються властивостями нестационарності та квазіперіодичності на основі якого приймається рішення про розладнання. Також слід зазначити, що властивості нестационарності та квазіперіодичності притаманні більшості фізіологічних процесів, для математичного моделювання яких існують окремі платформи, але їх практична реалізація у вигляді єдиного інформаційного середовища відсутня.

Даний розділ присвячено розробці новітнього підходу до підвищення якості виявлення розладнань, який реалізовано на прикладі ринологічної

інформаційної системи, яка представлена єдиним інформаційним простором обробки та аналізу гетерогенних даних. Це дає змогу відображати специфічні властивості нестационарних квазіперіодичних процесів та отримати їх опис за допомогою побудови онтологічної моделі предметної галузі. Інтеграція гетерогенних даних у єдиний інформаційний простір передбачає спільне використання пакетів прикладних програм і обчислювальних модулів з якісно описаними даними і знаннями, використовуваними при вирішенні у тому числі слабкоструктурованих задач.

2.1 Підхід до підвищення якості виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах

На основі аналізу, проведеному у першому розділі роботи, було показано, що існуючі моделі та методи раннього виявлення розладнань в основному використовують математичний апарат статистичного, кореляційного та спектрального аналізу часових рядів, що у багатьох випадках не є прийнятним для аналізу нестационарних квазіперіодичних процесів. Термін «розладнання» у контексті виявлення розладнань випадкового процесу означає стрибкоподібну зміну властивостей процесу, що відбувається в невідомий момент часу, або не відбувається взагалі. Але на погляд автора він не відображає стан об'єкту, який характеризують властивості процесу. Тому доцільно доповнити та переформулювати визначення терміну для випадку нестационарного квазіперіодичного процесу: зміни властивостей процесу, що характеризують стан об'єкту, які унеможливають виконання його цільової функції у деякий момент часу. Найчастіше таке змінення властивостей спостерігається під час переходу об'єкту до іншого режиму функціонування, наприклад до періодичних коливань фізіологічних сигналів, що відповідають патологічному стану системи, або поява в сигналах кратних гармонік в області низьких і середніх

частот та ударних імпульсів, що свідчить про перехід технічної системи до непрацездатного стану. Сучасний стан інформаційних технологій на підставі якого вирішується завдання раннього виявлення розладнань вимагає реалізації розроблених методів у режимі реального часу. Для досягнення цієї мети доцільно використовувати апіорний (послідовний) підхід, коли прийняття рішень здійснюється під час функціонування об'єкта в реальному часі. Тому з одного боку основними вимогами до розв'язання такої задачі є використання методів з низькою обчислювальною складністю, робастністю та достатньою завадостійкістю, а з іншого – висока точність, як основа прийняття рішення про розладнання. Також слід зазначити, що в будь-якому випадку для застосування статистичних методів, наприклад на ділянках стаціонарності сигналу, необхідний великий обсяг експериментальних даних. Статистичні параметри нестационарних квазіперіодичних процесів змінюються у часі, спектральні характеристики є дуже близькими для фрактальних і квазіперіодичних сигналів, тому існуючі підходи, що орієнтовані на аналіз стохастичних процесів не є ефективними. Перспективним напрямом є адаптивне виявлення розладнань за допомогою штучних нейронних мереж [82]. Даний підхід поєднує в собі ідеї багатомодельного підходу та апроксимуючі властивості нейронних мереж з нелінійними функціями активації. Змінення характеристик об'єкту враховується за допомогою діагностуючого вектора, елементи якого обчислюються в прихованих вузлах.

При розробленні підходу що пропонується автором детально проаналізовано концепції технічного [88, 106] та медичного діагностування [199, 200], аспекти яких лягли в основу концепції що пропонується. Концепція технічного діагностування стосовно задачі побудови автоматизованої системи ґрунтується на трьох групах методів: методи вимірювання параметрів стану об'єкта діагностування, методи зменшення розмірності даних, методи прийняття діагностичних рішень. До першої групи методів відносять методи неруйнівного контролю, до другої – методи «feature

extraction» для екстракції та конструювання інформативних ознак і «feature selection» - для відбору найбільш інформативних ознак, до третьої – сукупність методів теорії прийняття рішень, обчислювального інтелекту, методи на основі фізичних моделей. Можна розвинути даний підхід для систем, де об'єктом дослідження є біологічний об'єкт (пацієнт). У такому випадку до першої групи методів віднесемо методи клініко-інструментальних досліджень, результатом застосування яких є параметри, що характеризують стан об'єкту, а до третьої доцільно додати групу методів математичної фізики. При цьому слід враховувати певну специфіку застосування методів прийняття рішень яка притаманна процесу медичного діагностування, найчастіше це аналітичні, ймовірнісні, теоретико-множинні, логічні, графічні, лінгвістичні методи. Це дозволить отримати додаткові діагностичні параметри, які можуть бути як результатом імітаційного моделювання, так і розрахунку інтегральних показників із застосуванням математичного апарату гідродинаміки тощо. При цьому об'єктом діагностування можуть бути будь-які канали нерегулярної форми.

Враховуючи вищезазначене, в дисертації розроблено підхід до підвищення якості раннього виявлення розладнань, схему якого наведено на рис.2.1

Підхід ґрунтується на трьох напрямках [192]: інформаційному та технічному забезпеченні і вдосконаленні математичного апарату, який використовується для підтримки прийняття рішень про наявність розладнання. Як вдосконалення математичного апарату пропонується комбінований підхід що базується на адаптивному виявленні розладнань за допомогою штучних нейронних мереж з навчанням за прецедентами, вхідний вектор ознак яких формується за допомогою екстракції інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних сигналів шляхом застосування сукупності методів аналізу часових рядів, фрактального аналізу, методів дослідження фізики процесу. Нейронні мережі опорних векторів є узагальненням таких архітектур, як багат шарові персептрони, радіально-базисні та поліноміальні

мережі. Дані нейронні мережі реалізують метод емпіричного ризику, можуть працювати у режимі реального часу та є оптимальним вибором для вирішення завдання класифікації. Таким чином, завдяки комплексному аналізу вхідних даних, вдається врахувати всі гетерогенні дані, що характеризують об'єкт дослідження. У такому разі завдання дослідження можна представити у вигляді співвідношення значень ознак з навчальної вибірки та відповідних класів розладнань:

$$X = \begin{pmatrix} x_1^{(1)} & x_2^{(2)} & \dots & x_d^{(1)} \\ x_1^{(2)} & x_2^{(2)} & \dots & x_d^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1^{(N)} & x_2^{(N)} & \dots & x_d^{(N)} \end{pmatrix}, \quad Y = \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ y^{(2)} \\ \dots \\ y^{(N)} \end{pmatrix}$$

$$(X/Y) = \begin{pmatrix} x_1^{(1)} & x_2^{(2)} & \dots & x_d^{(1)} & y^{(1)} \\ x_1^{(2)} & x_2^{(2)} & \dots & x_d^{(2)} & y^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1^{(N)} & x_2^{(N)} & \dots & x_d^{(N)} & y^{(N)} \end{pmatrix}, \quad (2.1)$$

де $x = (x_1, x_2, \dots, x_d) \in X$ - вхідний вектор інформативних ознак, $y = \{1, 2, \dots, k\}$, $y \in Y$ - вектор класів розладнань на виході мережі.

У такому випадку пара $(x^{(i)}, y^{(i)}) \in X \times Y$ є прецедентом, а завдання навчання за прецедентами – відновити залежність, тобто навчитися за $x \in X$ передбачати класи $y \in Y$.

У свою чергу математичні моделі та методи є предметом обробки даних, результатом якої є інформація. За допомогою вдосконаленого математичного апарату в роботі розроблено інформаційну технологію раннього виявлення розладнань у предметній галузі та інформаційну технологію планування оперативних втручань, які наведено у шостому розділі дисертації. Дані технології реалізовано в ринологічній інформаційній

системі, розробці якої присвячено даний розділ. Технічне забезпечення реалізується шляхом розробки програмно-апаратних комплексів, де реалізуються математичні моделі і методи прийняття рішень та розроблені інформаційні технології.



Рисунок 2.1 – Підхід до підвищення якості раннього виявлення розладнань в нестаціонарних квазіперіодичних процесах

Детальний опис математичного та технічного забезпечення наведено у п'ятому та сьомому розділах роботи відповідно. Таким чином, підхід, що пропонується, базується на методах теорії розпізнавання образів, що працює у режимі реального часу та має достатній рівень інтерпретації результатів.

2.2 Теоретико-множинна модель процесів обробки та аналізу гетерогенних даних інтелектуальної інформаційної системи

Завданнями будь-якої інформаційної системи є ефективно зберігання, обробка і аналіз даних. Обробка та інтеграція інформаційних потоків реалізується за допомогою інструментів вилучення, перетворення і завантаження даних. Аналіз даних здійснюється за допомогою арсеналу математичних моделей. Даний процес можна назвати аналітичним забезпеченням процесу підтримки прийняття рішень, для забезпечення якого необхідно реалізувати процедури витягу гетерогенних даних, які представлені в різних форматах і приведення їх до єдиного формату і єдиної структури; організація зберігання та надання користувачам необхідної для прийняття рішень інформації; аналіз, в тому числі інтелектуальний; підготовка результатів оперативного та інтелектуального аналізу для забезпечення ефективного прийняття рішень. На етапі побудови інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень необхідно формалізувати комплекс вимог. Набір вимог до системи представимо у вигляді моделі:

$$M_{RIS} = \langle M_{TR}, M_{FR}, M_B \rangle, \quad (2.2)$$

де M_{TR} - модель технологічних вимог, яку формалізовано у вигляді набору:

$$M_{TR} = \langle L_{IF}, L_{SCPF}, L_A, L_S, L_{MT}, L_R, L_S \rangle, \quad (2.3)$$

де L_{IF} - модель інтеграції інформаційних потоків, що повинна забезпечити єдиний інформаційний простір (семантичну інтеграцію) та координацію процесів управління і зберігання інформації; L_{SCPF} - модель синтезу централізованих і розподілених технологій, що забезпечить

централізований доступ до інформації та є основою компонентної архітектури системи; L_A - модель архітектури, у даному випадку компонентної архітектури, яка надає інформаційній системі властивість модульності; L_S - модель підтримки стандартів, що забезпечує гнучкість та адаптивність системи; L_{MT} - модель вимог замовника (масштабованість і переносимість); L_R - модель надійності, за допомогою якої здійснюється мінімізація ймовірності відмови інформаційної системи і її відновлення після збою або відмови; L_S - модель забезпечення безпеки і конфіденційності інформації; M_{FR} - модель функціональних вимог, що представлена набором:

$$M_{FR} = \langle L_C, L_T, L_{SE}, L_{MDSS}, L_{EE} \rangle, \quad (2.4)$$

де L_C, L_T, L_{SE} - моделі збору, обробки та передавання інформації; L_{MDSS} - сукупність математичних моделей, що забезпечують процес підтримки прийняття рішень; L_{EE} - модель оцінювання ефективності процесу виявлення розладнань; M_B - модель бізнес-процесів, яка містить мета-модель прийняття рішень у бізнес-процесах за згідно стандарту DMN та модель групи вимог до інформаційної системи як аспекту бізнесу.

Модель інтеграції інформаційних потоків L_{IF} , що є основою єдиного інформаційного простору (семантичної інтеграції) та координації процесів управління і зберігання інформації, може бути формалізовано на декількох рівнях, на верхньому рівні – це моделі представлення знань, як інструменту уніфікації доступу до інформації користувачем, що являє собою семантичну інтеграцію. Така модель може бути реалізована на основі онтологічного підходу, який дозволяє враховувати сенс інформації що аналізується. Інший рівень інтеграції – логічний, на якому здійснюється централізована обробка інформації. Таким чином, дані, які передаються з різних підсистем повинні бути «зрозумілими» всім підсистемам, тобто повинна забезпечуватись властивість активності підсистем. Останній рівень (нижній) – це фізичний

рівень інтеграції, для забезпечення якого потрібне створення репозиторію системи, куди потрапляють дані з усіх підсистем утворюючи таким чином інформаційну структуру-модель деякого процесу.

Для розроблення моделі інтеграції необхідно проаналізувати способи класифікації потенційних користувачів, кількість і ступінь зв'язку підсистем, обсяги, тип даних та метод доступу до інформації.

Модель синтезу централізованих і розподілених технологій L_{SCPF} в процесі проектування інформаційної системи повинна забезпечити гнучкість процесів управління даними. Приклад централізованого доступу до інформації є реалізація доступу до картки пацієнта (EHR), де зосереджено всю інформацію про стан пацієнта, історію лікування і т.п. Розподілену структуру інформаційної системи створюють відповідно до загальної специфіки процесів обміну даними враховуючи фізичну структуру системи. Модель компонентної архітектури L_A дозволяє легко нарощувати і модифікувати функціональність системи. Архітектура програмного забезпечення є сукупністю компонентів трьох рівнів логічної моделі: компоненти рівня представлення інформації, компоненти бізнес-логіки і компоненти доступу до даних які функціонують на базі схем інтеграції. Тобто компонентна інтеграція є інтеграцією на рівні інфраструктури інформаційної системи. Модель підтримки стандартів L_S будується на основі принципів системної інтеграції та використовує основні стандарти обміну медичною інформацією, стандарти надання медичних послуг та стандарти взаємодії з іншими інформаційними системами (підсистемами). Підсистемам або автономним системам, що спільно використовують загальний ресурс – інформацію є необхідним загальний доступ до медичної інформації. Використання галузевих стандартів щодо обміну інформацією, заснованих на єдиній моделі даних виступає в якості логічної інтеграції і вимагає синхронізації декількох баз даних. У медицині дана синхронізація здійснюється за допомогою електронного обміну даними за допомогою

основних стандартів: HL7 [201] - для обміну медичною інформацією, DICOM - для обміну зображеннями і радіологічною інформацією [202], MIB (Medical Information Bus - IEEE P1073) [203] - для обміну фізіологічними даними, які надходять від пристроїв моніторингу. L_{MT} - модель вимог замовника повинна забезпечувати властивість масштабованості тобто здатність адаптуватися до кількісних змін загального обсягу інформації, числа користувачів, які можуть бути зареєстровані в системі, числа одночасно працюючих з системою користувачів в кожен момент часу, можливість функціональної добудови системи. А також властивості переносимості системи, тобто система може бути перенесеною на іншу платформу без будь-яких змін в архітектурі апаратної чи програмної частин. Модель надійності L_R інформаційної системи і її відновлення після збою або відмови базується на схемах резервування для апаратної частини та програмної надмірності для відновлення обчислювального процесу. Модель забезпечення безпеки і конфіденційності інформації L_S повинна реалізовувати контроль доступу користувача до інформації, впровадження електронного підпису, кодування інформації та ін.

Перейдемо до наступної групи моделей – сукупності функціональних вимог M_{FR} . Моделі збору, обробки та передавання інформації L_C, L_T, L_{SE} розробляються згідно з основними концепціями обробки даних [204], у даному випадку застосовується концепція баз даних, які є сукупністю взаємозалежних даних, які спільно використовуються декількома додатками. Сукупність математичних моделей, що забезпечують процес підтримки прийняття рішень L_{MDSS} складається з моделей статистичного аналізу, моделей фізичних процесів та моделей обчислювального інтелекту, які буде детально висвітлено у наступних розділах роботи. Модель оцінювання якості виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах L_{EE} , як мінімальне значення середньоквадратичної нев'язки:

$$R = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (y_r - f(x))^2 \rightarrow \min \quad (2.5)$$

де $f(x)$ - значення виходу моделі визначення розладнань при відповідному значенні вектору вхідних параметрів y_r .

Деталі розроблення моделі бізнес-процесів M_B на прикладі процесу планування оперативних втручань буде наведено у шостому розділі роботи. Таким чином, ґрунтуючись на формалізованих вище вимогах створюється фундамент для забезпечення загальної специфіки досліджуваних процесів визначення розладнань та комп'ютерного планування втручань в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень. Структурно-функціональну схему розробленої інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень [205] наведено на рис. 2.2.

У загальному вигляді модель процесів системи можна представити у вигляді кортежу функціональних процесів, що забезпечують та відношень, що зв'язують елементи процесів в єдину структуру. Формалізуємо модель процесів за допомогою виразу:

$$RIS = \langle II, DM, KB, DB, MB, AB, SSP, QM \rangle, \quad (2.6)$$

де II - процес обміну даними за допомогою інтелектуального інтерфейсу, DM - процес прийняття рішень, KB, DB - процеси зберігання даних у базах знань та базах даних відповідно, MB - процеси обробки даних за допомогою сукупності математичних моделей, що забезпечують процес прийняття рішень (аналіз часових рядів, статистичні моделі, моделі класифікації на основі обчислювального інтелекту), AB - процеси алгоритмізації, SSP - процеси планування втручань, QM - оцінювання якості процесу визначення розладнань. Процес обміну даними реалізується на основі інтелектуального інтерфейсу, який у свою чергу є набором

$\Pi = \langle IM, AM, ID, OM \rangle$ множини IM входів мікросервісів, що відображають гетерогенні дані, AM - сукупність моделей оцінювання аналітичної неоднозначності, ID - сукупність моделей та методів інтерпретації рішень, OM - графічний інтерфейс користувача. Множина IM входів мікросервісів формується підмножинами потоків гетерогенних даних: $IM = \langle CT, AD, RM, VAS \rangle$, де CT, AD, RM, VAS - дані комп'ютерної томографії, анамнестичні та експертні дані, риноманометричні часові ряди та дані суб'єктивного оцінювання відповідно.

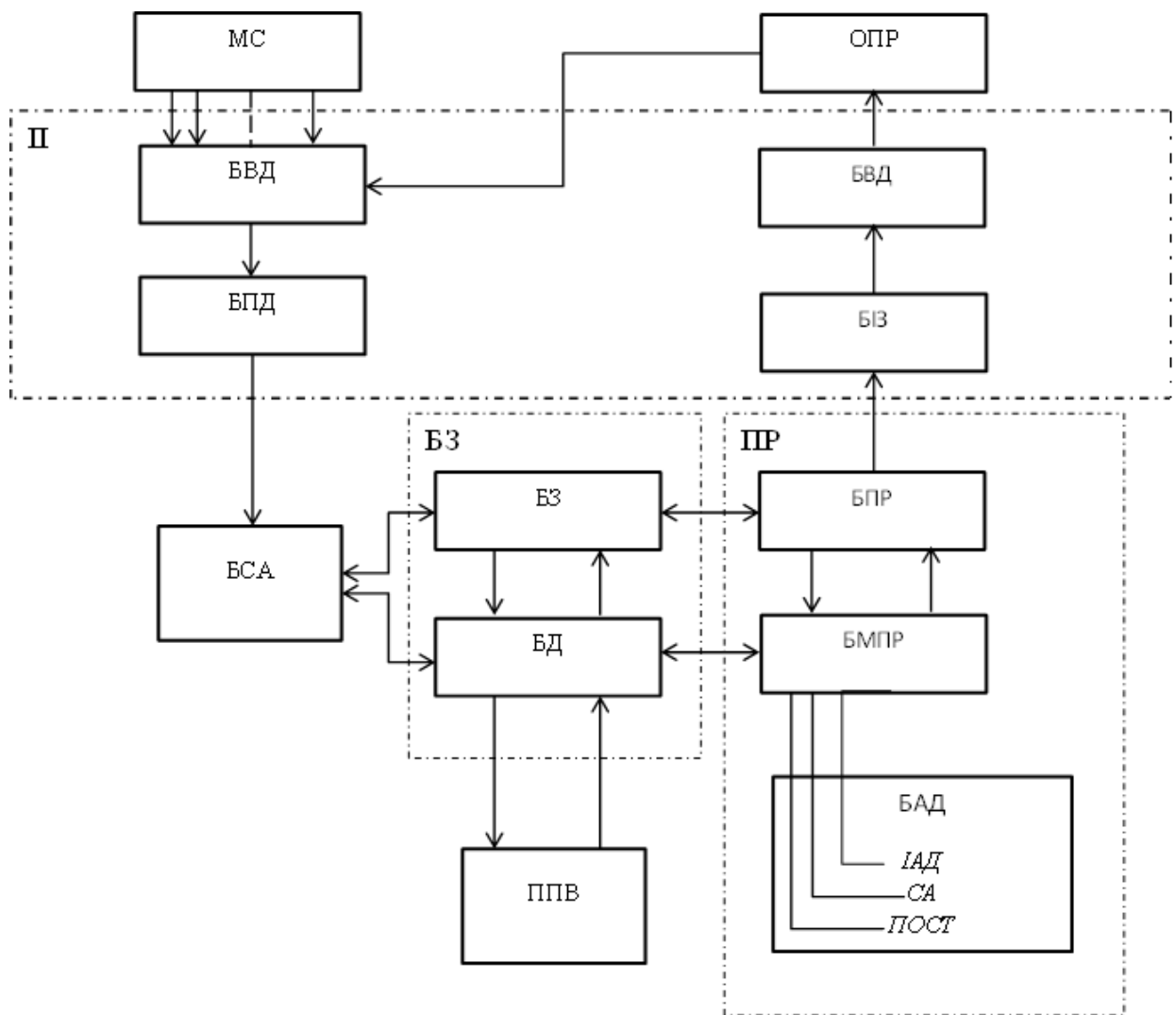


Рисунок 2.2 – Структурно-функціональна схема інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень

Відповідно до рисунку 2.2 можна виділити основні структурні складові системи: П – інтелектуальний інтерфейс, до якого відносять БВД – блок введення даних, БПД – блок попередньої обробки даних, БІЗ – блок інтерпретації знань та БВД – блок виводу даних; БЗ – база знань та даних, до якої входять БЗ – база знань, БД – база даних; ПР – прийняття рішень (підсистема прийняття рішень), яка містить БПР – блок прийняття рішень, БМПР – блок моделей прийняття рішень, БАД – блок аналізу даних, який в свою чергу містить моделі ІАД – інтелектуального аналізу даних, СА – статистичного аналізу даних, ПОСТ – постобробка даних зображень. Дані в систему надходять за допомогою мікросервісів МС – мікросервіси та ОПР – особи, що приймає рішення, обробляються на базі БСА – блоку статистики і агрегації даних, також система містить ППВ – підсистему планування втручань.

Процеси прийняття рішень, реалізовано у підсистемі прийняття рішень та формалізовано за допомогою набору:

$$DM = \langle DSM, KB, DB, MB, AB, DR \rangle, \quad (2.7)$$

де DSM - модель опису класу розладнання, DR - вирішальне правило для вибору методу прийняття рішень.

Підсистема прийняття рішень реалізує інформаційну технологію, яка забезпечує прийняття рішення про розладнання відповідно до послідовності, яка наведена на рис. 2.3

База знань складається з $KB = \langle DSM^*, DT, DMN \rangle$, де DSM^* - модель опису розладнання, DT - модель дерева рішень для отримання класу розладнання, DMN - мета-модель для моделювання рішень у бізнес-процесах. Модель опису розладнань представляє онтологічну модель та використовує семантичні зв'язки між об'єктами та процесами визначення розладнань.

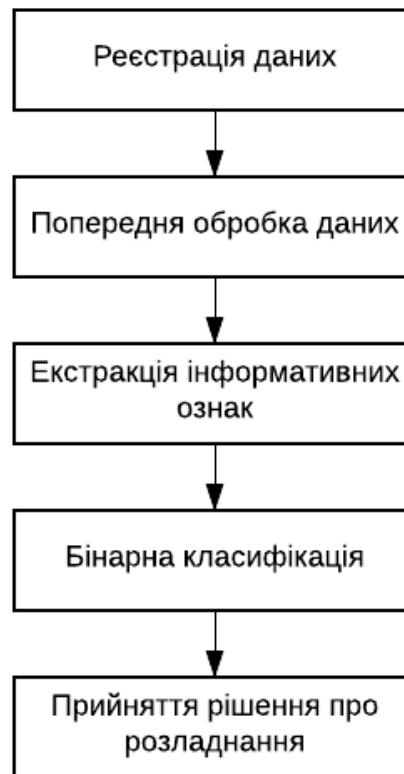


Рисунок 2.3 - Основні етапи процесу раннього виявлення розладнань

Мета-модель *DMN* - це стандарт, що забезпечує семантичний підхід підтримки прийняття рішень у бізнес-процесах. Таблиці рішень як результат моделювання на основі *DMN* містять також параметри, що відносяться виключно до процесу CFD-симуляції. База знань поповнюється на підставі результатів інтелектуального аналізу даних.

База даних містить експертні описи, анонімізовані КТ-зображення, анотовані реконструкції які буде отримано з 3D моделей у форматі *STL, документування реальних випадків, багатомірні часові ряди CFD моделювання, часові ряди риноманометричних вимірювань, гідродинамічні характеристики 3D моделей.

База моделей складається з сукупності математичних моделей інтелектуального аналізу даних, аналізу часових рядів, моделей гідромеханіки, моделей класифікації, статистичних моделей для підтримки процесу прийняття рішень про визначення розладнань.

База алгоритмів формалізується за допомогою виразу $AB = \langle ATSP, AC, AHRC, ACTP, AGVC \rangle$, та є сукупністю алгоритмів обробки часових рядів, алгоритмів класифікації, постобробки КТ-ображень, розрахунку фізичних характеристик, алгоритмів генерації і верифікації заключень. В окремому підсистемі виділено інформаційні процеси, які забезпечують планування оперативних втручань, перейдемо до її опису.

Процес планування оперативних втручань у медицині у той чи іншій мірі реалізовано у системах навігації та хірургічної симуляції, серед яких найбільш відомими є «BrainLab», «Medtronic», «Symbionics» [181-184] та ін. Основні функціональні можливості даних систем полягають у здійсненні планування оперативного втручання за допомогою змінення анатомічної конфігурації 3D моделі об'єкта втручання та відтворення реальної картини втручання. Таким чином, в основних функціональних блоках системи реалізуються операції створення анатомічних тривимірних деформованих моделей та таких, що не деформуються. Також здійснюється моделювання властивостей біологічних тканин та їх властивостей з метою відтворення реалістичної картини операційного поля, моделювання колізій (тобто взаємодії статичних моделей та таких, що деформуються, відтворення тактильних та візуальних властивостей, що притаманні хірургу під час проведення втручання.

Проте у таких фізіологічних системах як система гемодинаміки та система дихання, функціональний результат перш за все залежить від аеродинамічних властивостей каналів крізь які рухається рідина або повітря. Такі характеристики можна отримати за допомогою чисельного моделювання на основі моделей обчислювальної гідродинаміки, тобто CFD-аналізу.

Таким чином для підвищення ефективності проведення втручання необхідно модифікувати алгоритм планування за рахунок додавання етапу імітаційного моделювання руху рідини крізь канал [206]. За результатами такого моделювання на основі 3D моделі, спеціаліст-хірург може при необхідності скорегувати план втручання, що у свою чергу робиться за

допомогою функціоналу реконфігурації тривимірної моделі на базі алгоритмів обробки зображень. Основні етапи процесу планування наведено на рис. 2.4.

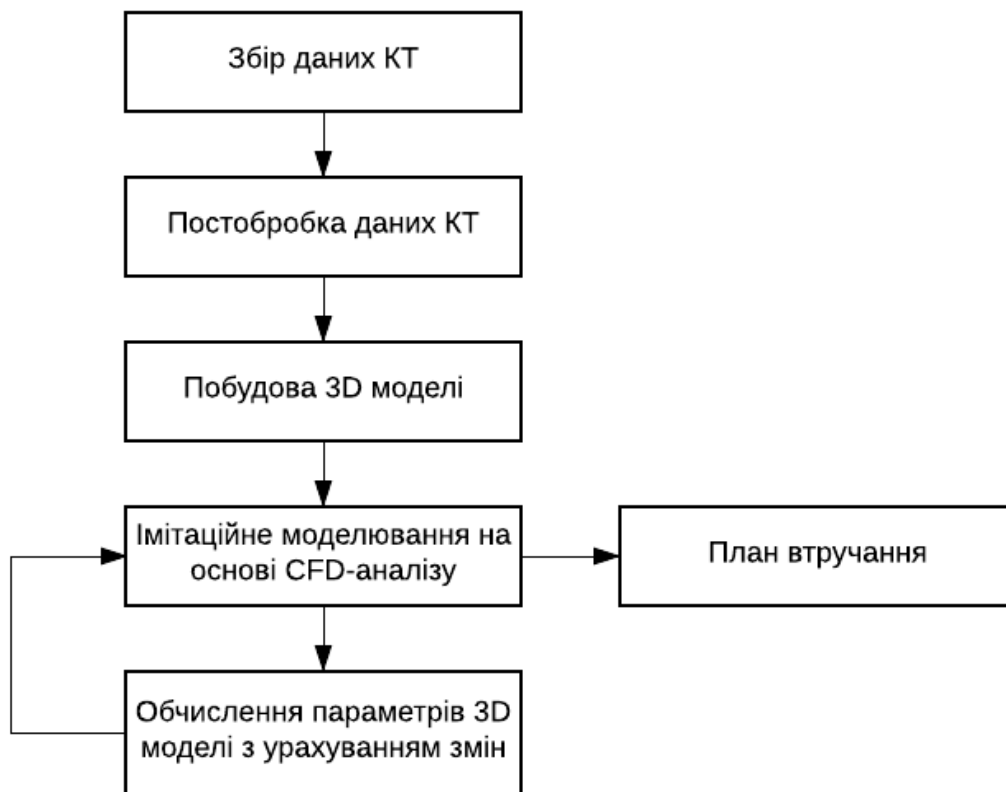


Рисунок 2.4 – Основні етапи процесу планування оперативного втручання

Основні етапи містять операції постобробки медичних зображень (КТ, МРТ) за допомогою алгоритмів фільтрації, сегментації та ін., побудови тривимірної моделі, генерації сітки для проведення моделювання, вибору граничних та початкових умов, вибору математичної моделі руху середовища крізь канал, візуалізація та інтерпретація результатів моделювання. Детально процес моделювання, а також основні методи та алгоритми, які використовуються для CFD-моделювання описано у наступному розділі дисертаційної роботи. Сукупність моделей оцінювання результатів втручань також є вхідним вектором значущих ознак для застосування моделей класифікації та прогнозування на основі обчислювального інтелекту тобто є основою формування вибірки даних для навчання.

Підсистему планування оперативних втручань формалізуємо за допомогою виразу :

$$SSP = \langle KB, DB, MB^*, AB^*, EPB \rangle, \quad (2.8)$$

де MB^* - сукупність моделей для CFD – аналізу та створення тривимірних моделей, AB - сукупність алгоритмів CFD-аналізу, включаючи алгоритми чисельного моделювання та побудови тривимірних моделей, EPB - база методів для оцінювання ефективності та прогнозу оперативних втручань. Таким чином, формуються додаткові сукупності математичних моделей CFD – симуляції та побудови 3D моделей, що виконуються за допомогою бази відповідних алгоритмів.

Сукупність методів оцінювання ефективності проведеного втручання складається з методів розрахунку відповідно до стандарту ISCOANA [134] , тобто обчислюються значення опору R150 та ін., також проводиться експертне оцінювання даних КТ і розрахунок аеродинамічних характеристик відповідно до моделі, яку розроблено у третьому розділі дисертаційної роботи.

Аналізуючи процес панування втручань як бізнес-процес, автором побудовано діаграму бізнес-процесів планування у нотації BPMN [207], яку наведено у сьомому розділі роботи. Треба зазначити, що для реалізації розробленої схеми треба враховувати закони України, стандарти надання медичної допомоги, медичні облікові форми.

У дисертаційній роботі завдання розроблення системи також включає створення структури термінів (тезаурусу), що використовуються у предметній галузі, використовуючи відповідні словники (МКЗ: Міжнародна класифікація захворювань, МКФ: Міжнародна класифікація функціонування, інвалідність та здоров'я, системи LOINC, SNOMED) [208-210]. Дані об'єкти певною мірою складаються з наступних категорій: особи, процеси, дані, системи, організації, документи, методи, технічні модальності.

Форматування та зв'язування даних базуються на XML та Semantic Technologies (SKOS: Проста система організації знань) [211]. Модель даних SKOS забезпечує стандартний шлях «міграції» для перенесення систем організації знань у Semantic Web. SKOS також надає легку, інтуїтивно зрозумілу мову для розробки та спільного використання нових систем організації знань. У даному випадку вона використовується в комбінації з мовою веб-онтології (OWL) [212]. Обмін даними буде надавати Linked Open Data на основі RDF Framework та відповідних рекомендацій SPARQL та OWL [213-215].

У відповідності до запропонованої на початку розділу концепції підвищення ефективності виявлення розладнань, ґрунтуючись на моделях та методах обчислювального інтелекту як потужного інструменту для отримання нових знань про розладнання, розроблено сценарій обробки даних за допомогою алгоритмів машинного навчання, який складається з основних блоків (рис. 2.5):

- постобробка зображень предметної галузі з метою отримання семантичної анотації;
- ядро методів машинного навчання, які можуть бути багаторазово використані для задач класифікації, кластеризації та прогнозування;
- блок прогнозування результатів оперативного втручання та постопераційної оцінки.

Виявлення анатомічних орієнтирів є важливим завданням аналізу медичних зображень. Дане завдання можна розділити на два етапи: виявлення та класифікацію кандидатів. Набір помічених об'єктів об'єднується в нові знання, що зберігаються в базі знань. Процеси постобробки КТ зображень складаються зі стандартних методів обробки зображень (операцій фільтрації, сегментації та ін.) і у дисертаційній роботі детально розглядатися не будуть.

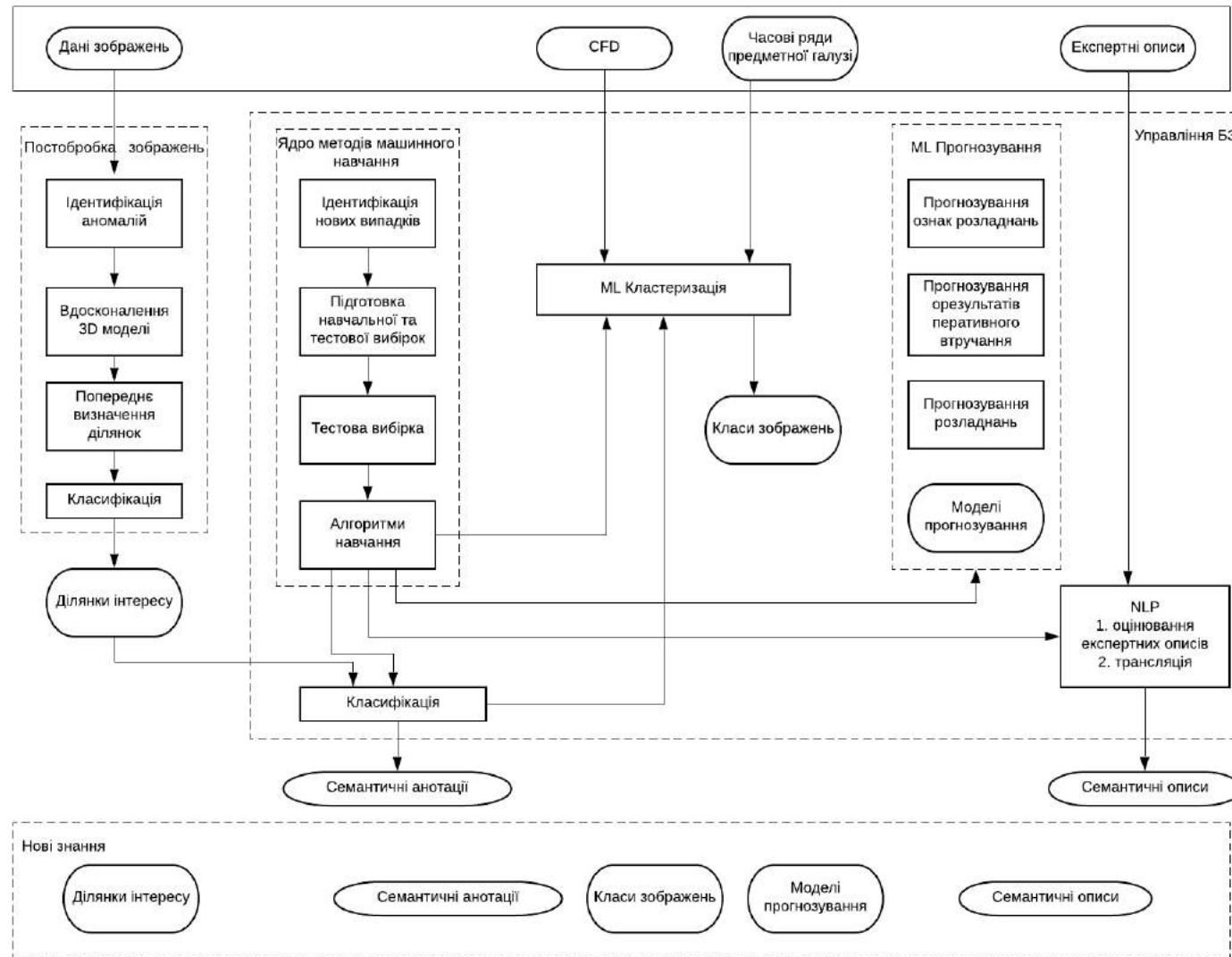


Рисунок 2.5 - Сценарій обробки даних за допомогою алгоритмів машинного навчання

Основний блок методів машинного навчання включає в себе загальні методи машинного навчання, які використовуються ще трьома блоками де вирішуються завдання задач класифікації, кластеризації та прогнозування. Блок містить метод виявлення некоректних даних для виявлення помилок або нових коректних, але нечастих випадків. Ефективність методів машинного навчання залежить від властивостей навчальних та тестових вибірок, для чого у подальшому буде застосовано метод кросвалідації. Вибірки даних повинні відповідати таким вимогам, як точність, баланс, репрезентативність. Також блок містить методи екстракції значимих ознак, що включають моделі обробки даних часових рядів, методи NLP (Natural Language Processing) для створення набору властивостей для експертних оцінювань та методи відбору значимих ознак.

Основна ідея блоку прогнозування результатів оперативного втручання на базі методів машинного навчання з використанням наявних даних з бази знань для створення індивідуального прогнозу пацієнта зосереджена на наступних завданнях:

- прогнозування стадій розладнання (патології);
- прогнозування результатів втручання;
- прогнозування змін ознак розладнання (симптомів).

В результаті виконання сценарію нові знання, що утворюються повертаються до бази знань, серед них: анатомічні орієнтири, семантичні анотації, класи КТ, семантичні описи, параметри моделей класифікації та кластеризації.

2.3 Модель представлення знань в інтелектуальній інформаційній системі

Наявність даних гетерогенного походження потребує розроблення ефективних засобів трансформації вихідних інформаційних потоків у

корисну для прийняття рішень інформацію. При цьому необхідно враховувати специфіку отримуваних системою даних, для чого проводиться аналіз та формалізація даних предметної галузі. Наприклад, якщо це кількісні характеристики експериментальних даних для їх обробки та зберігання доцільно використовувати БД, у той час коли експертні дані потребують розроблення моделей представлення знань і правил виводу, які необхідні для формувань заключень про вже існуючі факти та факти, які вводяться у систему. Для цієї процедури доцільно використовувати моделі представлення знань у вигляді семантичних мереж. Такі моделі дозволяють формалізувати структуру знань предметної галузі у вигляді орієнтованого графу, вершинами якого є поняття (класи), а дуги – відношення між ними. Для кожного поняття формується набір асоціативних зв'язків, тобто список інших понять в поєднанні з якими воно зустрічалося. Таким чином онтологія відображає семантику предметної галузі. Онтологічний підхід надає користувачеві системний погляд на предметну галузь, дозволяючи уніфікувати представлення інформації із різних гетерогенних джерел, таких як експертні знання, документація-опис реальних випадків, анотованих реконструкцій анатомічних конфігурацій, анамнестичних даних. Система онтологій знань і понять є інформаційною основою для побудови бази знань.

Оскільки системи галузі повинні здійснювати обмін інформаційними потоками в інформаційному просторі виникає проблема семантичної сумісності. Семантична сумісність дозволяє машинній обчислювальній логіці реалізовувати розпізнавання, виявлення знань і об'єднання даних між інформаційними системами. Першим кроком для подолання цієї проблеми було впровадження електронних медичних карток (EHR) в інституції галузі охорони здоров'я Європи та США. Але на даний момент більшої уваги приділяється адаптації існуючих медичних систем до інформаційних стандартів HL7 [201], DICOM [202], OPEN EHR [216, 217], SNOMED-CT [208], ISO 13606 [218], що орієнтовані на обмін, управління та передавання даних, в той час, коли проблема розроблення моделей різнорідних знань, які

служать основою для підвищення ефективності рішень, що приймаються є недостатньо дослідженою. До того ж на даний час відсутній єдиний системний підхід до розроблення інтелектуальних систем прийняття рішень та існує велика кількість типів моделей представлення знань, що ускладнює інтеграцію інформаційних потоків різних систем однієї галузі та утруднює формування нових уніфікованих понять (знань). Таким чином, створення моделей даних на базі онтологій це крок назустріч вирішенню проблеми семантичної сумісності даних, що характеризують об'єкт дослідження.

Процес побудови онтологічної моделі складається з попереднього аналізу предметної галузі, процедури створення або доповнення тезаурусу понять для розпізнавання та генерації правил, згідно з якими використовуючи відповідну термінологію формуються достовірні твердження про стан об'єкту і створення відповідних онтологій (об'єктів, процесів, задач). В ІСППР для опису предметної галузі розроблено семантичну мережу виду:

$$O = \{C, M, R\} \quad (2.9)$$

де C - множина класів (понять) до якої входять описи розладнань, M - множина атрибутів класів, R - множина зв'язків між поняттями. Тоді $C = \{c_i\}$ є множиною класів, що створюють онтологію $O, i = \overline{1, I}, |C| = I$.

Таким чином, БЗ повинна містити моделі розладнань (у даному контексті понять) для розпізнавання конкретного розладнання

Враховуючи специфіку предметної області визначимо наступні основні класи онтології:

1. Оцінювання розладнання: фізіологічна або психічна дисфункція (патологічний стан об'єкту); підклас «Діагнози».
2. Ознаки та симптоми: об'єктивні та суб'єктивні характеристики розладнання відповідно; екземпляри класів (перелік симптомів та ознак).

3. Оцінювання проблеми: (попереднє оцінювання норма/патологія та призначення клініко-лабораторних досліджень; підкласи: «Тип оцінювання».
4. Рішення про втручання: комплекс дій, спрямованих на досягнення вирішення проблеми (призначення лікування або оперативного втручання); підкласи: «Призначення терапії», «Оперативне втручання».

Далі визначимо допоміжні класи:

1. Міжнародна класифікація термінології медичної області, яка містить розладнань (патології), їх коди, ознаки та симптоми. У якості прикладу такої класифікації обираємо систему «LOINC» [209].
2. Міжнародна класифікація оперативних втручань та протоколів їх проведення [219].
3. Міжнародна класифікація анатомічних конфігурацій ринологічного профілю [220].
4. Моделі та методи обробки гетерогенних даних для прийняття рішення про розладнання.
5. Моделі і методи створення 3D моделей.
6. Моделі і методи імітаційного моделювання (CFD-аналіз).

Множина атрибутів класів $M_i = \{m_{i_1}, \dots, m_{i_{d_i}}\}$, $R \subseteq C \times C$ - відношення безпосереднього наслідування. Якщо клас c_k наслідує клас c_i , $(c_i, c_k) \in R$, то елемент $r_{ik} = 1$ у протилежному випадку $(c_i, c_k) \notin R$, $r_{ik} = 0$. Дочірні класи наслідують атрибути, які входять до складу батьківського класу, доповнюючи його власними атрибутами $\exists (c_i, c_k) \in R \rightarrow M_i \subset M_k$. У загальному випадку онтологія повинна підтримувати множинне наслідування класів: $\exists (c_j, c_k, c_i): r_{ij} = 1 \wedge r_{kl} = 1$ та не містити помилкових відносин наслідування, що зв'язують клас з пращуром його класу:

$\exists(c_j, c_k, c_i) : r_{il} = 1 \wedge r_{kl} = 1 \wedge M_i = M_k \cap M_j$. Машинна модель онтології для побудови прикладної системи має вигляд:

$$C = \langle N, A, S, D, P, U \rangle, \quad (2.10)$$

де N - назва класу, A - множина атрибутів класу, S - множина класів, D - множина підкласів, при цьому $A \subseteq M$, P - множина екземплярів (об'єктів підкласу), U - множина атрибутів підкласу. Атрибут класу має вигляд:

$$A = \langle N_A, T, V \rangle, \quad (2.11)$$

де N_A - ім'я атрибуту, T - тип атрибуту, V - значення атрибуту.

Атрибути c_i класів онтології мають тип даних T , $T \in \{Int, Num, Txt, Bool, ObjR\}$.

У даному випадку множина класів $S = \{S_1, \dots, S_n\}$, $n=10$, чотири основних класи та шість службових, підкласи $D = \{D_1, \dots, D_m\}$, $m=5$, екземпляри класів Фрагмент розробленої онтології наведено на рис. 2.6.

Забезпечення ефективності функціонування підсистеми планування оперативних втручань також потребує створення онтологічної моделі супроводу процесу планування втручання. Інформаційна підтримка лікаря-хірурга у даному контексті базується на сукупності програмних модулів, що виконують побудову тривимірних моделей та розрахунок основних параметрів, необхідних для модифікації геометрії моделі.

Таким чином, маючи опис понять предметної галузі можна їх формалізувати у вигляді онтології [221]. Онтологічна модель клінічних шляхів процесу планування оперативного втручання формалізуємо у вигляді:

$$P = \{S_p, D_d, S_t, T_s, E_t\} \quad (2.12)$$

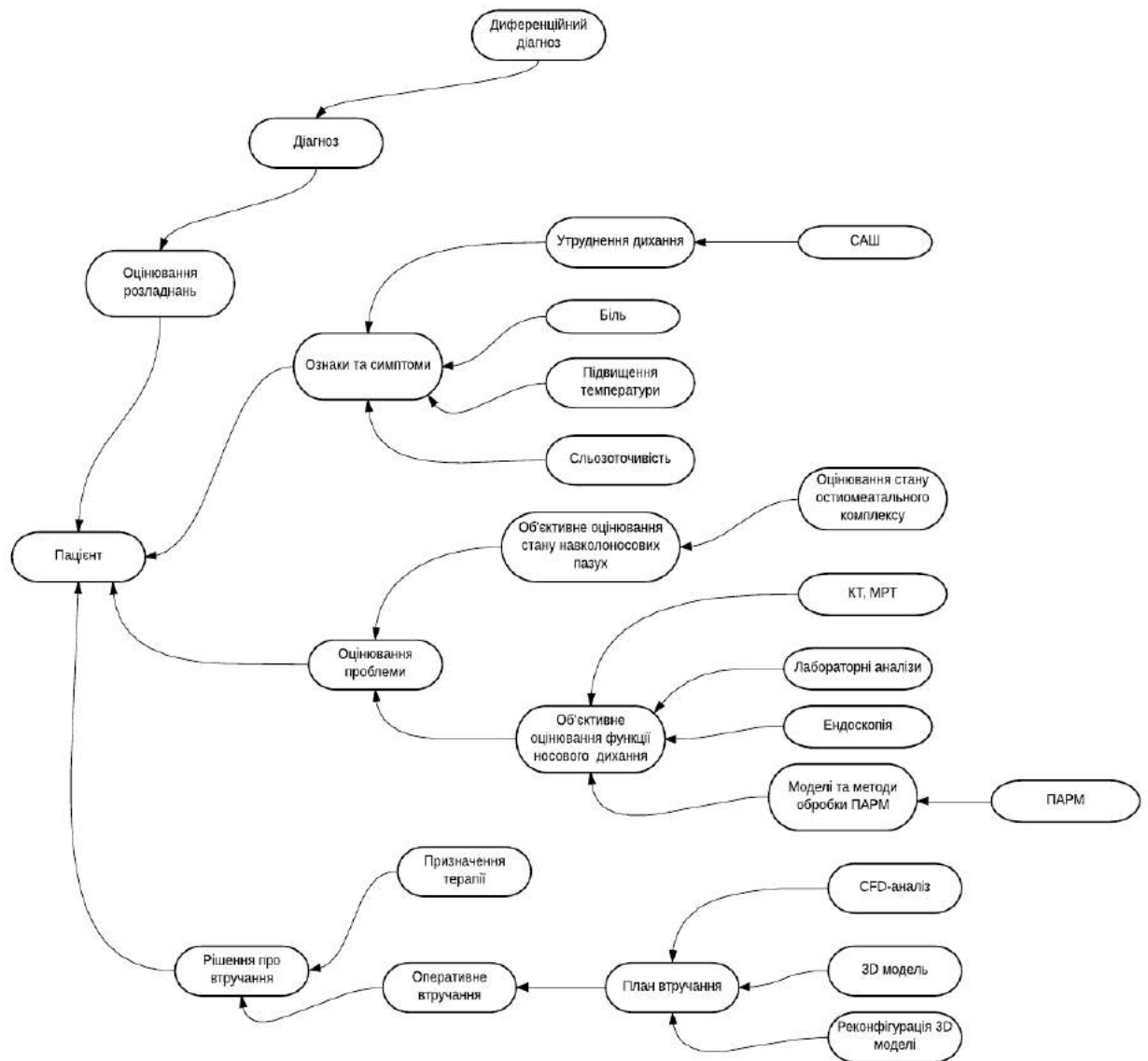


Рисунок 2.6 - Фрагмент онтології супроводу процесу виявлення розладнань

де S_p - об'єкти планування, D_d - сукупність діагнозів для прийнятті рішень про втручання, S_t - план втручання, T_s - програмні засоби, що забезпечують процес планування, E_t - оцінювання результатів втручання.

Опис декларативного знання у базі знань повинен бути зрозумілим як людині, так і машині, тому створюються канонічна та додаткова онтологічні моделі, що являють собою опис знання на мові логіки предикатів та набір описів умов (класів, відносин) і визначень, що пов'язують ці терми один з

одним відповідно. Опис у вигляді декларативних знань, зроблений у вигляді класів зі ставленням ієрархії між ними призначеному для читання людиною, поєднаний з опис в канонічній формі, який призначений для читання машинами, відомий як метод Т. Грубера [222] Для подолання проблеми семантичної сумісності запропонуємо модифікацію методу інтеграції на базі канонічної онтологічної моделі шляхом розширення властивостей трансляційної схеми. Для опису онтології доцільно скористатися мовою OWL (Web Ontology Language) [212], а також методологією IDEF5 [223], яка дозволяє реалізувати наочне представлення даних, отриманих в результаті онтологічного дослідження у графічній формі.

Відповідно до міжнародного стандарту зберігання інформації про пацієнта «EHR» [224], створимо канонічну онтологічну модель. Система EHR є приймачем і сховищем діагностичних та інших тестових даних пацієнта, який використовується у більшості закладів охорони здоров'я США та Європи та є багатофункціональною базою клінічних даних, необхідних для лікування, підтримки прийняття рішень медичним працівником, науково-дослідних цілей, роботи страхових компаній та інших споживачів. Система EHR є довготривалим накопичувачем інформації про те, що сталося у пацієнта або було зроблено для нього.

Розроблення канонічної моделі проводимо у відповідності до наявних класів стандарту EHR:

1. Observations – містить дані об'єктивних досліджень, у нашому випадку це результати клініко-експериментальних досліджень, КТ, МРТ, лабораторні аналізи, дані ендоскопії, результати обробки даних риноманометрії (ПАРМ).
2. Evaluations – містить дані у вигляді сформованих діагнозів.
3. Instructions – дані призначень лікування, запитів лабораторних аналізів та ін.
4. Actions – результат прийняття рішень про проведення лікування або оперативне втручання.

5. Administrative – додавання/видалення даних.

Підхід, що вдосконалюється розглянемо на прикладі класу «Evaluation» але ідея методу аналогічна для усіх типів даних та полягає у створенні онтології предметної галузі у термінах канонічної онтології за допомогою механізму відображення «mapping» однієї онтології в іншу. Оскільки формування діагнозів здійснюється на базі отриманих симптомів та ознак, представимо клас «Діагноз» як підклас «Evaluation», тоді його визначення буде доповнено двома властивостями *hasFinding* (відображує заключення фахівця) та *hasObs* (відображує дані клініко-експериментальних досліджень):

$$Diagnosis \equiv Evaluation \neg = 1 \quad hasFinding.Finding \neg \quad \text{Специфічні діагнози,} \\ \exists hasObs.Observation$$

наприклад диференційні діагнози визначені як підклас «Diagnosis». Виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах це насамперед аналіз часових рядів, тому запишемо вираз для результатів аналізу РМ-сигналів для яких додаємо діапазон обмежень властивостей *hasFinding* та *hasObs*. Наприклад «Діагноз» є результатом обробки даних РМ-сигналів, тоді запишемо:

$$RMDiagnosis \equiv Diagnosis \neg = 1 \quad hasFinding.RMFinding \neg \\ \exists hasObs.RMRecording$$

$$RMRecording \equiv Observation \neg \exists comp.PIF \neg \\ \exists comp.MIFA \neg \exists comp.AIF \neg \\ \exists comp.TIV \neg \exists comp.r_t \neg \\ \exists comp.k_{am} \neg \exists comp.F_f$$

Завдяки використанню словника медичної термінології LOINC [209], майже вся клінічна інформація є однозначною та має своє кодування, що спрощує застосування онтологічного підходу. Таким чином кожний термін канонічної онтології має відповідний код терміна словника LOINC:

$$RMDiagnosis \equiv \exists loinc.\{ '10174 - 1' \} \\ RMRecording \equiv \exists loinc.\{ '11354 - 8' \}$$

Використання кодів термінології для опису класів канонічної онтології дозволяє вдосконалити обмін даними. Беручи до уваги той факт, що дані пацієнта зберігаються в реляційних базах даних для трансляції реляційних структур в онтологічні зазвичай використовують декларативний підхід, згідно з яким спочатку здійснюється конвертація реляційної структури у декларативну мову, після чого модифікується за участю користувача у декларативні додаткові знання про базу даних [225]. Як удосконалення цього методу у дисертаційній роботі пропонується збільшити кількість властивостей трансляційної схеми. Для реалізації схеми використаємо функцію менеджера термінології (MT) $getX(conceptName)$, де X – ім'я терміну зі словнику LOINC, а $conceptName$ – ім'я відношення чи атрибута термінологічного коду, що витягується, приклад наведено у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Приклади кодування термінології предметної області

Ідентифікація запису	LOINC
Measles virus Ag	14538-3
Mumps virus Ag	14549-0
Taurine	15208-2
Equine influenza virus Ag	15472-4

Таким чином множина властивостей трансляційної схеми може бути представлена:

$$F = \{R, A, I_c, I_d, E_d, F_d, T\} \quad (2.13)$$

де R - відношення, A - атрибути, I_c - обмеження цілісності, I_d - включення залежностей, E_d - виключення залежностей, F_d - функціональні залежності, T - транзитивність.

Відношення. Відношення R реляційної схеми транслуються у OWL класи, в такий спосіб, якщо для відношення $TM.getLOINC(R)=LC$ (де LC – окремий LOINC код) нова аксіома $R \equiv \exists loinc. \{ 'LC' \}$ додається до онтології.

Відношення R можна диференціювати за ступенем зв'язків, відповідно до чого деякі відношення R_{sub} транслювати у OWL підкласи за окремим LOINC кодом.

Атрибути. Якщо для атрибута a в $R(R.a)TM.getLOINC(R.a)$ повертає деякий код LC утворюється новий клас A (якщо ні, інший клас вже має цей код) та додаються аксіоми $A \equiv \exists loinc.\{ 'LC' \}$ і $A \subseteq \exists value.getType(a)$. Якщо атрибут a є обов'язковим в R додається аксіома $R \subseteq \exists hasA.A$. В іншому випадку, якщо код для $R.a$ відсутній в ТМ, властивість a створюється в онтології, де $Domain(a) = R$ та $Range(a) = getType(a)$, якщо атрибут a є обов'язковим в R додається аксіома $R \subseteq \exists a$.

Обмеження цілісності. Обмеження $R.a > N$ при $N = b$ створює нову аксіому $R \subseteq \exists has.A$. Якщо $R.a$ не належить МТ генерується нова аксіома $R \subseteq \exists a[> b]$

Включення залежностей. 1. залежності між ключовими ($R.K$) і неключовими ($S.x$) атрибутами які є індикаторами наявності зовнішніх ключей типу $S.x \subseteq R.K$; 2. залежності між ключами з двома відношеннями $R.K \subseteq R'.K'$; 3. залежності між підмножиною $S.subK \subseteq R'.K'$.

Таким чином, онтологічний підхід дозволяє реалізувати повторне використання та аналіз знань предметної галузі і здійснювати обмін знаннями між інформаційними системами галузі.

Виключення залежностей. Виключення залежностей між ключами двох відношень ($R.K \subseteq R'.K' = 0$) створює нову аксіому $R \subseteq \neg R'$ в онтології. Якщо немає класу обох підпорядкованих R та R' створюються нові аксіоми $R \subseteq S$ $R' \subseteq S$.

Функціональні залежності. Якщо ідентифікуються функціональні залежності $R.X \rightarrow R.y$ де X та y створюється відповідно вектор неключових атрибутів та неключові атрибути, будується новий клас X , а також дві нових властивості $R \subseteq \exists hasX.X$ і $X \subseteq \exists hasY.getType(y)$ додаються до онтології.

Таким чином отримуємо наступну послідовність етапів методу: включення залежностей; перевірка умови відповідності реляційної схеми другій або

третій нормальній формі та у випадку неналежності використання функціональних залежностей для створення нових класів; виключення використаних залежностей; перевірка на обмеження цілісності атрибутів.

Транзитивність. Ідентифікація залежностей між трьома елементами, що є ключовими атрибутами $\forall a, b, c \in X, aSb \wedge bSc \rightarrow aSc$ в результаті чого створюється новий клас U , а також нова властивість $X \subseteq \exists hasS.getType(c)$, яка додається до онтології.

Результатом виконання методу є онтологія-кандидат, яка далі коригується адміністратором системи.

Після того, як буде створено додаткову предметну онтологію її необхідно інтегрувати у канонічну онтологію, для чого використовується стандартний підхід відображення однієї онтології в іншу (mapping) [226] за допомогою якого поняття додаткової онтології зв'язуються з поняттями канонічної онтології,

Використання канонічної онтології дозволяє вирішити проблему синтаксичної та семантичної несумісності. У даному випадку вона містить формалізацію висловлювань стандарту EHR, при цьому запропонована прикладна онтологія містить спеціалізації визначень канонічної онтології згідно з вище згаданим стандартом.

Правила виводу являють собою систему запитів на отримання даних. Всі терміни успадкують властивості вищих класів. Це необхідно не тільки для посилення семантичних зв'язків, але і корисно при вирішенні задачі інтелектуального пошуку значень будь-якого терміну.

Структурні складові онтології формалізуємо у вигляді:

$$SA = \{(S_i, A_i)\}, i = \overline{1, n} \quad (2.14)$$

де S_i - клас онтології, A_i - атрибути класу $S_i = \{s_{ij} \mid j = \overline{1, d}\}$.

Система інтеграції (трансляційна схема) TS на підставі запиту G та онтології S (2.10) визначає SA і формується запит G' на отримання даних:

$$TS(SA): C \rightarrow SA$$

$$TS(SA): C \rightarrow G'$$

Після цього виконується запит $L = \{l_k \mid k = \overline{1, n}\}$ на отримання даних з БД. Множину виконаних запитів визначимо як $БД \rightarrow E$, відповідь на запит G' - як \tilde{G} :

$$TS(G'): E \rightarrow E'$$

$$TS(G', C): E' \rightarrow \tilde{G}$$

де відповідь \tilde{G} сформований в термінах онтології та містить дані з БД.

Таким чином, запропонована онтологічна модель представлення гетерогенних даних дозволяє не тільки уніфікувати представлення різнорідної інформації, а й підвищити точність інтеграції онтологій предметних областей різних інформаційних систем, тим самим полегшити участь користувача, якому не потрібні спеціальні знання для вилучення та обробки інформації.

2.4 Метод оцінювання аналітичної неоднозначності гетерогенних даних в інтелектуальній інформаційній системі

Незалежно від походження інформації, що характеризує об'єкт притаманна така властивість як аналітична неоднозначність [227]. Джерелами аналітичної неоднозначності (рис. 2.7) для гетерогенних даних є похибка вимірювань, що обумовлена апаратною складовою при реєстрації даних, а також широкий діапазон шкали суб'єктивних оцінювань, до яких відносяться експертні дані та будь-які суб'єктивні оцінювання. Точність вимірюваної інформації встановити досить важко, з тієї причини, що з одного боку є невідомим дійсне значення величини, а з іншого вона прямо чи побічно залежить від суб'єктивізму експерта. Таким чином, доцільно використовувати розрахунок невизначеності. Теорія невизначеності вимірювань [228] за останні 10 років отримала значний розвиток та

використовується у стандартах ISO [229], IEEE [230] та ін. Розрахунок невизначеності дозволяє отримати так звану оцінку неточності інформації.



Рисунок 2.7 - Аналітична неоднозначність

На першому етапі визначається тип даних, для чого використовуються відповідні умови IF, THEN. Якщо дані є результатом об'єктивних оцінювань (вимірювань), наприклад часовий ряд $y = f(x_1, \dots, x_m)$ або скалярні величини a_n, b_n , необхідно проводити розрахунок стандартних невизначеностей типу А згідно з:

$$u_A(y) = \sqrt{\frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.15)$$

Джерелом складових невизначеності даних типу А є розсіювання, що спостерігається при реєстрації вимірюваної інформації, таким чином обчислюють середньо-квадратичне відхилення значень часового ряду. Наступним етапом є розрахунок невизначеності типу В згідно з:

$$u_B(y_n) = \frac{\gamma_n}{\sqrt{3} \cdot 100\%} \quad (2.16)$$

де γ - паспортні дані похибки вимірювання.

Оцінювання невизначеності типу В базується на використанні апріорної інформації про варіабельність даних, що аналізуються. Основними джерелами невизначеності типу В є об'єкт вимірювання, оператор, навколишнє середовище, програмне забезпечення.

Для ідентифікації типу невизначеності спочатку необхідно визначити джерело походження даних. У випадку обробки даних вимірювань, наприклад тих, що отримуються від систем моніторингу, необхідно провести перевірку гіпотези про закон розподілу та обчислення коефіцієнтів кореляцій, після чого проводити розрахунок стандартних невизначеностей типу А згідно з виразом (2.15). Якщо є вклади невизначеності класу В, додатково виконують обчислення відповідно до виразу (2.16). У випадку даних суб'єктивних досліджень, та експертних оцінювань проводиться розрахунок невизначеностей типу В згідно з (2.16).

На основі оцінок невизначеностей типу А і типу В обчислюється сумарна стандартна невизначеність, для випадку корельованих даних скористаємось:

$$u_c(y) = \sqrt{\sum_{k=1}^m c_k^2 u_k^2(y) + 2r_{ij} c_i c_j u(x_i) u(x_j)} \quad (2.17)$$

де $u_k(y)$ - невизначеність вимірюваної величини, c_k - коефіцієнт чутливості вхідної величини, $c_i c_j$ - відповідні коефіцієнти чутливості, $u(x_i) u(x_j)$ - стандартні невизначеності результатів вимірювань, для випадку некорельованих даних скористаємось:

$$u_c(y) = \sqrt{c_s^2 u^2(s_n) + c_\rho^2 u^2(\rho) + c_{k_1}^2 u^2(k_1) + c_Q^2 u^2(Q) + c_{k_2}^2 u^2(k_2)} \quad (2.18)$$

де $u^2(s_n)$, $u^2(\rho)$, $u^2(k_1)$, $u^2(Q)$, $u^2(k_2)$ стандартні невизначеності вимірювання величин модельного рівняння відповідно; c_s , c_ρ , c_{k_1} , c_{k_2} , c_Q - відповідні коефіцієнти чутливості. Коефіцієнти чутливості показують як

оцінка вихідної величини буде змінюватися зі зміненням оцінок вхідних величин:

$$c_i = \frac{\partial y}{\partial x_i} = \frac{\partial Y}{\partial X_i} / x_1, x_2, \dots, x_m \quad (2.19)$$

Також згідно зі стандартом [231] обчислюється розширена невизначеність:

$$u(y) = k u_c(y) \quad (2.20)$$

де k - коефіцієнт обхвату, $u_c(y)$ - сумарна стандартна невизначеність. Коефіцієнт обхвату при наявності суттєвого вкладу невизначеності типу А обчислюємо за формулою:

$$k = t_{0,95}(v_{eff}) \quad (2.21)$$

де v_{eff} - ефективне число ступенів свободи:

$$u_{eff} = (n-1) \left[\frac{u_c(y)}{u_A(y)} \right]^4 \quad (2.22)$$

де $u_A(y)$ - стандартна невизначеність типу А.

У випадку відсутності вкладів невизначеності типу А, вираз (2.22) дає безкінечність, коефіцієнт обхвату повинен бути рівним коефіцієнту Стюдента від безкінечності для ймовірності 0,95, тобто $k = t_{0,95}(\infty) = 2$. Проте це справедливо лише для випадку нормального розподілу даних коли всі вклади невизначеності типу В розподілені за нормальним законом.

Перейдемо до оцінювання невизначеності нечислових даних. Через відсутність складових, що оцінюються шляхом обробки результатів повторних вимірювань, оцінювання стандартних невизначеностей лінгвістичних даних базується на розрахунку невизначеності типу В на підставі апріорної інформації. Якщо дані є результатом суб'єктивних

оцінювань, наприклад експертні судження або результати опитування пацієнта за допомогою суб'єктивних аналогових шкал (NOSE, VAS та ін.) згідно з Л. Заде ступінь належності елемента (судження) є суб'єктивною мірою того, наскільки елемент $x \in X$ відповідає поняттю сенс якого формалізується нечіткою множиною [232]. Таким чином, необхідно проводити процедуру фазифікації. Тоді функція належності описуються кусково-лінійними функціями у вигляді безлічі пар точок виду $\{ \langle x_i | \mu(x_i) \rangle \}, i = \{1, \dots, n\}$, де x_i - елемент нечіткої множини, $\mu(x_i) \rightarrow [0,1]$ - ступінь належності x_i нечіткій множині, що описується функцією належності, причому «0» відповідає впевненості, «1» - невпевненості оцінки. Одже, значення змінної x_i з невизначеністю $u_B(y)$ може бути трансформовано у трикутну функцію належності $\mu(x_i) = \{ \langle x_i - x_i \cdot u, 0 \rangle \langle x_i, 1 \rangle; \langle x_i + x_i \cdot u, 0 \rangle \}$. Таким чином, перепишемо вираз (2.16) у вигляді:

$$u_B(y_{ev}) = \frac{y_{ev} A_i}{\sqrt{3} \cdot 100\%} \quad (2.23)$$

де y_{ev} - оцінювання значення лінгвістичної змінної, A_i - коефіцієнт компетентності експерта, який визначається згідно з виразом:

$$A_i = \sum_{j=1}^m V_j a_{ijl}, \quad (2.24)$$

де a_{ijl} - оцінка i -ї якості l -го експерта, оцінюючого ризику, дана j -м експертом. Визначається рівень компетентності експерта за умов, якщо $A_i \leq 25$, рівень компетентності дорівнює 1, $25 < A_i \leq 30$ - дорівнює 2, якщо $A_i > 30$ - дорівнює 3 [25].

Для розрахунку розширеної невизначеності даних експертних оцінювань використовується вираз (2.20).

Наведемо приклади розрахунку невизначеності згідно з методом для різних типів даних.

Нехай ми маємо два масиви значень часових рядів, які є результатом багаторазових корельованих вимірювань. Кількісні значення часових рядів наведено у Додатку А.

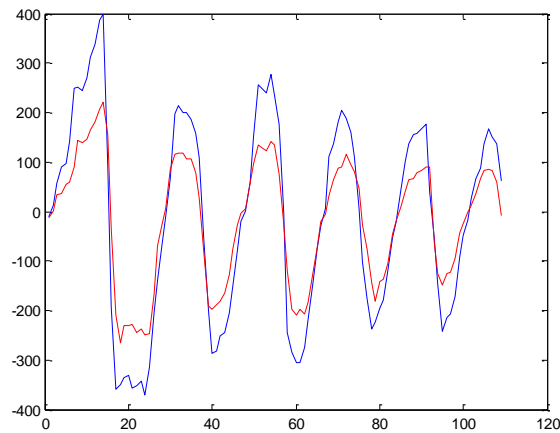


Рисунок 2.8 - Вихідні часові ряди

1. Тип даних – числові (часові ряди)
2. Класи невизначеності: А, В.
3. Визначимо модельне рівняння згідно з яким проводиться оцінювання [233]: $P = P_1 - P_2$,
4. Оцінювання вхідних величин. Обчислення коефіцієнту кореляції:

$$\rho = \frac{\frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n (P_{1i} - \bar{P}_1) \cdot (P_{2i} - \bar{P}_2)}{u_A(P_1) \cdot u_A(P_2)} = 0,975$$

Визначимо значимість коефіцієнта кореляції:

$$\frac{|\rho|}{\sqrt{1-\rho^2}} \sqrt{(n-2)} \geq t_{0,95}(n-2), \quad \frac{0,975}{\sqrt{1-0,975^2}} \cdot \sqrt{(4-2)} = 27 > 2,024$$

5. Обчислювання оцінки результатів вимірювань:

$$\bar{P} = \overline{P_1 - P_2} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_1 - P_2) \quad P = 178,7 \text{ Па}$$

6. Обчислимо стандартну невизначеність типу А згідно з (2.15) та типу В згідно з (2.16) $u_A(P) = 15,2 \text{ Па}$, $u_B(P) = 2,45 \text{ Па}$

В цьому випадку сумарна стандартна невизначеність буде дорівнювати

$u(P) = \sqrt{u_A^2(P) + u_B^2(P)} = \sqrt{15,2^2 + 2,45^2}$, при цьому стандартна невизначеність обчислюється за методом редукції [234, 235]:

$$u_A^2(P) = u_A^2(P_1) - 2\rho u_A(P_1)u_A(P_2) + u_A^2(P_2)$$

7. Обчислення коефіцієнту обхвату з урахуванням внеску невизначеностей.

Ефективне число ступенів свободи обчислюється за допомогою виразу (2.22) і дорівнює $u_{eff} = 41$. Коефіцієнт обхвату, в нашому випадку при наявності вагомих внесків невизначеності класу А, обчислюється за допомогою виразу (2.21) і дорівнює $k = 2,02$.

8. Формування повного результату оцінювання реалізується на підставі розрахунку розширеної невизначеності результату вимірювання (2.20) і дорівнює $U(P) = 2,02 \cdot 15,4 = 31,1 \text{ Па}$. Таким чином, повний результат буде мати вигляд $P = (178,7 \pm 31,1) \text{ Па}$, $p = 0,95$. Бюджет невизначеності містить усі отримані в результаті розрахунків величини та складається відповідно до [228].

Невизначеність вимірювань скалярних величин, наприклад параметрів, за граничними значеннями яких визначається наявність розладнань, повинна враховуватися при оцінці відповідності його значення встановленим межам для станів наявності та відсутності розладнань. У стандарті [235] показано, що якщо інтервал невизначеності знаходиться всередині області допустимих значень, то приймається рішення про відповідність, і навпаки, якщо інтервал невизначеності знаходиться всередині області неприпустимих значень, то приймається рішення про невідповідність.

Запишемо модельне рівняння у вигляді: $\Delta p = k_1 \dot{V} + k_2 \dot{V}^2$. Обчислимо стандартну невизначеність типу А згідно з (2.15) $u(k_2) = \sqrt{\frac{D_2}{D}} S(\delta)$,

де $D = \begin{bmatrix} [V] & [V^2] \\ [V^2] & [V^3] \end{bmatrix}$, $D_2 = \begin{bmatrix} [V] & [\Delta p] \\ [V] & [V^3] \end{bmatrix}$ - визначники, що складаються з сум

Гауса, $S(\delta)$ - СКВ нев'язок $S(\delta) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [(\Delta p_i - (k_1 V_i - k_2 V_i^2))]^2}{n-2}}$

Оскільки для знаходження значення коефіцієнта k_2 використовується метод найменших квадратів, його розширена невизначеність $u(k_2)$ при проведенні n спільних вимірів V і Δp , обчислюється згідно з [236]:

$$u(k_2) = t_{0,95}(n-2)u(k_2) \quad (2.25)$$

де $t_{0,95}(n-2)$ - коефіцієнт Стьюдента для ймовірності 0,95 і числа ступенів свободи $n-2$. Оцінювання розширеної невизначеності вимірювань показало, що розкид її значень знаходиться в межах $8,02926 \cdot 10^6$ для відсутності і $0,000155156$ для наявності розладнань.

Розрахунок невизначеності лінгвістичних даних проведемо на прикладі даних оцінювань за допомогою суб'єктивної аналогової шкали [237].

Таким чином, за допомогою значення функції належності $\mu(x_i)$ визначається ступінь вираженості симптому обструкції, значення якого належить одному з діапазонів $x_i \in [0,0.2;0.2,0.4;0.4,0.6;0.6,0.8;0.8,1]$. Для побудови функції належності скористаємося методом парних порівнянь Сааті, а саме його модифікацією [238], яка не вимагає знаходження власного вектора матриці, тобто можна уникнути трудомістких процедур вирішення характеристичних рівнянь. Причинно-наслідкові зв'язки між параметрами стану хворого і розладнанням (діагнозом) описуються природною мовою, а потім формалізуються у вигляді сукупності нечітких логічних висловлювань типу «ЯКЩО - ТО, ІНАКШЕ». Впевненість експерта в кожному оцінюванні

може мати п'ять ступенів. Кожному рядку - кон'юнкції надається своя вага w_{ij} з інтервалу $[0, 1]$, у даному випадку маємо:

$$\mu(x_i) = [w_{11} \cdot \mu^1(x_i) \vee w_{12} \cdot \mu^2(x_i) \vee w_{13} \cdot \mu^3(x_i) \vee w_{14} \cdot \mu^4(x_i) \vee w_{15} \cdot \mu^5(x_i)]$$

Далі, скориставшись виразом (2.17) наприклад для вагових значень 0,2; 0,5; 1 та різних значень коефіцієнтів компетентності експертів маємо оцінки невизначеності $u_B(y_{ev}) = 0,01; 0,02; 0,057$ відповідно.

Таким чином, метод, що вдосконалено, складеться з таких основних етапів:

1. Визначення типу даних.
2. Ідентифікація типу невизначеності.
3. Складання модельного рівняння.
4. Оцінювання вхідних величин.
5. Обчислювання оцінки результату вимірювання (спостереження).
6. Розрахунок невизначеностей.
7. Обчислювання внеску невизначеності вхідної величини у невизначеність вимірюваної величини та коефіцієнту обхвату.
8. Формування повного результату обчислення та бюджету невизначеності.

Отримані оцінки невизначеності далі враховуються при формуванні вхідного вектору значущих параметрів у алгоритмах машинного навчання та відповідно при прийнятті рішення ОПР.

2.5 Висновки за розділом

1. Запропоновано підхід до підвищення ефективності раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. Підхід базується на створенні інформаційного забезпечення, а саме інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень, технічного забезпечення, що реалізується у

вигляді сукупності програмно-апаратних систем та математичного забезпечення для обробки та аналізу гетерогенних даних, що базується на комплексі методів аналізу часових рядів, включаючи аналіз хаотичних властивостей, методів обчислювального інтелекту та методів математичної фізики.

2. Запропоновано теоретико-множинну модель процесів обробки та аналізу гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів, яка містить функції інтелектуальної підтримки прийняття рішень та планування втручань з використанням методів імітаційного моделювання та сукупності математичних моделей на базі обчислювального інтелекту, за допомогою яких здійснюється обробка та аналіз гетерогенних даних, які характеризують нестационарні квазіперіодичні процеси та комплекс моделей оцінювання аналітичної неоднозначності, що дозволяє підвищити якість виявлення розладнань.

3. Розроблено модель підсистеми планування оперативних втручань на основі комплексу методів побудови тривимірних моделей, CFD-аналізу та бізнес-моделі клінічних шляхів планування оперативного втручання, що дозволяє значно підвищити якість проведення втручань, запобігти непотрібним оперативним втручанням та зменшити час перебування пацієнтів у стаціонарі.

4. Отримала подальший розвиток онтологічна модель предметної галузі за рахунок вдосконалення трансляційної схеми шляхом розширення її властивостей. Таким чином комплексне використання канонічної онтології та методики відображення онтологій за допомогою аксіом, дозволяє зменшити синтаксичну, семантичну та структурну неоднорідності даних.

5. Запропоновано метод оцінювання аналітичної неоднозначності гетерогенних даних шляхом розробки модифікації методу оцінювання невизначеності даних, яка містить додаткові етапи визначення типу даних та ідентифікацію класу невизначеності, що дає змогу оцінювати аналітичну

неоднозначність експертної інформації та підвищити точність раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

Список використаних джерел у даному розділі наведено у повному списку використаних джерел під номерами [25, 82, 88, 106, 134, 181-184, 192, 199-238].

3. МОДЕЛІ І МЕТОДИ ВИЗНАЧЕННЯ ІНФОРМАТИВНИХ ОЗНАК НЕСТАЦІОНАРНИХ КВАЗІПЕРІОДИЧНИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ ДОСЛІДЖЕННЯ ЇХ ФІЗИЧНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ

Дослідження фізичних властивостей нестационарних квазіперіодичних процесів дозволяє визначити стан об'єкта, який вони характеризують, а також наявність чи відсутність розладнань. У своїй більшості такі об'єкти є каналами нерегулярної форми. Канали нерегулярної форми зустрічаються як у технічних системах галузей металургії, паливно-енергетичного комплексу, наприклад різноманітні гідравлічні системи літальних апаратів, трубопроводів тощо, так і у біологічних системах, наприклад системи гемодинаміки, дихання, завитки внутрішнього вуха. Відмінною особливістю каналів нерегулярної форми є наявність нерегулярностей рельєфу внутрішньої поверхні каналу та перетинів, що змінюються при наявності численних викривлень.

У роботах [31-35, 139, 185] показано, що стан об'єктів такого типу визначається за допомогою розрахунків його аерогідродинамічних характеристик. Таким чином, має велике практичне значення кількісне визначення опору каналу. Точна оцінка гідродинамічного опору є основою раннього виявлення розладнань різноманітних технічних систем та виявлення патологічних станів біологічних систем у медичній практиці. В даному розділі пропонується застосування математичного апарату аерогідродинаміки як для аналітичних розрахунків, так і для чисельного моделювання за допомогою CFD-аналізу. Це дозволяє забезпечити процеси виявлення розладнань та підвищити точність проектування гідротехнічних систем і планування оперативних втручань у медицині.

Важливим фактором є візуалізація характеристик, що досліджуються. На основі візуалізації також робиться висновок про наявність чи відсутність розладнання. Сучасні засоби візуалізації результатів моделювання дуже часто затребувані як для візуалізації, так і для розуміння результатів

моделювання. Наприклад, вони є складовою систем віртуальної реальності, які використовують тривимірну візуалізацію при дослідженнях в галузі авіабудування, ракетобудування, автомобілебудування, при моделюванні і візуалізації тривимірних процесів в газодинаміці, гідродинаміці, хімії, біології, геомеханіці і т.д.

CFD-моделювання нестационарних квазіперіодичних процесів у каналах зі складною геометрією стосовно медицини відносно новий напрямок, який використовується для дослідження процесів седиментації частинок різноманітних хімічних речовин, а також характеристик потокових процесів для проведення планування оперативних втручань. Дослідження ведуться локально та потребують стандартизації і відповідного інформаційно - технологічного забезпечення. В дисертаційній роботі обмежимося дослідженням процесів планування оперативних втручань.

Математичний апарат, що застосовується для дослідження нестационарних квазіперіодичних процесів, які являють собою поточкові процеси у таких системах, базується на рівняннях математичної фізики, а саме гідродинаміки. Використання законів руху та рівноваги рідини і газу та їх силової взаємодії з твердими тілами, що обтікають та граничними поверхнями дозволяє отримувати розподіл швидкостей, тиску та інших інформативних параметрів у робочому просторі. Це дає змогу проводити віртуальне планування оперативних втручань на якісно новому рівні, враховуючи таким чином варіабельність просторових конфігурацій моделей, їх аерогідродинамічні характеристики та досвід фахівців, які проводять оперативне втручання.

3.1 Розробка моделі інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів

Застосування математичного апарату гідродинаміки дозволяє проводити моделювання властивостей нестационарних квазіперіодичних

процесів крізь канал нерегулярної форми. Проте слід зазначити, що всі існуючі моделі та методи визначення стану нестационарних квазіперіодичних процесів, не враховують сукупний вплив статичних та динамічних параметрів зовнішнього середовища. Для подолання цих недоліків в роботі запропоновано модель інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів, яка узагальнює вплив параметрів зовнішнього середовища на характеристики нестационарних квазіперіодичних часових рядів. Обробку та аналіз нестационарних квазіперіодичних процесів реалізуємо на прикладі сигналів дихання.

Розрахунок коефіцієнту опору носової порожнини використовується для раннього виявлення розладнань, а також призначення оперативного втручання у ринології. У більшості випадків в клінічній практиці виконується розрахунок коефіцієнта опору за формулою [137]:

$$O = \frac{\Delta p}{\dot{V}} \quad (3.1)$$

де Δp - диференційний тиск, \dot{V} - витрата повітряного потоку

Проте даний підхід ґрунтується на припущенні лінійної залежності між витратою повітряного потоку і диференційним тиском, що відповідає ламінарному режиму течії.

У роботах [239, 240] аналізується коефіцієнт опору, який визначається за формулою:

$$O = \frac{\Delta p}{\dot{V}^2} \quad (3.2)$$

Але у такому випадку береться до уваги тільки турбулентний режим.

Найбільш повною, з точки зору гідромеханіки і фізики явища, є модель Рьохрера [138], в якій найбільш адекватно відображені гідродинамічні характеристики процесу дихання. Як впливає з графіку зміни

диференційного тиску у залежності від витрати (рис. 3.1) диференційний тиск визначається за формулою 3.3

$$\Delta p = k_1 \dot{V} + k_2 \dot{V}^2, \quad (3.3)$$

де k_1 - коефіцієнт ламінарного потоку, k_2 - коефіцієнт турбулентного потоку.

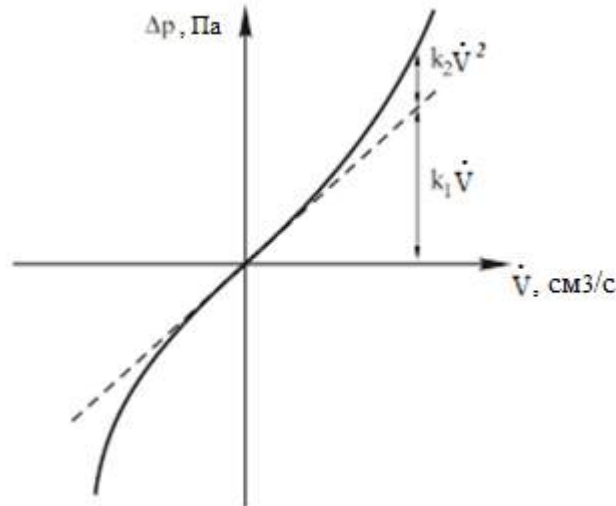


Рисунок 3.1 – Залежність диференційного тиску від витрати повітряного потоку

Проте всі наведені коефіцієнти мають загальний недолік, це наявність розмірності: $R = [\text{Па} \cdot \text{с} / \text{м}^3]$, $O = [\text{Па} \cdot \text{с}^2 / \text{м}^6]$, $k_1 = [\text{Па} \cdot \text{с} / \text{м}^3]$, $k_2 = [\text{Па} \cdot \text{с}^2 / \text{м}^6]$, що не дозволяє систематизувати показники для визначення норми. Даний факт суттєво знижує ефективність їх застосування при виявленні розладнань.

Аналізу безрозмірного коефіцієнта опору, еквівалентного коефіцієнту втрат на тертя, була присвячена робота [139]. Однак, як впливає з графіків, представлених в цьому дослідженні (рис. 3.2), ідентифікація режиму течії в носовій порожнині здійснювалася за фіксованим діапазоном зміни

коефіцієнта, що, не є вірним, оскільки в зоні турбулентної автотельності коефіцієнт опору повинен бути константою.

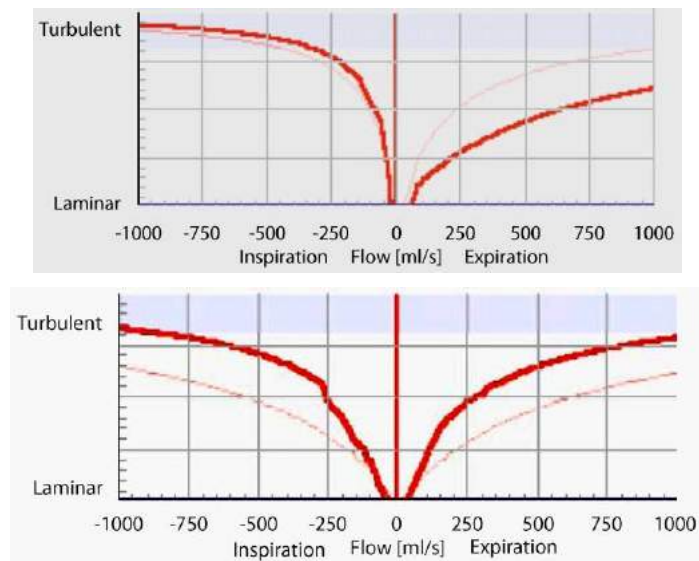


Рисунок 3.2 – Залежність коефіцієнта опору від витрати

Однією з концепцій аналізу риноманометричних даних є розділення дихального циклу на чотири фази (рис. 3.3). У відповідності до чотирьохфазової концепції виділяють висхідну і спадну інспіраторні фази (першу та другу), а також висхідну і спадну експіраторні фази (третю і четверту). Згідно з діючими стандартами опір розраховується для першої інспіраторної та четвертої експіраторної фаз [135].

Однак даний метод дозволяє визначити лише динамічні характеристики витрати повітряного потоку та диференційного тиску. Ще одним недоліком методу є те, що ділення дихального циклу на чотири фази здійснюється шляхом аналізу зміни величини витрати повітряного потоку. Таке розділення дихального циклу не в повній мірі відображує стан нестационарного квазіперіодичного процесу, тобто характер течії повітряного потоку. Все це у сукупності суттєво обмежує ефективність та діагностичну значущість методу.

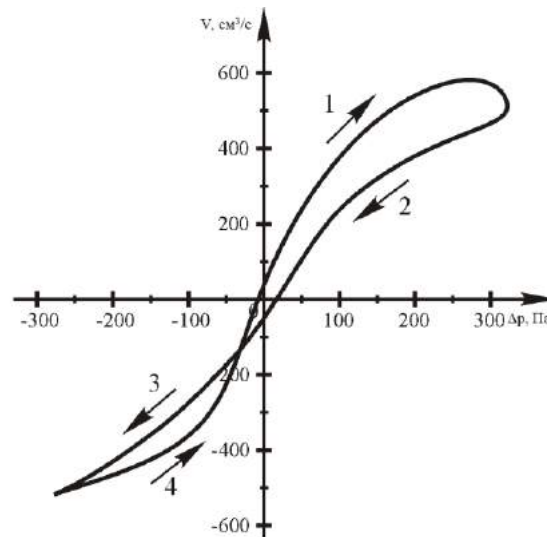


Рисунок 3.3 – Фази носового дихального циклу

Таким чином, необхідно у повній мірі враховувати стан та структуру досліджуваних процесів, тобто отримати аеродинамічні характеристики дихального циклу, що можливо зробити за рахунок дослідження динаміки зміни коефіцієнта опору. Це дасть змогу підвищити точність виявлення розладнань за результатами обробки нестационарних квазіперіодичних часових рядів.

З точки зору класичної механіки рідини вимірювання диференційного тиску в залежності від витрати є стандартними при визначенні коефіцієнта гідродинамічного опору, що має місце при русі рідини (нестисливого газу) крізь канал нерегулярної форми. Таким чином, доцільно розробити математичну модель визначення інтегральної ознаки нестационарних квазіперіодичних процесів.

Отримаємо теоретичну формулу для визначення інтегральної ознаки, а саме коефіцієнта гідродинамічного опору ζ на прикладі дослідження системи носового дихання. Нехай носова порожнина є каналом нерегулярної форми (рис. 3.4). Тоді диференційний тиск Δp всередині каналу з одного боку, є різницею між повним тиском в носоглотці p_1 і зовнішнім тиском p_2

$$\Delta p = p_1 - p_2$$

З іншого боку, диференційний тиск Δp є результатом втрат тиску на тертя $\Delta p_{тер}$ і вихороутворення $\Delta p_{вих}$ не залежно від режиму течії всередині каналу

$$\Delta p = \Delta p_{тер} + \Delta p_{вих}$$

Запишемо рівняння Бернуллі для двох перетинів 1-2:

$$p_1 = p_2 + \zeta_{тер} \frac{\rho V_{ср2}^2}{2} + \zeta_{вих} \frac{\rho V_{ср2}^2}{2} \quad (3.4)$$

де - ρ_2 - щільність повітряного потоку, $V_{ср2}$ - середня швидкість потоку через другий перетин, і $\zeta_{тер}$, $\zeta_{вих}$ - коефіцієнти втрат на тертя і вихороутворення, відповідно.

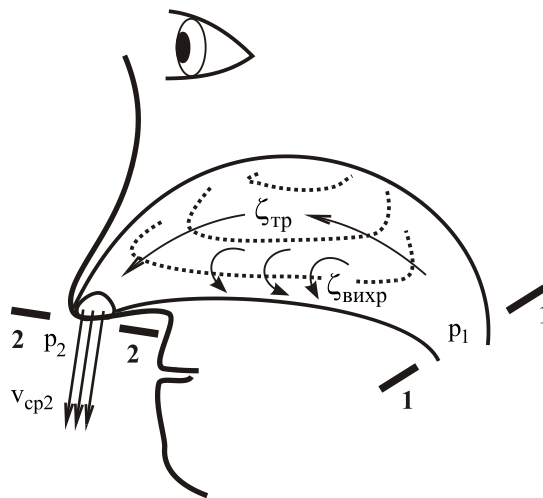


Рисунок 3.4 – Рух потоку крізь канал нерегулярної форми

При русі рідини з малими числами Рейнольдса коефіцієнти місцевих опорів орієнтовно визначають за формулою А.Д. Альтшуля [241]:

$$\zeta = \frac{A}{Re} + B \quad (3.5)$$

де A - значення коефіцієнта місцевого опору на лінійній ділянці, B - значення коефіцієнта місцевого опору на квадратичній ділянці, тобто A, B - безрозмірні коефіцієнти, які залежать від форми місцевого опору.

У процесі дихання режим течії може змінюватися від ламінарного до турбулентного при змінній витраті повітряного потоку через носову порожнину. У разі, коли режим течії є ламінарним, коефіцієнт втрат на тертя

обернено пропорційний числу Рейнольдса $\zeta_{тер.лам} = \frac{A}{Re}$. При цьому

коефіцієнт втрат на вихороутворення можна прийняти постійним

$\zeta_{вих.лам} \approx const$. Таке вихороутворення характерно при ламінарному режимі

течії за уступом, яким в носовій порожнині є гачковидний відросток. У разі ж

турбулентного режиму течії, вже обидва коефіцієнти приймають постійні

значення $\zeta_{тер.турб} \approx const, \zeta_{вих.турб} \approx const$ [241]. Таким чином, приймаючи,

що сума сталих коефіцієнтів є величина стала

$$\zeta_{вих.лам} + \zeta_{тер.турб} + \zeta_{вих.турб} = B$$

формулу (3.4) можна переписати у наступному вигляді:

$$\Delta p = \frac{A}{Re} \frac{\rho V_{сер2}^2}{2} + B \frac{\rho V_{сер2}^2}{2}, \quad (3.6)$$

де A, B - безрозмірні константи.

Середня швидкість потоку через ніздрю, що входить у вираз (3.6), пов'язана з витратою повітряного потоку через носову порожнину співвідношенням:

$$V_{сер2} = \frac{\dot{V}}{S_n}, \quad (3.7)$$

де S_n - площа перетину 2.

Число Рейнольдса стосовно каналу нерегулярної форми можна виразити через еквівалентний діаметр:

$$Re = \frac{V_{cep2} d_{ек}}{\nu} \quad (3.8)$$

де $d_{ек}$ - еквівалентний діаметр перетину 2, ν - кінематичний коефіцієнт в'язкості повітряного потоку.

$$Re = \frac{V_{cep2} d_{ек}}{\nu} = \frac{\dot{V}_{cep} d_{ек}}{S \nu} = \frac{4 \dot{V}_{cep}}{P \nu}, \text{ при цьому } d_{ек} = \frac{4S}{P}, \text{ тобто для розрахунку}$$

еквівалентного діаметру потрібно провести вимірювання площі та периметру перетину. Детальний опис розрахунків з урахуванням невизначеності наведено у Додатку Б.

Визначимо сумарний коефіцієнт опору порожнини носа ζ . Для цього розділимо диференційний тиск Δp на швидкісний напір $\frac{\rho V_{cep2}^2}{2}$. Після ділення виразу (3.6) на швидкісний напір отримаємо загальний вираз для коефіцієнта опору, незалежно від режиму течії, як для ламінарного, так і для турбулентного потоку:

$$\zeta = \frac{\Delta p}{\frac{\rho \dot{V}_{cep2}^2}{2}} = \frac{A}{Re} + B \quad (3.9)$$

Таким чином, співвідношення між першим і другим складовими у формулі (3.9) буде залежати від форми носової порожнини і числа Рейнольдса, а безрозмірні константи і будуть зв'язувати між собою канали різних конфігурацій, які, однак, повинні виконувати аналогічні фізіологічні функції. Між коефіцієнтами в формулах (3.3) і (3.9) існує зв'язок.

$$A = k_1 \frac{4S^2}{P \rho \nu},$$

$$B = k_2 \frac{2S^2}{\rho}. \quad (3.10)$$

Отримані формули (3.10) показують, що фізичний зміст коефіцієнтів A , k_1 , B , k_2 не змінюється. Однак, як було зазначено вище коефіцієнти A , B безрозмірні константи, а, отже, і гідродинамічний коефіцієнт опору носової порожнини ζ теж величина безрозмірна. Аналіз залежностей $\zeta = f(Re)$ для інспіраторного та експіраторного дихання дозволить визначити показники норми для носового дихання.

3.2 Розробка методу синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів

Існуючі методи оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів дозволяють враховувати лише динаміку змінення процесу. У попередньому підрозділі було показано, що обчислювання інтегральної ознаки стану нестационарного квазіперіодичного процесу дозволяє отримувати безрозмірну ознаку, яка враховує будь-які конфігурації геометричних параметрів каналів та режим течії крізь канал. Таким чином, є доцільним визначення критерію зміни режиму течії, який є відображенням структури нестационарного квазіперіодичного процесу.

Формалізуємо основні етапи методу синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів, що базується на розрахунку гідродинамічного коефіцієнту опору каналу нерегулярної форми.

Етап 1. Реєстрація та попередня обробка даних нестационарних квазіперіодичних процесів.

Для реалізації розрахунків використано нестационарні квазіперіодичні процеси на прикладі часових рядів диференційного тиску та витрати повітряного потоку, які отримані за допомогою програмно-апаратної системи

“OPTIMUS” [242]. Детальний опис системи наведено у сьомому розділі дисертаційної роботи. Систему зображено на рис. 3.5.

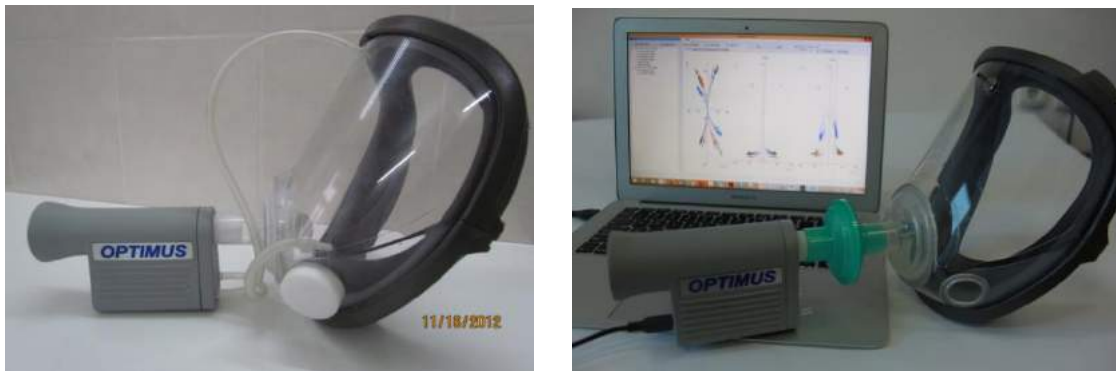


Рисунок 3.5 – Програмно-апаратна система «OPTIMUS»

Результатом вимірювань є дані диференційного тиску Δp [Па] та витрати повітряного потоку \dot{V} [см³/с], які наведено на рис. 3.6.

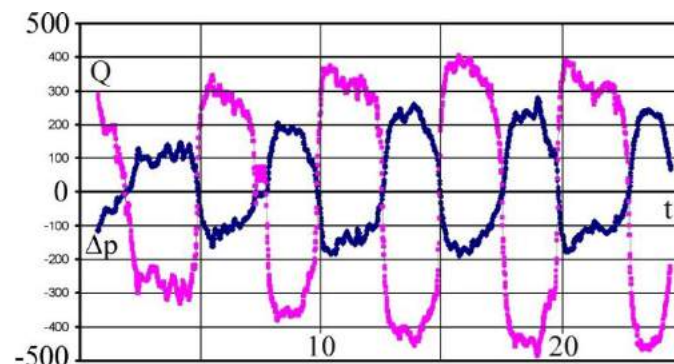


Рисунок 3.6 – Залежність диференційного тиску та витрати потоку від часу

Вихідні дані для аналізу необхідно розглядати у вигляді залежності $\Delta p = f(\dot{V})$ для циклів дихання, що повторюються.

Етап 2. Визначення значущих коефіцієнтів за допомогою методу найменших квадратів.

На другому етапі методу за допомогою метода найменших квадратів набір даних апроксимується функцією (3.3) (рис. 3.7), в результаті чого визначаються коефіцієнти k_1 , k_2 .

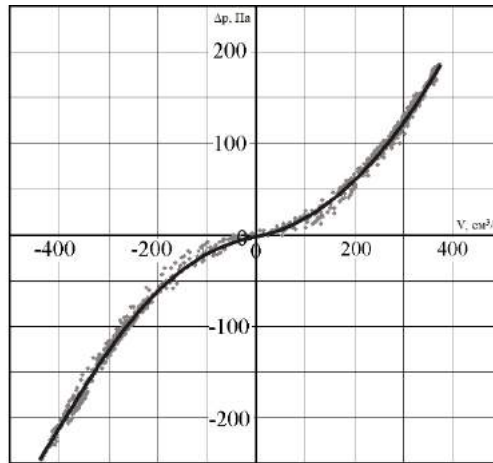


Рисунок 3.7 – Залежність диференціального тиску від витрати

Етап 3. Обчислення інтегральної ознаки нестационарних квазіперіодичних процесів відповідно до виразу (3.9).

На третьому етапі будується залежність $\zeta = f(Re)$ (рис. 3.8).

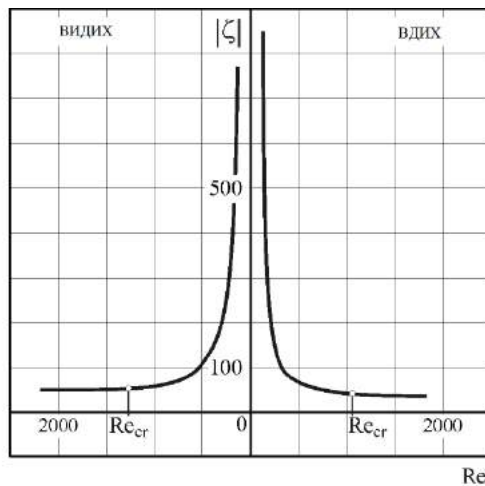


Рисунок 3.8 – Залежність гідродинамічного коефіцієнту опору від числа Рейнольдса

Отримана залежність є гіперболічною. На цій залежності можна бачити, що з деякого числа Рейнольдса Re_{cr} коефіцієнт опору стає практично постійним для різних чисел Рейнольдса, і режим течії переходить від ламінарного до турбулентного. Числам Рейнольдса $Re > Re_{cr}$ відповідає зона турбулентної автомодельності, в якій закон зміни диференційного тиску від витрати є квадратичним.

Етап 4. Визначення інтервалів сталості на основі розрахунку критичного значення інтегральної ознаки стану нестационарного квазіперіодичного процесу.

На четвертому етапі методу визначається критичне число Рейнольдса Re_{cr} , для чого обчислюється похідна $\frac{\partial \zeta}{\partial Re}$, яка за абсолютною величиною повинна бути меншою або дорівнювати деякому заданому значенню ε :

$$\left| \frac{\partial \zeta}{\partial Re} \right| \leq \varepsilon \quad (3.11)$$

Після диференціювання виразу (3.9) з урахуванням умови (3.11) отримаємо

$$Re_{cr} = \sqrt{\left| \frac{A}{\varepsilon} \right|} \quad (3.12)$$

Співвідношення $\frac{A}{\varepsilon}$ візьмемо за абсолютною величиною, оскільки похідна $\frac{\partial \zeta}{\partial Re}$ негативна.

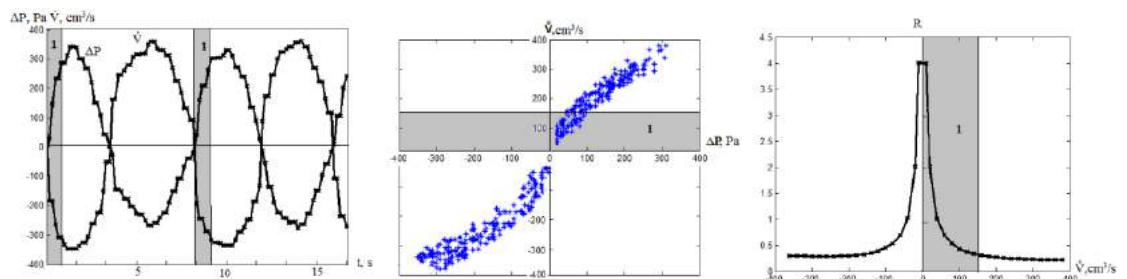
Для реалізації розробленого методу на практиці, використовуючи отримане критичне число Рейнольдса Re_{cr} можна визначити величину критичної витрати \dot{V}_{cr} , що дозволить розділити дихальний цикл на шість фаз. Шестифазова риноманометрія є розвиненням чотирьох фазової концепції, яка полягає у розділенні на фази за часом протягом одного дихального циклу. Проте розділення здійснюється не за зростанням/зниженням тиску/потoku, а відбувається з урахуванням структури нестационарних квазіперіодичних часових рядів, яка безпосередньо пов'язана з виконанням фізіологічних функцій, що є важливим фактором при виявленні розладнань.

Таким чином, окрім стандартних графіків залежності величин диференційного тиску та витрати повітря від часу та залежності витрати повітря від диференційного тиску за даними передньої активної

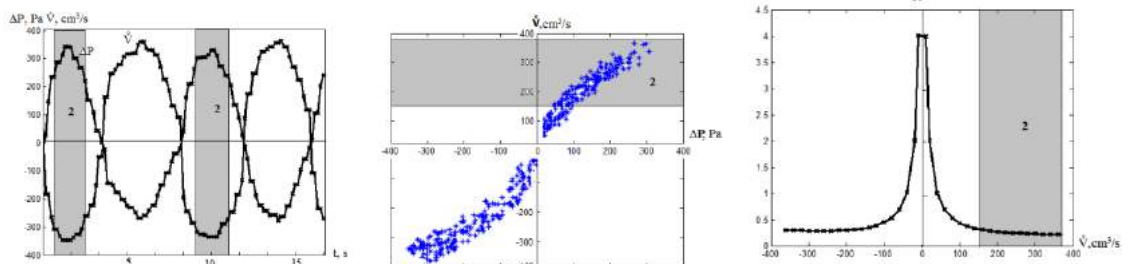
експіраторного потоку потоку (рис. 3.10 г), п'ята – фаза стабільного експіраторного потоку (зона автомодельності гідродинамічного опору) (рис. 3.10 д), шоста – фаза спадаючого нестабільного експіраторного потоку (рис. 3.10 е).

Підсумовуючи, треба зазначити, що:

- при визначенні безрозмірного коефіцієнту гідродинамічного опору носової порожнини диференційний тиск необхідно відносити до швидкісного напору $\frac{\rho V_{cep2}^2}{2}$ на вході у канал з урахуванням зміни щільності потоку в залежності від температури інспіраторного та експіраторного потоків;
- у загальному випадку режим течії потоку в носовій порожнині в залежності від витрати або числа Рейнольдса змінюється від ламінарного до турбулентного з яскраво вираженою зоною автомодельності, що впливає з залежності $\zeta = f(Re)$;
- розроблена модель інтегральної ознаки стану нестационарного квазіперіодичного процесу на прикладі обробки риноманометричних даних дозволяють перейти до безрозмірних коефіцієнтів гідродинамічного опору, що визначають аеродинаміку носової порожнини.



а



б

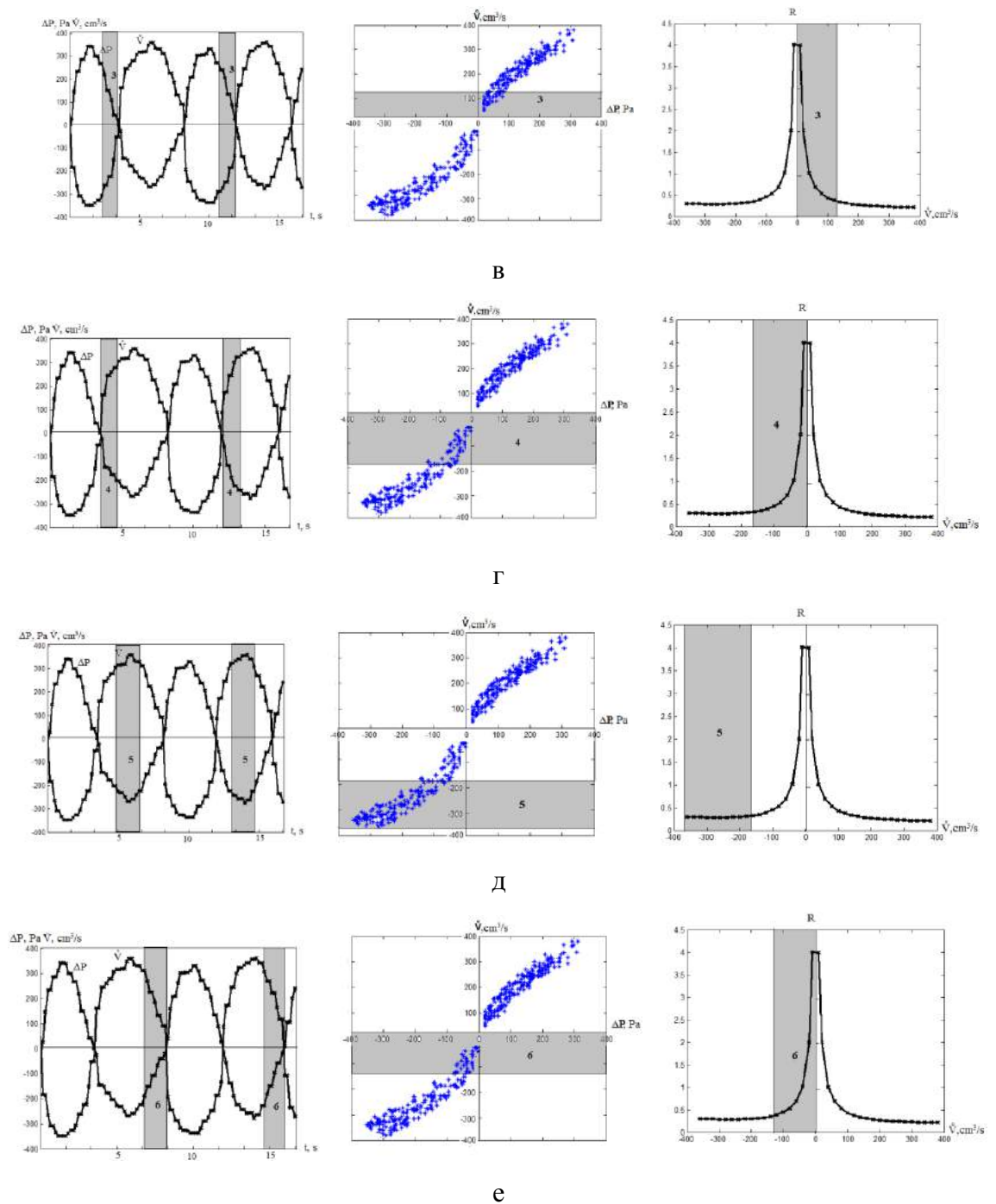


Рисунок 3.10 – Ділення дихального циклу на шість фаз

а – висхідна інспіраторна фаза, б – фаза стабільного інспіраторного потоку, в – спадна інспіраторна фаза, г - висхідна експіраторна фаза, д - фаза стабільного експіраторного потоку, е - спадна експіраторна фаза

Практичне застосування запропонованих моделі інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів та методу синтезу

інтегрального критерію у медицині отримало назву методу об'єктивної оцінки функції носового дихання, який складається з наступних етапів:

1. Реєстрація і обробка риноманометричних даних
2. Обчислення гідравлічного діаметру каналу нерегулярної форми та параметрів зовнішньої середовища, що впливають на властивості досліджуваних процесів
3. Обчислення гідродинамічного коефіцієнта опору носової порожнини
4. Прийняття рішення про належність до класу обструкції носового дихання.

Метод дозволяє отримувати інформативні ознаки для виявлення розладнань та прийняття рішення про оперативне втручання. Приклади графічної візуалізації результатів розрахунків наведено у Додатку В.

Беручи до уваги той факт, що найбільш близькими параметрами з точки зору адекватності фізичної моделі досліджуваним процесам є коефіцієнти моделі Рьохрера (3.3) дослідимо значущість даних коефіцієнтів для виявлення розладнання.

В результаті дослідження було встановлено, що значення коефіцієнта ламінарного потоку k_1 , як для норми, так і для патології відрізняються незначно, в той час як значення коефіцієнт турбулентного потоку k_2 для норми і патології відрізняються істотно [236] (гістограми для коефіцієнту k_2 наведено на рис. 3.11).

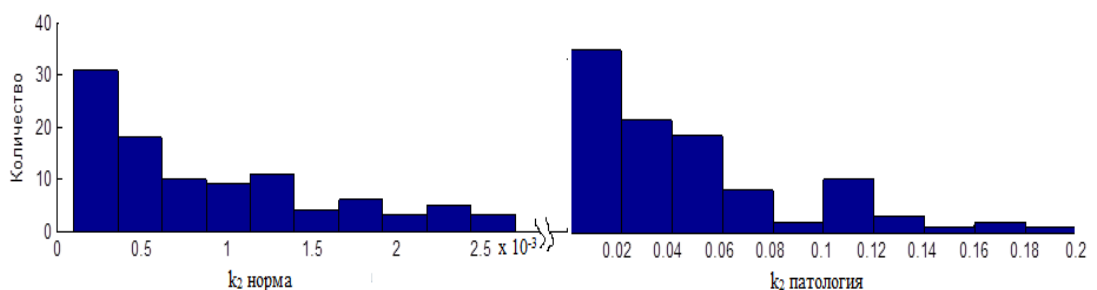


Рисунок 3.11 – Межі діапазонів значень k_2

Оцінювання розширеної невизначеності коефіцієнту k_2 показало, що розкид її значень знаходиться в межах $8,02926 \cdot 10^{-6}$ для відсутності та $0,000155156$ при наявності розладнань.

Діагностична значимість коефіцієнтів R_{150} [137], R_{eff} , VR [135] підтверджується даними, які представлено у таблиці 3.1, результати досліджень опубліковани в роботах [135, 248].

Таблиця 3.1 – Значення коефіцієнтів опору згідно з існуючими стандартами

№	R_{150}	$\text{Log}_{10}R (VR, R_{eff})$	Обструкція	Провідність
1	$<0,3$	$\leq 0,75$	дуже низька	дуже велика
2	$0,3-0,5$	$0,75-1,00$	низька	Велика
3	$0,5-0,8$	$1,00-1,25$	помірна	Помірна
4	$>0,8$	$1,25-1,50$	велика	Низька
5	-	$>1,50$	дуже велика	дуже низька

Імплементація такого підходу дозволяє отримувати інформативні ознаки для виявлення розладнань та прийняття рішення про оперативне втручання $HC = \{R_{eff}, k_2, R_{100}, VR, \zeta, R_2, d_{eq}\}$, які також є вхідними даними для методу раннього виявлення розладнань, який висвітлено у п'ятому розділі.

3.3 Метод імітаційного моделювання просторово-часових характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів

Візуалізація просторово-часових характеристик багатовимірних часових рядів, що досліджуються, є потужним інструментом процесу раннього виявлення розладнань, який дозволяє підвищити ефективність прийняття рішення про розладнання, у тому числі при проведенні планування оперативного втручання, та є складовою інформаційної технології на основі якої проводиться оперативне втручання. До основних

інформаційних процесів технології віднесемо чисельне моделювання характеристик нестационарних квазіперіодичних часових рядів та процес побудови тривимірної моделі.

Метод імітаційного моделювання характеристик нестационарних квазіперіодичних часових рядів складається з таких етапів:

Етап 1. Побудова тривимірної моделі каналу.

Етап 2. Чисельне моделювання характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів.

Етап 3. Визначення граничних умов моделювання

Етап 4. Візуалізація результатів моделювання.

Розглянемо етапи методу детально.

Побудова 3D моделі каналу нерегулярної форми. Для проведення імітаційного моделювання на базі пакетів чисельного моделювання на першому етапі необхідно побудувати тривимірну модель досліджуваного об'єкту. Формалізуємо цей процес на прикладі створення 3D моделі системи носового дихання.

Для створення моделі носової порожнини і навколоносових пазух отримаємо дані спіральної комп'ютерної томографії пацієнта з нормальними анатомо-фізіологічними характеристиками. Вихідними даними для побудови моделі є томографічні зрізи (рис. 3.12) у форматі DICOM [202], отримані на спіральному комп'ютерному томографі Aquilion 4 (Toshiba Medical Systems Europe). Параметри сканування наступні: 120 кВ, 150 мА, 240 мм (FOV), матриця 512x512, алгоритм реконструкції FC81 [249, 250].

Отримано 130 зрізів з роздільною здатністю 512x512 елементів зображення, таким чином їх результуюча кількість становить 34078720 елементів. Можна використовувати зрізи з роздільною здатністю 1056x1056 елементів та ін. В сучасних томографах цифрова матриця одержуваного зображення частіше всього має розмірність 512×512 або 256×256 пікселів.

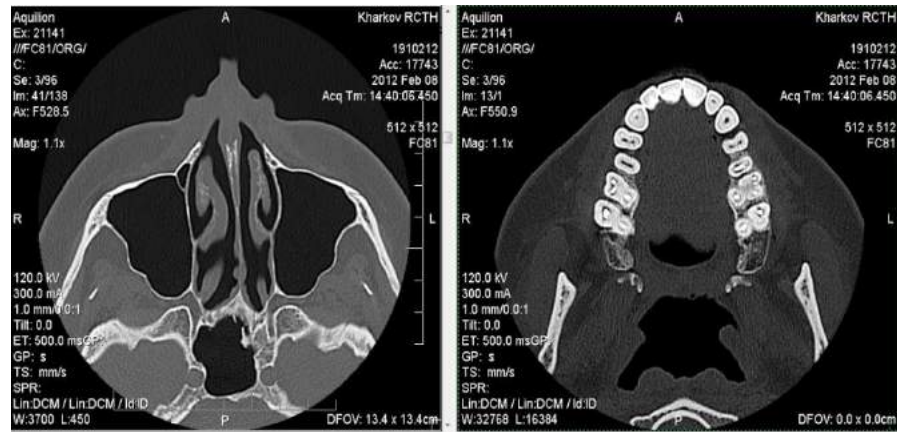


Рисунок 3.12 – Вихідні томографічні зрізи

Для роботи з такими даними доцільно використовувати додатки для масивно-паралельних обчислювань, де як вершинні буфери, що містять графічні примітиви, так і окремі фрагменти можуть оброблятися паралельно і незалежно один від одного. Це дозволяє оптимізувати обчислювальні і часові витрати.

Далі виникає задача, яка полягає у виділенні носового каналу із наявної комп'ютерної томограми. Вихідні дані КТ сканера надаються у КТ-числах або одиницях Хаунсфілда. У сучасних медичних сканерів вимірювані КТ числа лежать в діапазоні від -1024HU до +3071 HU. Співвідношення між коефіцієнтом лінійного ослаблення матеріалу (μ_x) і відповідної одиницею Хаунсфілда (H) має вигляд:

$$H = \frac{\mu_x - \mu_{\text{води}}}{\mu_{\text{матеріалу}}} * 1000 \quad (3.13)$$

Комп'ютерна обробка зображення дозволяє розрізняти більш ста ступенів зміни щільності досліджуваних тканин - від нуля - для води, ліквору до ста і більше - для кісток, що дає можливість диференціювати відмінності нормальних і патологічних ділянок тканин в межах 0,5-1%, тобто в 20-30 разів більше, ніж на звичайних рентгенограмах. Таблиця значень щільності різних тканин в одиницях Хаунсфілда наведена у Додатку Г.

Якість отриманого зображення визначається п'ятьма факторами: просторовим дозволом, контрастністю, шумом і просторовою однорідністю, лінійністю і наявністю артефактів. Артефактами зображень в комп'ютерній томографії називають будь-яку невідповідність між КТ-числами реконструйованого зображення та істинними коефіцієнтами ослаблення об'єкта. Помилки реконструкції можуть бути викликані як недоліком даних, так і наявністю різних шумів. Основними причинами появи артефактів є фізичні процеси, які беруть участь в зборі даних, фактори, пов'язані з пацієнтом, несправність апаратури, спіральне або багат шарове сканування. Конструктивні особливості сучасних КТ-сканерів дозволяють мінімізувати деякі види артефактів, які іноді можуть бути практично повністю скориговані програмним забезпеченням, зокрема алгоритмами сегментації.

Математично результат КТ дослідження це тривимірні матриці чисел, що представляють собою щільності різних ділянок досліджуваного обсягу. Вимірні значення КТ-чисел залежать від виду досліджуваної тканини і лежать в певному діапазоні, дозволяючи отримати об'ємні зображення внутрішніх структур досліджуваного об'єкта. Тривимірні реконструкції дають наочну картину просторового розташування структур, підвищують розпізнавання діагностично значущих деталей, корисні при плануванні операцій. Для цієї мети реалізується комплексна обробка вихідного набору томографічних зображень (КТ-сканів), яка включає в себе обробку зображення для згладжування імпульсного шуму за допомогою медіанного фільтру, формування сегментованого зображення за допомогою порогового фільтру, морфологічну фільтрацію для виділення контуру структур [250]. Таким чином відбувається виділення областей повітряних структур. Для кожної комірки графічної матриці зрізу розраховується коефіцієнт абсорбції (коефіцієнт ослаблення, що виражається в одиницях Хаунсфілда, для повітря -1000 HU). Для побудови тривимірної моделі використовується метод об'ємного рендерингу (Volume Rendering), який базується на алгоритмах побудови об'ємних реконструкцій (алгоритм проєкції максимальної

інтенсивності та реконструкції з затіненої зовнішньої поверхні) дозволяє реконструювати 3D модель з набору зрізів. Отримувані реконструкції не мають обмеження за максимальною інтенсивністю і всі КТ-числа уздовж віртуального променя вносять вклад у підсумкове зображення відповідно до їх ваги. Кожному КТ-числу приписується певна яскравість, колір і прозорість, що дозволяє одночасно виділити з вихідного набору даних безліч структур, що мають різну щільність.

В результаті застосування алгоритмів сегментації створюється сукупність точок у просторі, так звану «cloud points» що містить точки, які лежать на поверхні об'єкту. Модель, що будується є результатом з'єднання точок за допомогою методу «reverse engineering» [251]. Операція побудови моделі є автоматизованою та міститься у багатьох графічних пакетах, таких як «Maya» [252], «Geomatic» [253]. В графічних пакетах 3D-моделювання «3D Studio MAX», «OpenGL Optimizer», «LightWave» використовуються алгоритми триангуляції Делоне [254].

Метод передбачає з'єднання між собою набору точок непересічними відрізками прямих ліній таким чином, щоб сформовані трикутники прагнули до рівнокутності. Алгоритм працює шляхом постійного нарощування до поточної триангуляції по одному трикутнику за крок. На кожній ітерації здійснюється пошук трикутника, який підключається до межі поточної триангуляції.

В результаті для побудови об'ємної моделі сегментовані елементи представляються у вигляді полігональної сітки, тобто всі зв'язкові компоненти повітряних структур на кожному томографічному зрізі послідовно з'єднуються між собою. Кількість елементів мережі може варіювати від 82000 до 1,44 мільйона комірок. 3D модель, отриману в результаті рендерингу зображено на рис.3.13.

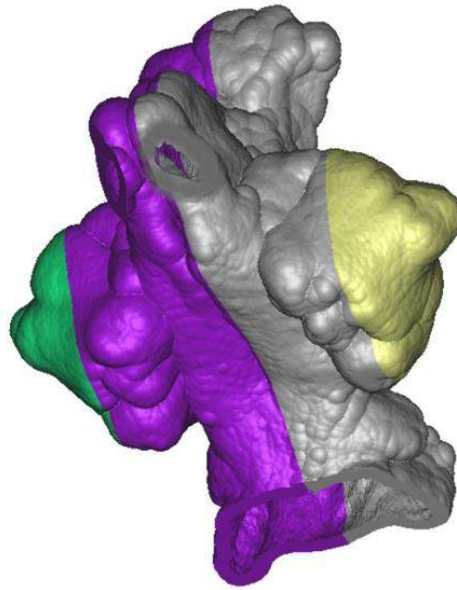


Рисунок 3.13 – 3D модель носової порожнини

У роботі використано програмне середовище «3D Slicer» [255]. Програма «3D Slicer» є гнучкою, модульною платформою для аналізу зображень і візуалізації. Програма «3D Slicer» може бути легко розширена для розвитку інтерактивних і пакетних інструментів обробки для різних застосувань. «3D Slicer» забезпечує реєстрацію зображень, обробку DTI (дифузійна трактографія), інтерфейс для зовнішніх пристроїв, GPU з підтримкою об'єму, разом з іншими можливостями. «3D Slicer» має модульну організацію, яка дозволяє легко додавати нові функціональні можливості і надає ряд загальних можливостей. Інтерактивні можливості візуалізації «3D Slicer» включають можливість відображення довільно орієнтованих шматочків зображення, створення поверхні і високу продуктивність візуалізації об'єму.

Таким чином, програма «3D Slicer» є потужним інструментом відкритого доступу для аналізу комп'ютерних томограм, у даному випадку побудови 3D моделі каналу нерегулярної форми.

Інтерфейс користувача зображено на рис. 3.14.

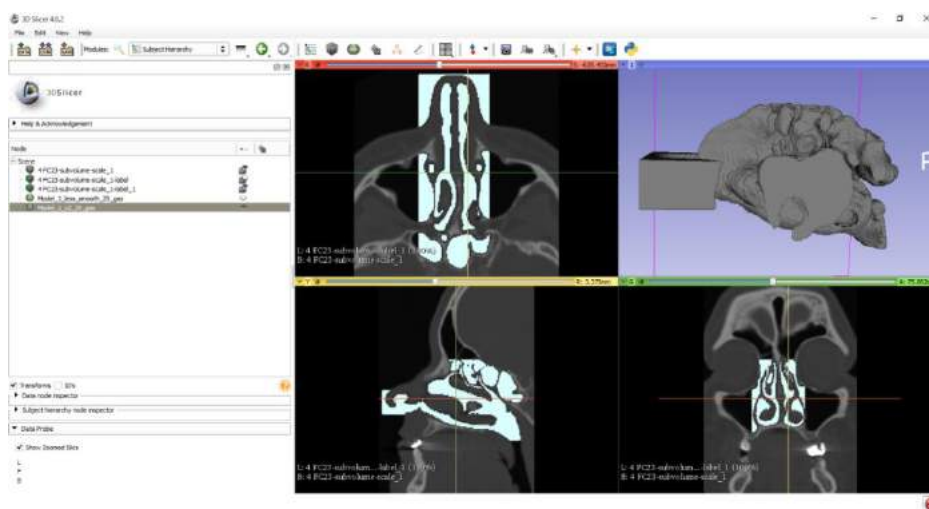


Рисунок 3.14 – Графічний інтерфейс користувача

Послідовність операцій побудови 3D моделі зображено на рис. 3.15.

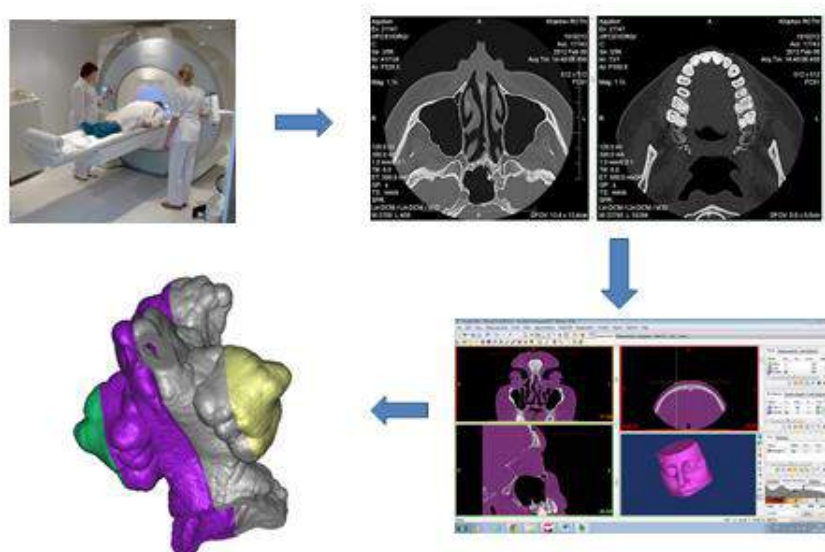


Рисунок 3.15 – Побудова 3D моделі

Експериментальним шляхом визначено, що кількість елементів сітки моделі повинна бути у діапазоні $Q(10^7)$ - $Q(10^9)$ елементів (роздільна здатність 0,1 мм $Q(10^8)$), для забезпечення достатньої точності розрахунків.

Чисельне моделювання характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів.

За результатами аналізу літературних джерел процеси що досліджуються у багатьох випадках вважаються стаціонарними з ламінарним режимом течії. Проте такий підхід не є прийнятним, оскільки у каналі нерегулярної форми навіть при малих швидкостях спостерігається турбулентний режим [256]. Присутність областей раптового звуження, розширення каналів призводить до суттєвої турбулізації потоку, що супроводжується утворенням турбулентних вихорів, які істотно ускладнюють здійснення вимірювань параметрів, якісна оцінка яких необхідна для опису конвективних процесів, пов'язаних з перенесенням маси і енергії. В роботах [257-259] зазначено, що ламінарний та турбулентний режими відповідають визначеним значенням числа Рейнольдса. Наприклад в [257] це 545 при витраті 7,5 л/мін і 2905 при 40 л/мін, в [258] турбулентний режим починається з величини витрати повітряного потоку 15 л / мин, а в роботі [259] турбулентний режим відповідає значенням чисел Рейнольдса $> 2 \cdot 10^3$. Так у роботах [257-263] прийняті наступні припущення при проведенні чисельного моделювання: для величин витрат від 7,5 л/мін до 15 л/мін використовуються моделі ламінарного режиму, для величин витрати 20 л / мін - 40 л/мін - моделі турбулентного режиму. Однак слід зазначити, що число Рейнольдса залежить не тільки від швидкості потоку, а і від діаметру каналу, в даному випадку еквівалентного гідравлічного діаметру ноздрі. Так само, з теорії аеродинаміки [260] відомо, якщо вхід в трубу зробити плавним, то ламінарний рух може підтримуватися при істотно великих числах Рейнольдса, наприклад до 50000. Таким чином, необхідно враховувати ці особливості при розрахунку чисел Рейнольдса.

При перевірці гіпотези нестационарності проводиться розрахунок числа Струхаля [264] згідно з:

$$S = \frac{l}{V_{av}t} = \frac{\omega d}{V_{av}}, \quad (3.14)$$

де $\omega = 2\pi f$ - частота дихання, d - характерна довжина (гідрравлічний діаметр), V_{av} - характерна швидкість потоку.

Відповідно до проведених розрахунків для $n=68$, $\omega = 1,57c^{-1}$, $d \in [0.01, 0.03]m$, $V_{av} \in [0.15, 0.5]m/c$, число Струхалія $S > 0,25$, що свідчить про нестационарність процесу.

При малих швидкостях, коли можна знехтувати впливом стисливості газу, закони руху рідини та газу співпадають із законами гідродинаміки (науки про рух нестисливих рідин).

Дослідимо ламінарну модель. Як відомо з [265] при ламінарному русі частинки потоку рухаються струминками, які не перемішуються. Причиною виникнення градієнта швидкості є наявність дотичних напружень (або сил тертя шарів один об одного), що залежать від в'язкості середовища. Взаємозв'язок сил в'язкого тертя і градієнта швидкості встановлюється законом Ньютона, який припустив, що сили опору, що виникають при ковзанні шарів, пропорційні площі їхнього зіткнення і швидкості ковзання.

$$\tau = \mu dV / dr \quad (3.15)$$

де τ - дотична напруга, μ - коефіцієнт динамічної в'язкості, V - миттєва швидкість середовища в досліджуваній точці перетину, r - відстань від осі потоку до точки. Тоді для ламінарної течії в'язкого середовища розподіл швидкості у трансверсальному перетині потоку описується рівнянням:

$$V = V_m (1 - r^2 / R^2), \quad (3.16)$$

де V_m - швидкість середовища на осі потоку, R - радіус потоку $dV / dr = -2V_m r / R^2$. Розподіл дотичних напруг згідно з рівнянням (3.15)

$\tau = 2\mu V_m r / R^2$. Розподіл трансверсального градієнту тиску визначається рівнянням:

$$dp/dr = 16U^2 \rho \alpha (1 - \alpha^2) / D, \quad (3.17)$$

де $\alpha = r/R, R = D/2, U = V_m/2$.

Продольний градієнт тиску визначається рівнянням Нав'є-Стокса:

$$dp/dl = \lambda / D \rho U^2 / 2 \quad (3.18)$$

де λ - коефіцієнт гідравлічного тертя $\lambda = 64 / Re$.

Далі розглянемо турбулентний рух потоку.

Течія повітря в носовому каналі розглядається в наближенні тривимірного нестационарного турбулентного потоку однорідного ізотермічного суцільного середовища. При таких умовах задачею моделювання є математичне формулювання законів збереження маси і кількості руху, доповнених рівнянням стану ідеального газу [266].

$$\begin{aligned} & \int_V \frac{\partial \rho}{\partial t} dV + \oint_S \rho \vec{U} d\vec{S} = 0, \\ & \int_V \frac{\partial(\rho \vec{U})_x}{\partial t} dV + \oint_S \rho U_x \vec{U} d\vec{S} = \\ & = -\oint_S \frac{P^*}{\rho} dS_x + \int_V g(\rho - \rho_h) dV + \oint_S \sigma_{xj} dS_j, \\ & \int_V \frac{\partial(\rho \vec{U})_y}{\partial t} dV + \oint_S \rho U_y \vec{U} d\vec{S} = \\ & = -\oint_S \frac{P^*}{\rho} dS_y + \int_V g(\rho - \rho_h) dV + \oint_S \sigma_{yj} dS_j, \int_V \frac{\partial(\rho \vec{U})_z}{\partial t} dV + \oint_S \rho U_z \vec{U} d\vec{S} = \\ & = -\oint_S \frac{P^*}{\rho} dS_z + \int_V g(\rho - \rho_h) dV + \oint_S \sigma_{zj} dS_j, \end{aligned} \quad (3.19)$$

Повітряний потік крізь носову порожнину є в'язким нестисливим середовищем. У разі в'язкого нестисливого середовища невідомими є

складові швидкості V_x, V_y, V_z і тиску p , а повна система рівнянь складається з рівнянь Нав'є-Стокса та нерозривності [267]:

$$\begin{cases} \frac{\partial \vec{V}}{\partial t} = \vec{F} - \frac{1}{\rho} \text{grad } p + \nu \Delta \vec{V} \\ \text{div} \vec{V} = 0, \end{cases} \quad (3.20)$$

де \vec{V} - вектор швидкості, \vec{F} - вектор одиничної масової сили, ρ - щільність, p - тиск, ν - кінематичний коефіцієнт в'язкості.

Турбулентний рух рідин і газів є найбільш поширеною формою перебігу в різних системах з нерегулярною геометрією. Традиційний підхід до розрахунку таких течій ґрунтується на усереднених за тим чи іншим правилом рівняннях Нав'є-Стокса. Отримані таким чином рівняння Рейнольдса внаслідок нелінійності рівнянь Нав'є-Стокса виявляються незамкнутими. Замикання рівнянь Рейнольдса проводиться за допомогою напівемпіричних гіпотез турбулентності. Також можна проводити замикання за допомогою виведення рівнянь щодо рейнольдсових напружень.

У задачах моделювання руху повітряного потоку через носову порожнину використовують такі основні моделі турбулентності: $\kappa - \varepsilon$, $\kappa - \omega$ і SST модель Ментера [257-265, 270, 271, 272].

Модель $\kappa - \varepsilon$ відноситься до сімейства двопараметричних дисипативних моделей турбулентності. Дана модель добре зарекомендувала себе при розрахунках зсувних турбулентних течій. Підсумовуючи рівняння для енергії турбулентних пульсацій, швидкості дисипації турбулентної енергії, вирази для кінематичної турбулентної в'язкості і записуючи комплект стандартних констант [273], уявимо стандартну $\kappa - \varepsilon$ модель (3.21):

$$\begin{aligned} \frac{\partial \kappa}{\partial t} + \bar{U}_j \frac{\partial \kappa}{\partial x_j} &= \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\left(\nu + \frac{\nu_t}{\sigma_\kappa} \right) \frac{\partial \kappa}{\partial x_j} \right] + \tau_{ij} \frac{\partial \bar{U}_i}{\partial x_j} - \varepsilon, \\ \frac{\partial \varepsilon}{\partial t} + \bar{U}_j \frac{\partial \varepsilon}{\partial x_j} &= \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\nu + \frac{\nu_t}{\sigma_\varepsilon} \right) \frac{\partial \varepsilon}{\partial x_j} + C_{\varepsilon_1} \frac{\varepsilon}{k} \tau_{ij} \frac{\partial \bar{U}_i}{\partial x_j} - C_{\varepsilon_2} \frac{\varepsilon^2}{k}, \\ \nu_t &= C_\mu k^2 / \varepsilon, C_\mu = 0,09, C_{\varepsilon_1} = 1,44, C_{\varepsilon_2} = 1,92, \sigma_\kappa = 1, \sigma_\varepsilon = 1,3, \end{aligned} \quad (3.21)$$

де k - енергія турбулентних пульсацій (щільність), ν_t - кінематична вихрова в'язкість, \bar{U}_i - середньомасова швидкість, ε - швидкість дисипації турбулентної енергії, $C_{\varepsilon 1}$, $C_{\varepsilon 2}$, C_μ , σ_k , σ_ε - емпіричні константи, визначені на основі рішення задач про плоский струмень і шар змішування. Таким чином, $k-\varepsilon$ модель надає найбільш широкі можливості для розрахунку вільного руху газу (на віддалі від стінок).

Розглянемо $k-\omega$ модель на прикладі моделі Вілкокса [271]. Вона формулюється як кінематична вихрова в'язкість $\nu_t = k / \omega$, турбулентна кінетична енергія:

$$\frac{\partial k}{\partial t} + \bar{U}_j \frac{\partial k}{\partial x_j} = \tau_{ij} \frac{\partial \bar{U}_i}{\partial x_j} - \beta^* k \omega + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[(\nu + \nu_t) \frac{\partial k}{\partial x_j} \right]. \quad (3.22)$$

Питома швидкість дисипації:

$$\frac{\partial \omega}{\partial t} + \bar{U}_j \frac{\partial \omega}{\partial x_j} = \alpha \frac{\omega}{k} \tau_{ij} \frac{\partial \bar{U}_i}{\partial x_j} - \beta \omega^2 + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[(\nu + \sigma \nu_t) \frac{\partial \omega}{\partial x_j} \right]. \quad (3.23)$$

Коефіцієнти замикання і допоміжні співвідношення:

$$\begin{aligned} \alpha &= 13/25, \beta = \beta_0 f_\beta, \beta^* = \beta_0^* f_{\beta^*}, \sigma = 1/2, \sigma^* = 1/2, \\ \beta_0 &= 9/125, f_\beta = \frac{1+70\chi\omega}{1+80\chi\omega}, \chi\omega = \frac{|\Omega_{ij}\Omega_{jk}S_{ki}|}{(\beta_0^*\omega)^3}, \\ \beta_0^* &= 9/100, f_{\beta^*} = \frac{1+680\chi_k^2}{1+400\chi_k^2}, \chi_k \leq 0, \chi_k > 0, \chi_k \equiv \frac{1}{\omega^3} \frac{\partial k}{\partial x_j} \frac{\partial \omega}{\partial x_j}, \\ \varepsilon &= \beta^* \omega k, l = k^{1/2} / \omega, \end{aligned}$$

де k - енергія турбулентних пульсацій, ω - дисипація на одиницю турбулентної енергії, χ_ω - перехресний дифузний член, β^*, β - коефіцієнти дифузійних членів, f_β, f_{β^*} - функції, що залежать від χ_k і χ_ω , Ω_{ij} і S_{ij} - тензори обертання і швидкостей деформації. На відміну від $k-\varepsilon$ моделі

модель $\kappa-\omega$ дозволяє найточніше описувати рух повітряного потоку в пристеночній області, поблизу граничного шару.

Ф. Р. Ментер [264] запропонував модель, що поєднує в собі зазначені сильні сторони $\kappa-\varepsilon$ і $\kappa-\omega$ моделей. Для цього $\kappa-\varepsilon$ модель переформулювати в термінах k і ω , а потім в отримані в результаті модельні рівняння введена емпірична функція F_1 , що забезпечує плавний перехід від $\kappa-\omega$ моделі в пристінковій області до $\kappa-\varepsilon$ моделі на відстані від твердих стінок. Модель [264] записується шляхом суперпозиції моделей $\kappa-\omega$ и, $\kappa-\varepsilon$ помножених відповідно на вагову функцію F_1 і $(1-F_1)$.

Функція F_1 обирається таким чином, щоб дорівнювати одиниці на верхній межі прикордонного шару і прагнути до нуля при наближенні до стінки. Зшивання передбачається в області сліду прикордонного шару. Другий важливий крок полягає у видозміні стандартного зв'язку між k , ω і турбулентною в'язкістю ν_t . В цей зв'язок введений спеціальний обмежувач (MSST), що забезпечує перехід від неї до формули Бредшоу [260], згідно з якою турбулентна напруга тертя пропорційна кінетичної енергії турбулентності $\overline{U'_i U'_j} = 0,3Ik$. Цей прийом отримав назву SST (shear stress transport).

Рівняння моделі $\kappa-\omega$ помножуються на F_1 , а рівняння моделі $\kappa-\varepsilon$ – на $(1-F_1)$, отримані рівняння складаються. Вводячи повну похідну Лагранжа

$\frac{D}{Dt} = \frac{\partial}{\partial t} + \frac{\overline{U_j}}{\alpha_j} \frac{\partial}{\partial x_j}$, запишемо систему вихідних рівнянь моделі Ментера:

$$\begin{aligned} \frac{D\rho k}{Dt} &= \tau_{ij} \frac{\partial U_i}{\partial x_j} - \beta^* \rho \omega k + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[(\mu + \sigma_k \mu_t) \frac{\partial k}{\partial x_j} \right] \\ \frac{D\rho \omega}{Dt} &= \frac{\gamma}{\nu_t} \tau_{ij} \frac{\partial U_i}{\partial x_j} - \beta \rho \omega^2 + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[(\mu + \sigma_\omega \nu_t) \frac{\partial \omega}{\partial x_j} \right] + 2\rho(1-F_1)\sigma_{\omega^2} \frac{1}{\omega} \frac{\partial k}{\partial x_j} \frac{\partial \omega}{\partial x_j}, \end{aligned} \quad (3.24)$$

де $\phi = F_2 \phi_1 + (1-F_2)\phi_2$, ϕ_1, ϕ_2 – константи моделей $\kappa-\omega$ і $\kappa-\varepsilon$ відповідно. Використовуються системи констант [264]. Таким чином,

системи калібровані по пристінковим течіям і вільним зсувними верствам відповідно. Модель замикається виразом для вихровий в'язкості: $\nu_t = \mu_t / \rho = k / \omega$. Складові тензора рейнольдсових напруг

$$\tau_{ij} = \mu_t \left(\frac{\partial \bar{U}_i}{\partial x_j} + \frac{\partial \bar{U}_j}{\partial x_i} - \frac{2}{3} \frac{\partial \bar{U}_k}{\partial x_k} \delta_{ij} \right) - \frac{2}{3} \rho k \delta.$$

Поблизу стінки функція F_1 повинна бути близька до одиниці в значній частині прикордонного шару, цього вимагає $\kappa - \omega$ модель, а в міру віддалення від стінки і наближення до границі прикордонного шару F_1 повинна прагнути до нуля, це забезпечує незалежність від зовнішніх умов, характерну для $\kappa - \varepsilon$ моделі. Функція F_1 залежить від змінної

$$\arg_1 = \min \left[\max \left(\frac{\sqrt{k}}{0,09 \omega y}; \frac{500 \nu}{y^2 \omega}; \frac{4 \rho \sigma \omega_2 k}{CD_{k\omega} y^2} \right) \right] \quad (3.25)$$

наступним чином:

$$F_1 = \tanh(\arg_1^4), \quad (3.26)$$

де y - відстань до поверхні; $CD_{k\omega}$ - позитивна частина перехресних дифузійних членів в рівнянні переносу ω : $CD_{k\omega} = \max \left\{ 2 \rho \sigma_{\omega_2} \frac{1}{\omega} \frac{\partial k}{\partial x_j}, 10^{-20} \right\}$.

Треба розуміти, що усереднення здійснюється відразу за всіма масштабами турбулентності і, отже, моделювання на основі напівемпіричних гіпотез необхідно проводити з урахуванням різномасштабності структур, що беруть участь в процесах перенесення в тих чи інших областях течії. До того ж уявлення миттєвих значень гідродинамічних параметрів у вигляді суми усередненої величини (в часі) та її пульсаційної складової, відповідно до підходу Рейнольдса, означає, що усереднення гідродинамічної величини за часом дає її математичне сподівання, а пульсації складова якої - дисперсія випадкової величини.

Коефіцієнти моделі які використано для розрахунків наведено у таблиці 3.2

Таблиця 3.2 – Коефіцієнти SST-моделі

Коефіцієнт	Значення
alphaK1	0.85
alphaK2	1
alphaOmega1	0,5
alphaOmega2	0.856
gamma1	0.55555556
gamma2	0.44
beta1	0.075
beta2	0.0828
betaStar	0.09
a1	0.31
b1	1
c1	10

Визначення граничних умов моделювання.

Для обчислення характеристик процесу за допомогою обраних рівнянь тривимірних нетсаціонарних процесів, необхідно задати граничні умови моделювання:

1. на вході у канал (ділянка входу у носову порожнину) тиск дорівнює тиску навколишнього середовища $p_{вх}=p_{атм}$;

2. умова непроникнення і прилипання на стінках – всі компоненти швидкості дорівнюють нулю: $V_x=V_y=V_z=0$;

3. наразі для визначення граничних умов при моделюванні нестаціонарних квазіперіодичних процесів обираються періодичні функції. Наприклад для дослідження процесу дихання використовується модель

сигналу $p = A \sin(2\pi ft)$. Проте дана модель не дозволяє враховувати варіативність характеристик процесу.

Квазіперіодичний процес може бути представлений у вигляді суми періодичних функцій $x(t) = \sum_i S_i(t)$, де функція $S_i(t)$ має мінімальний період T і частоту $f_i = 1/T_i$, при цьому особливість спектрів квазіперіодических сигналів полягає в тому, що частоти гармонік в них не знаходяться в кратному відношенні, а тривалість кожного наступного періоду відрізняється від попереднього. Таким чином, доцільно визначити граничні умови на виході з каналу з урахуванням властивості квазіперіодичності. Нехай нестационарний квазіперіодичний сигнал задається відповідно до моделі:

$$x(t) = A(t) f(\alpha(t)) \quad (3.27)$$

де $A(t)$ - амплітуда сигналу, яка змінюється на локальному сегменті сигналу періоду $T = 1/\alpha(t)$, $\alpha(t)$ - фаза сигналу з частотою, що змінюється, $f(\varepsilon)$ - деяка періодична функція.

Також граничні умови у вигляді нестационарного квазіперіодичного сигналу можна задати як суму періодичних коливань згідно з виразом:

$$P = \sum_{i=1}^{\infty} A_n \sin(2\pi f_m t_i) \quad (3.28)$$

де A_n - амплітуда n-сигналу, t_i - тривалість ділянок сигналу, що відповідають вдиху на видиху, f_m - частота $f = 1/T$.

Для проведення моделювання на виході з каналу задаються дані, одержані експериментальним шляхом, а саме часовий ряд диференційного тиску, який представлено у вигляді суми періодичних функцій.

Використовуючи такий підхід реалізовано нестационарні граничні умови для моделювання повного дихального циклу, що містить вдих та видих.

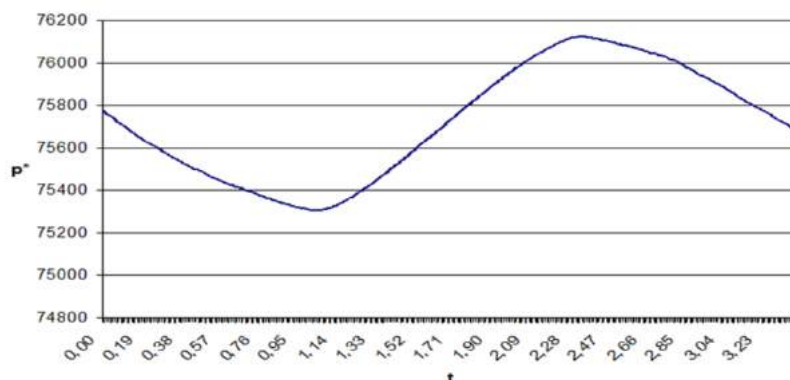


Рисунок 3.16 – Приклад граничної умови на виході з каналу

Візуалізація результатів моделювання.

В результаті моделювання отримано просторові поля швидкостей потоку, а також траєкторії руху об'ємів повітряного потоку. Результати моделювання наведено на рис. 3.17, 3.18 та 3.19, 3.20 для ламінарної та турбулентної моделей відповідно.

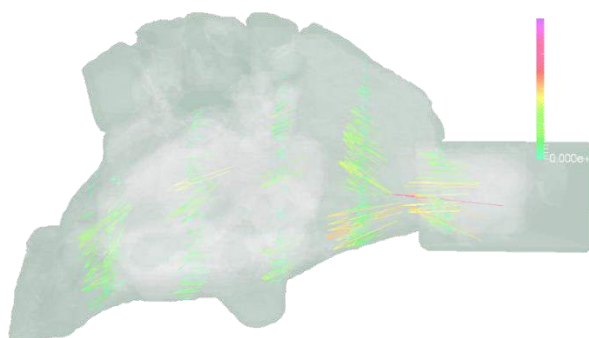


Рисунок 3.17 – Поля вектору швидкості в деяких перетинах каналу для ламінарної моделі

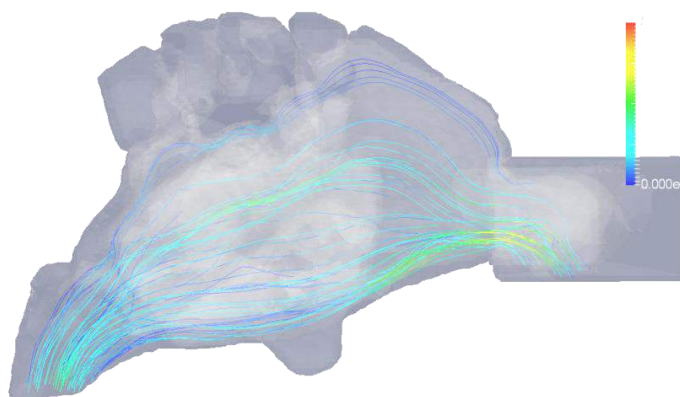


Рисунок 3.18 – Лінії струму в каналі для ламінарної моделі

Time: 1.00

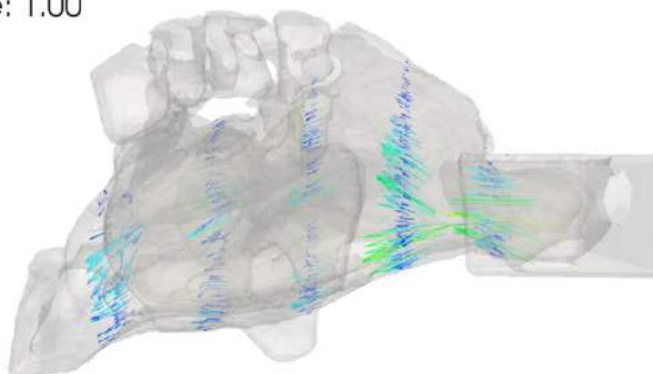


Рисунок 3.19 – Поля вектору швидкості в деяких перетинах каналу для турбулентної моделі

Time: 1.00

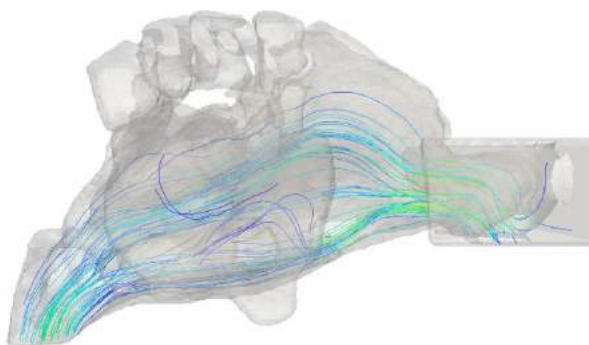
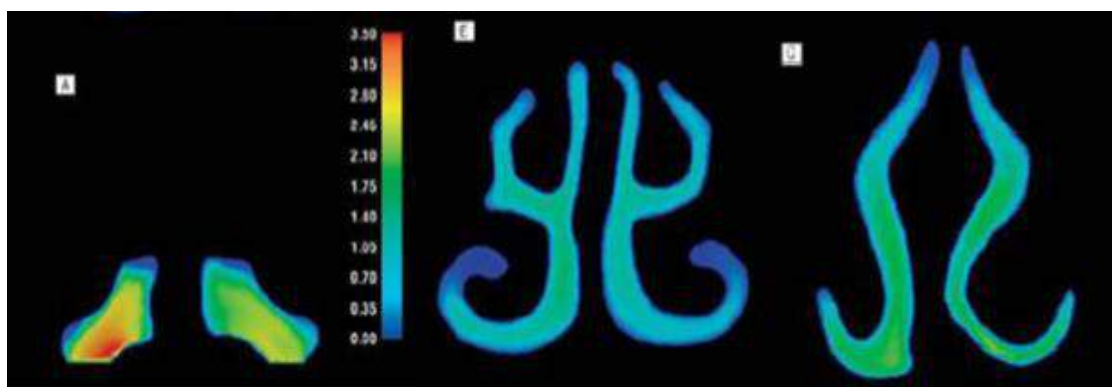


Рисунок 3.20 – Лінії струму у каналі для турбулентної моделі

Розподіл швидкостей потоку у деяких перетинах каналу наведено на рис. 3.21.



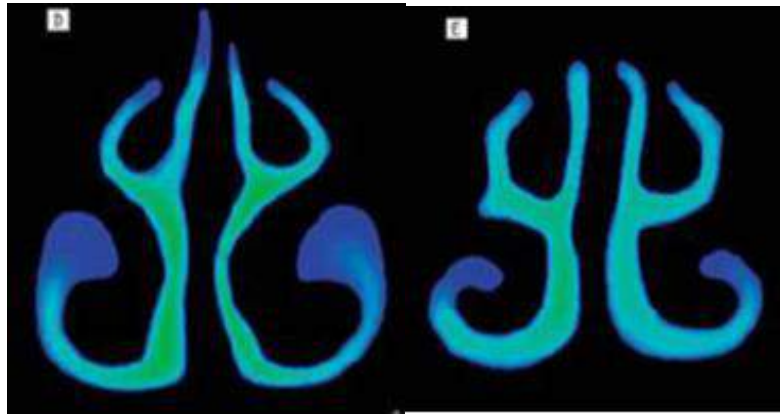


Рисунок 3.21 - Розподіл швидкостей потоку у деяких перетинах каналу

Як видно з рисунків, на відміну від ламінарної, турбулентна модель надає можливість візуалізації окремих вихрових структур потоку різних масштабів. Це дає змогу фахівцю скорегувати хід оперативних втручань таким чином, щоб уникнути непотрібних маніпуляцій. Таким чином, доцільно проводити моделювання на основі турбулентної SST-моделі зсувних напруг, яку застосовано для розрахунку параметрів нестационарних квазіперіодичних процесів у каналах нерегулярної форми. Найбільші значення швидкості потоку візуалізуються в області передодня носу, нижнього носового ходу, а також носоглотки. Як видно з рис.3.20, наявність великомасштабних вихрових структур спостерігається у місцях раптового розширення меж течії. Все це дає змогу хірургу приймати рішення про хід втручання на основі дослідження аеродинамічних властивостей, які свідчать про стан функції носового дихання, а не тільки спираючись на дані комп'ютерної томографії, що надають інформацію про геометричні властивості носової порожнини. Наявність турбулентних потоків у носовій порожнині свідчить також про виконання фізіологічних функцій системи носового дихання, а саме фільтрації, зволоження, зігрівання, виконання яких забезпечує нормальне функціонування системи.

3.4 Аналіз результатів і моделювання

Для оцінювання адекватності моделі необхідно провести порівняльний аналіз результатів моделювання та експериментальних даних. Перед цим необхідно впевнитися, що всі алгоритми розрахунку та програмні модулі функціонують правильно, для чого доцільно провести тестування та відповідну наладку. Також необхідно перевірити практичну значущість методу синтезу інтегрального критерію оцінювання морфології нестационарних квазіперіодичних процесів, зробимо це на прикладі об'єктивної оцінки носового дихання.

Використовуючи критерій згоди Пірсона для $n=150$ виявлено кореляційну залежність між значеннями критичного числа Рейнольдса і даними суб'єктивного оцінювання рівня обструкції згідно зі шкалою VAS [274] (Додаток Д) для рівня двосторонньої значущості $p=0.01$ при $r_{cr}=0.21$ $r=0,6460978$ (для $n=584$ отримано міжнародну класифікацію обструкції носового дихання за значеннями коефіцієнта гідродинамічного опору і критичного числа Рейнольдса).

В таблиці 3.3 наведено міжнародну класифікацію ступенів обструкції носового дихання за значеннями коефіцієнта гідродинамічного опору і критичного числа Рейнольдса.

Таблиця 3.3 Класифікація обструкції носового дихання

Діапазони	HRC (ζ)	Re _{cr}	Обструкція
1	0,2-0,5	≤ 300	нема
2	0,5-0,8	300-500	низька
3	0,8-1,2	500-800	помірна
4	1,2-3,8	800-1500	висока
5	$>3,8$	>1500	дуже висока

Графічну залежність коефіцієнта гідродинамічного опору від критичного числа Рейнольдса наведено на рис 3.22.

Таблиця 3.4 Результати розрахунків коефіцієнта гідродинамічного опору

Класи		HRC
1	N	169
	Mean	0,338
	SD	0,116
2	N	110
	Mean	0,679
	SD	0,214
3	N	117
	Mean	0,948
	SD	0,345
4	N	104
	Mean	2,190
	SD	0,671
5	N	79
	Mean	5,498
	SD	1,783

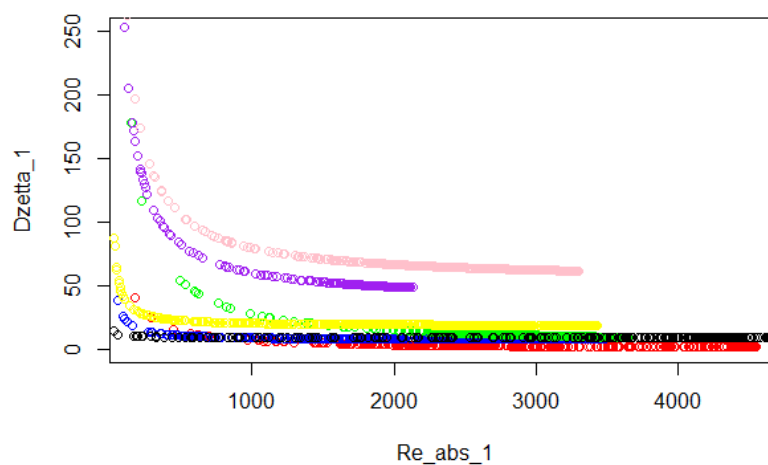


Рисунок 3.22 – Залежність коефіцієнта гідродинамічного опору від критичного числа Рейнольдса

Слід звернути увагу, що щільність повітря ρ і коефіцієнт кінематичної в'язкості ν , що входять до наведених формул розрахунку (3.9), (3.10), залежать від температури вдихуваного і повітря, що видихається. Незалежно від температури вдихуваного повітря, середня температура повітря, що видихається дорівнює $\approx 33^\circ\text{C}$. Це необхідно враховувати при визначенні швидкісного напору і числа Рейнольдса на вдиху і видиху. Так як при різниці температур $\Delta t = 13^\circ\text{C}$, похибка для швидкісного напору складе 5%, а для числа Рейнольдса 10%, що в свою чергу вплине на точність визначення коефіцієнта гідродинамічного опору носової порожнини $\zeta = f(Re)$.

Гідродинамічний коефіцієнт опору носової порожнини [275-277] включено до міжнародної класифікації параметрів оцінювання риноманометричних даних, яку наведено у Додатку Е.

Для перевірки адекватності чисельного моделювання було побудовано експериментальну систему [278, 279], яка складається з ротаметра, аспіратора, фільтру, небулайзера та фізичної моделі носової порожнини. Систему зображено на рис. 3.23.



Рисунок 3.23 – Експериментальна система

На рис. 3.24 зображено модель носової порожнини з прозорого фотополімерного матеріалу [280, 281], яку надруковано за допомогою метода стереолітографії. Роздільна здатність моделі 0,5 мм.



Рисунок 3.24 – Модель носової порожнини

Модель порожнини носа було герметизовано та укріплено за допомогою спеціального тримача, негативний та позитивний тиск в моделі створювались за допомогою аспіратора. Між аспіратором та носоглоткою моделі в герметичному контурі знаходився ротаметр, за допомогою якого регулювалася і встановлювалася величина повітряного потоку. За допомогою небулайзера відтворювався повітряний потік, склад якого варіювався для проведення дослідження седиментації частинок різного розміру. Прогнозування якісних характеристик осадження аерозольних часток в порожнині носа (області локалізації седиментованих частинок) надає можливість уточнення планування малоінвазивних та оперативних втручань. Для вимірювання перепаду тиску протягом часу було застосовано метод передньої активної риноманометрії (ПАРМ), за допомогою програмно-апаратного комплексу для риноманометричних вимірювань «OPTIMUS».

Результати експериментального вимірювань для моделі каналу нерегулярної форми, а також для чисельного моделювання наведено на рис. 3.25.

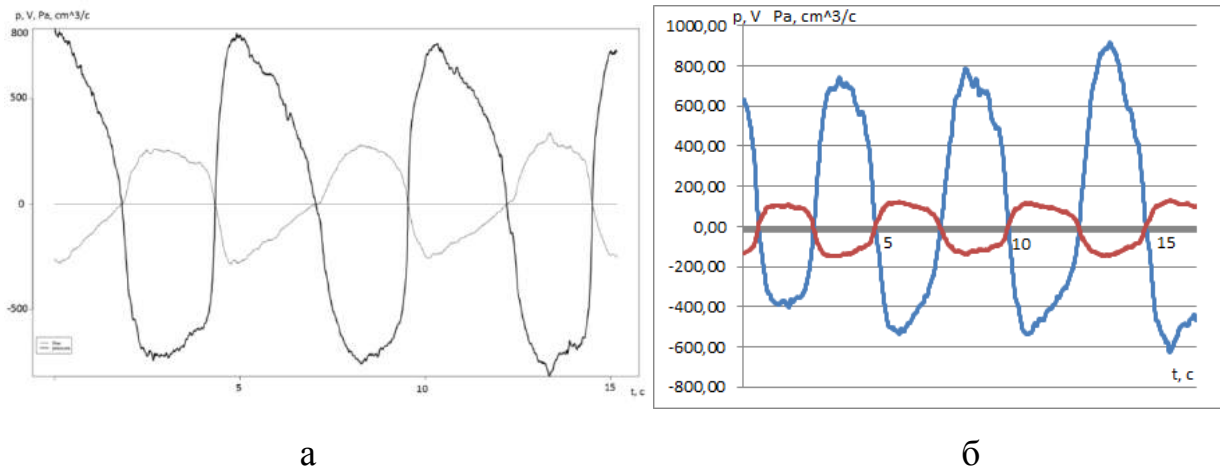


Рисунок 3.25 – Результати моделювання
а – фізична модель, б – чисельне моделювання

З рис. 3.25 видно, що результати чисельного моделювання узгоджуються з результатами експерименту на фізичній моделі, що підтверджує її адекватність. Тобто можна зробити висновок, що турбулентна SST- модель із нестационарними граничними умовами на виході дозволяє проводити моделювання повного дихального циклу та може використовуватись для проведення розрахунків гідродинаміки у каналах нерегулярної форми. Такі розрахунки є дуже важливими для проведення планування оперативних втручань. Запропоновані в підрозділах 3.2, 3.3 методи є компонентами інформаційної технології раннього виявлення розладнань та інформаційної технології планування оперативних втручань на основі візуалізації місцезнаходження розладнань. Процес побудови 3D моделі каналу нерегулярної форми потребує як операцій попередньої обробки, так і операцій постобробки КТ-сканів. Чисельне моделювання на основі CFD-аналізу містить підпроцеси вибору просторово-часової моделі для отримання характеристик нестационарних квазіперіодичних часових рядів, завдання початкових і граничних умов моделювання, візуалізації результатів моделювання. Візуалізація результатів моделювання дає змогу локалізувати місцезнаходження розладнань. Детальний опис інформаційної

технології, яка використовується для планування оперативних втручань наведено у шостому розділі дисертаційної роботи.

3.5 Висновки за розділом

1. Розроблено модель інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів, яка враховує сукупний вплив статичних та динамічних параметрів зовнішнього середовища, що дає можливість враховувати властивості нестационарності та квазіперіодичності при виявленні розладнань.

2. Розроблено метод синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів, який містить у собі етапи визначення інтервалів сталості та критичного значення інтегральної ознаки стану нестационарного квазіперіодичного процесу, що дає змогу забезпечити прогнозування розладнань в умовах неповної інформації про стан процесу. Отримано міжнародну класифікацію обструкції за даними коефіцієнтів гідродинамічного опору та критичного числа Рейнольдса, яка використовується для раннього виявлення розладнань та прийняття рішень про втручання.

3. Грунтуючись на моделях та методах теорії гідродинаміки автором розроблено системний підхід до визначення інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів на основі методів дослідження фізичних властивостей процесів, який використовується для раннього виявлення розладнань, та планування оперативних втручань.

4. Запропоновано метод оцінювання функції носового дихання на основі аналізу риноманометричних даних шляхом виділення додаткових фаз дихального циклу, а саме другої інспіраторної фази та п'ятої експіраторної фази, за допомогою моделі розрахунку гідродинамічного опору, які відповідають автотельному режиму течії та враховують структуру

нестационарного квазіперіодичного процесу. Використання даного методу, який отримав назву «шестифазової концепції» дозволило підвищити точність виявлення розладнань функції носового дихання.

5. Вдосконалено метод імітаційного моделювання характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів на основі турбулентної моделі зсувних напруг, яка застосована для розрахунку параметрів нестационарних квазіперіодичних процесів у каналах нерегулярної форми із нестационарними граничними умовами. Вперше проведено моделювання руху повітряного потоку крізь носову порожнину із нестационарними граничними умовами на виході каналу для повного дихального циклу. Процеси побудови тривимірної моделі та проведення чисельного моделювання руху повітряного потоку є основними інформаційними процесами інформаційної технології планування оперативних втручань на основі візуалізації місцезнаходження розладнань.

Список використаних джерел у даному розділі наведено у повному списку використаних джерел під номерами [31 – 35, 135, 137 – 139, 185, 236, 239 – 281].

4. МЕТОД ЕКСТРАКЦІЇ ІНФОРМАТИВНИХ ОЗНАК НЕСТАЦІОНАРНИХ КВАЗІПЕРІОДИЧНИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ

Виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах це насамперед аналіз часових рядів. Перш за все задачею аналізу часових рядів є виявлення внутрішньої структури сигналу та прихованих залежностей, які містять значущу інформацію. Математичний апарат, який застосовується для аналізу часових рядів у своїй більшості ґрунтується на методах статистичного аналізу. В теорії часових рядів розроблено комплекс методів дослідження і аналізу: кореляційний і спектральний аналізи, методи згладжування і фільтрації, моделі авторегресії і ковзного середнього. Статистичні методи дають змогу отримати безпосередньо пряму кількісну характеристику сигналу. Проте для нестационарних процесів характерна мінливість статистичних характеристик, тому цей факт необхідно враховувати при розробці моделей екстракції інформативних параметрів сигналу.

Методи аналізу часових рядів ділять на методи аналізу у частотній, часовій області, а також у частотно-часовій області. Аналіз часових рядів у часовій області отримав поширення для задач прогнозування рядів, виявлення розладнань в економіці, екологічного моніторингу, аналізу радіолокаційних та біомедичних сигналів та ін. Для вирішення завдання прогнозування часових рядів застосовується комплекс таких методів як ARIMA, FARIMA, GARCH [141, 282, 283] та ін. Їх застосування є корисним для задач апроксимації та фільтрації. Проте їх імплементація не дозволяє отримувати спектральні характеристики які несуть важливу інформацію про наявність розладнання складних об'єктів. Також вони малоефективні для екстракції інформативних ознак у випадку квазіперіодичних послідовностей та потребують вибірок даних за довгий період часу. Методи спектрального оцінювання дозволяють якісно та кількісно оцінити співвідношення частотних компонент сигналу. Отримання

оцінок спектрального складу сигналів у багатьох випадках дозволяє визначати у якому стані знаходиться об'єкт.

Підхід, заснований на методах теорії розпізнавання образів робить можливим зведення задачі класифікації динамічних даних часових рядів до задачі класифікації статичних даних, що суттєво впливає на точність виявлення розладнання. Таким чином необхідно здійснити перехід від часового ряду до вектору інформативних ознак, що його характеризують.

4.1 Дослідження методів попередньої обробки часових рядів

Завдання фільтрації і екстракції інформативних ознак часових рядів доцільно вирішувати комплексно. Фільтрація є важливим етапом для усунення завад, а вирішення завдання екстракції дозволяє сформувати вектор значущих параметрів процесу.

При проведенні реєстрації сигналу, а особливо біосигналу завжди накладаються наведення (перешкоди) і шуми. Наведення виникають внаслідок дії зовнішніх фізичних полів, які не мають прямого відношення до об'єкту досліджень. Перешкоди фізичної природи виникнення впливають на чутливий елемент вимірювального перетворювача або на окремі вузли або ланцюги пристрою перетворення біосигнала.

Шуми, характерні як для вимірювальної апаратури, так і для об'єкту вимірювань. Під шумами розуміються такі сигнали, які з'являються на виході внаслідок особливостей функціонування і параметрів вимірювальної апаратури, а також внаслідок роботи інших підсистем і наявності процесів в організмі, в результаті яких виникають сигнали, які не мають прямого відношення до визначеним показникам або характеристикам.

Велику долю нестационарних сигналів складають фізіологічні сигнали. Складність вирішення завдань обробки фізіологічних сигналів обумовлена тим, що біологічні процеси породжують сигнали на низьких рівнях

амплітуди. Тому для їх реєстрації використовуються високочутливі датчики, які, крім корисного сигналу фіксують електричні і магнітні сигнали від сторонніх джерел. Такі перешкоди, що неминуче виникають в реальних умовах реєстрації фізіологічних сигналів, розглядаються як шумовий компонент, що спотворює корисний сигнал.

На першому етапі даного дослідження для видалення шумів сигналів витрати повітряного потоку та диференційного тиску застосовано фільтр нижніх частот Батерворта третього порядку за частотою зрізу 50 Гц. Завдяки апаратним характеристикам системи реєстрації (24-х розрядний АЦП, інструментальний підсилювач з малим рівнем шумів та сучасний мікроконтролер Silicon Labs C8051F350/1/2/3) [242] вдалося досягти відношення сигнал/шум, що дорівнює 65 дБ.

На наступному етапі для виділення корисного сигналу на тлі перешкод, було використано алгоритми фільтрації і згладжування шумів. По-перше такий підхід дозволяє видаляти завади, а по-друге – сформувати набір інформативних ознак, який є необхідним у випадку застосування теорії розпізнавання образів. У нашому випадку необхідно видалити верхні частоти, для того, щоб виділити інформативні ознаки в області нижніх частот.

З точки зору статистичного підходу до аналізу часових рядів, який є основним на даний час для аналізу часових рядів різного походження, модель часового ряду можна записати у вигляді:

$$y_n = F(y_{n-1}, \dots, y_{n-m}, \varepsilon_n, \dots, \varepsilon_{n-k}), \quad (4.1)$$

де y_n - часова послідовність та ε_i - шум, що є послідовністю некорельованих випадкових величин, k, m - деякі скінченні числа.

Загальна статистична модель часового ряду також може мати наступний вигляд:

$$x_t = \lambda f(t) + \psi \varepsilon_t + \xi_t, \quad (4.2)$$

де часовий ряд x_t є сумою деякої систематичної компоненти $f(t)$ та стохастичної компоненти ε_t , λ , ψ - цілочисельні коефіцієнти з множини $\{0,1\}$, ξ_t - похибка з нульовим математичним очікуванням і скінченною дисперсією. При $\lambda=0$ та $\psi=1$ модель (4.2) описує поведінку нестационарних стохастичних процесів [284]. Даний клас моделей часових рядів дозволяє отримувати ймовірність того, що деякі значення, що прогнозуються будуть знаходитись у детермінованому інтервалі. Перевіримо ефективність моделей класу на нестационарних квазіперіодичних процесах.

Метод ковзного середнього (Moving Average) [285] реалізує згладжування зашумлених даних згідно з формулою:

$$y_o(t)y^*[n] = \frac{1}{W_0} \sum_{j=0}^{W_0-1} \lambda[n-j], \quad (4.3)$$

де W_0 - ширина вікна згладжування. Формула (4.3) може бути перетворена у рекурентну форму:

$$y^*[n] = y^*[n-1] + \lambda(x[n] - x[n-W_0]), \quad (4.4)$$

де $\lambda=1/W_0$. Чим більше розмір вікна W_0 , тим ефект згладжування більш виражений. Проте, розмір вікна не повинен бути більше ніж чверть вибірки, що аналізується, в такий спосіб можуть бути виключені коливальні компоненти і отриманий ряд може значно різнитися від вихідного. До того ж можна загубити індивідуальні особливості ряду. Результати застосування методу наведено на рис. 4.1, червоним кольором зображено вихідний сигнал, чорним – оброблений, параметр $W_0=3$.

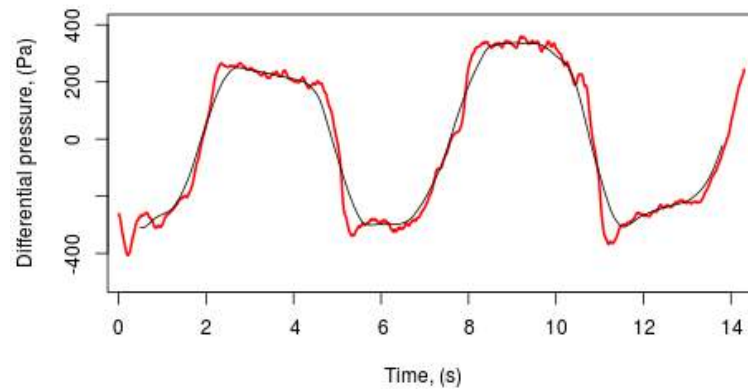


Рисунок 4.1 – Результати згладжування методом ковзного середнього

Як можна побачити з рис. 4.1 метод незначно спотворює амплітуду сигналу, проте його напівперіоди заповнено NA (невизначеними) значеннями.

Наступним широко розповсюдженим методом фільтрації є метод експоненціального згладжування (Simple Exponential Smoothing) [286], рекурентне співвідношення для якого має наступний вигляд:

$$y^*[n] = \alpha y^*[n-1] + (1-\alpha)x[n], \quad (4.5)$$

де $0 < \alpha < 1$ - параметр згладжування, яке є максимальним при $\alpha \rightarrow 1$. Є відомими модифікації методу, це методи Холта та Вінтера [287].

Результати імплементації наведено на рис. 4.2.

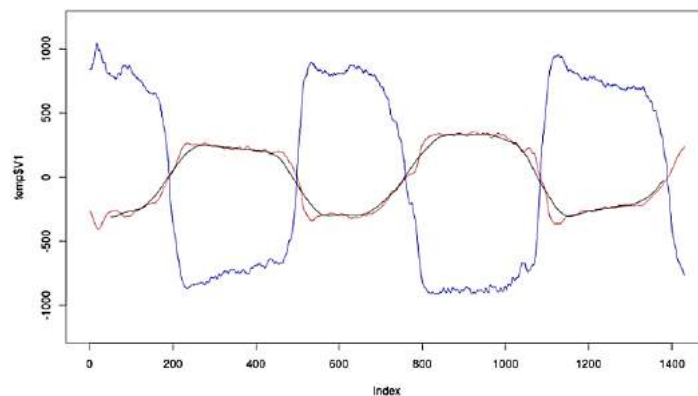


Рисунок 4.2 – Результати згладжування методом експоненціального згладжування

Як можна бачити з рисунків, методи дають практично однаковий результат згладжування. При застосуванні методу необхідно бути обережними з наданням ваги значенням, що передують. На рис. 4.3 наведено залишки сигналу.

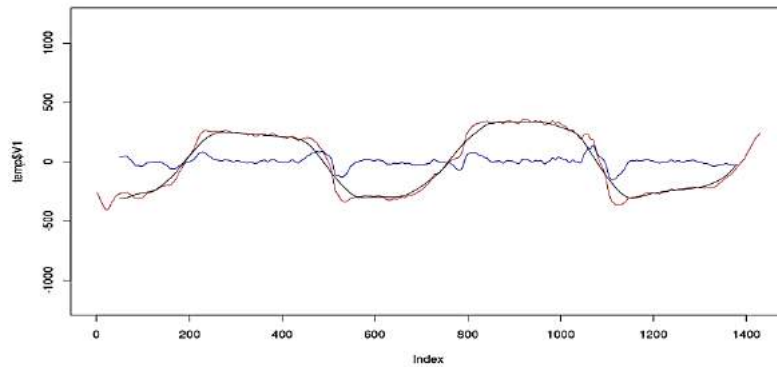


Рисунок 4.3 – «Залишки» як результат застосування методу експоненціального згладжування

Для аналізу часових рядів широко розповсюджені авторегресійні моделі (ARMA) [288], але як правило вони не застосовуються на даних з вираженими циклічними коливаннями. З позиції підходу обчислювального інтелекту для задач класифікації нас цікавлять саме властивості цієї циклічності, а не властивості залишків від циклів які б прогнозувалися за допомогою авторегресії, тому доцільно дослідити модель на базі ковзного середнього та авторегресії (ARIMA) [288], яка є модифікацією ARMA для аналізу нестационарних часових рядів та у загальному випадку має вигляд:

$$\Delta^d y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta^d y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \varphi_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t, \quad (4.6)$$

де p - порядок авторегресійної моделі, d - порядок різниць часового ряду, q - порядок ковзаючого середнього, ϕ_1, \dots, ϕ_p - коефіцієнти авторегресії,

φ_j - коефіцієнти ковзаючого середнього, c - константа, що у більшості випадків дорівнює нулю.

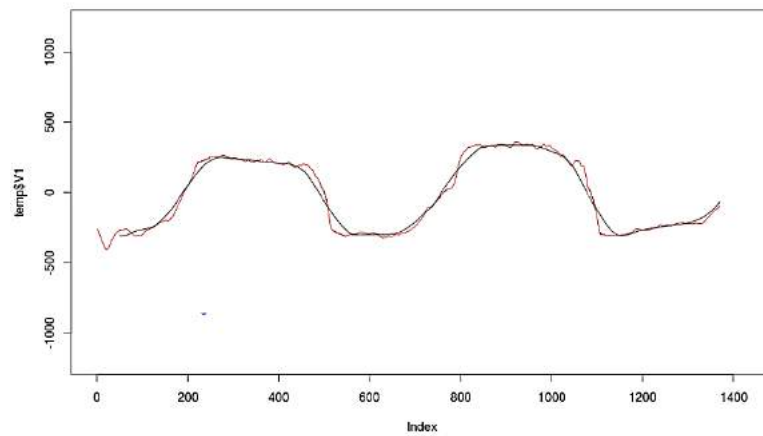


Рисунок 4.4 – Результати згладжування методом ARIMA

Нестационарні DS - часові ряди (ряди зі стохастичним трендом Difference stationary) згідно алгоритму ARIMA приводяться до стаціонарних шляхом обчислювання d-ї різниці, при чому параметр d вказує на кількість обчислювань різниці сусідніх рівней часового ряду. У випадку TS – часових рядів (ряди з детермінованим трендом Trend Stationary), якщо тест Дікі-Фулера [143] не показує наявності одиничних корнів, використовують операцію детрендування, яка базується на відніманні з сигналу ковзного середнього. Проте, наприклад у ситуації, коли таке детрендування буде застосовано для DS – ряду, це може призвести до появи періодичності, яка не є характерною для вихідного сигналу, а є результатом помилкового видалення тренду [284]. У свою чергу застосування обчислювання різниці для TS – ряду, у даних з'явиться додаткова автокореляційна залежність [289].

З робіт [290] відомо застосування апарату Фур'є аналізу для фільтрації біомедичних сигналів, які у своїй більшості є нестационарними. Алгоритми Фур'є-фільтрації як симбіоз дискретного перетворення Фур'є (ДПФ) та швидкого перетворення Фур'є (ШПФ) забезпечують достатню ефективність перетворення. Властивості фільтрації залежать від одного параметру –

параметру згладжування, який є загальним для усіх коефіцієнтів ДПФ зашумленого сигналу, що оброблюються.

Якщо одномірний сигнал $f(x)$ вимірюється у вузлах x_i які рівномірно розташовано на інтервалі $[a_x, b_x]$ за кроком Δx , зареєстровані значення \tilde{f}_i задовольняють виразу $\tilde{f}_i = f(x_j) + \eta_j, 0 \leq j \leq N_x - 1$, шуми виміру η_j є випадковими величинами, які не корелюють зі значеннями $f(x_j), 0 \leq j \leq N_x - 1$, що мають однаковий закон розподілу, нульове середнє $M[\eta_j] \equiv 0, 0 \leq j \leq N_x - 1$ та дисперсію $D[\eta_j] = M[\eta_j^2] = \sigma^2, 0 \leq j \leq N_x - 1$, алгоритм Фур'є фільтрації одномірної дискретної послідовності $\{\tilde{f}_i\}$ складається з наступних кроків:

1. Обирається ціла величина $N \geq N_x$, яка визначає довжину послідовності та дозволяє застосування алгоритму ШПФ. Зазвичай $N = 2^m$, де m – ціле число.
2. Формується періодична послідовність $\{\tilde{f}_p(j)\}$ з періодом N за правилом:

$$\tilde{f}_p(j) = \begin{cases} \tilde{f}_j, \text{ якщо } 0 \leq j \leq N_x - 1; \\ 0, \text{ якщо } N_x \leq j \leq N - 1, \end{cases} \quad (4.7)$$

де $j = 0, \dots, N - 1$.

3. Обчислюються коефіцієнти ДПФ періодичної послідовності $\{\tilde{f}_p(j)\}$:

$$\tilde{F}_p(l) = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} \tilde{f}_p(j) e^{-\frac{2\pi i}{N} jl}, \quad (4.8)$$

де $l = 0, \dots, N - 1, i = \sqrt{-1}$. Коефіцієнти $\tilde{F}_p(l)$ мають період N .

Кожному індексу l можна зіставити кругову частоту $\omega_l = \Delta_\omega l$, Δ_ω - шаг дискретизації за частотою, який дорівнює $2\pi / (\Delta_\omega N)$.

4. Обчислюються «відфільтровані» коефіцієнти ДПФ:

$$\hat{F}_{p\omega}(l) = W_p(l) \tilde{F}_p(l), 0 \leq l \leq N-1 \quad (4.9)$$

5. Обчислюється «відфільтрована» періодична послідовність (зворотне ДПФ):

$$\hat{f}_{p\omega}(j) = \sum_{l=0}^{N-1} \hat{F}_{p\omega}(l) e^{\frac{2\pi}{N}jl}, \quad (4.10)$$

де $j = 0, \dots, N-1$.

6. Формується дискретна «відфільтрована» послідовність:

$$\hat{f}_{\omega_j} = \hat{f}_{p\omega}(j), 0 \leq j \leq N_x - 1.$$

Оскільки для обчислювання прямого та зворотнього ДПФ використовується алгоритм БПФ, від вибору фільтруючого множника $W_p(l)$ залежить похибка фільтрації. Він повинен забезпечувати зменшення тих коефіцієнтів $\tilde{F}_p(l)$, які обумовлені шумами η_j :

$$W_\alpha(\omega) = \frac{1}{1 + \alpha Q(\omega)}, \quad (4.11)$$

де α - параметр згладжування, $Q(\omega)$ - стабілізуючий множник.

Параметр α однаковий для всіх індексів l , таким чином зміненням α змінюються множники $W_p(l)$ отже змінюються фільтруючі властивості алгоритму. Параметр згладжування визначають за допомогою критерію

оптимальності лінійного регуляризуючого алгоритму Ю. Е. Воскобойнікова [291]. Результати застосування алгоритму наведено на рис. 4.5.

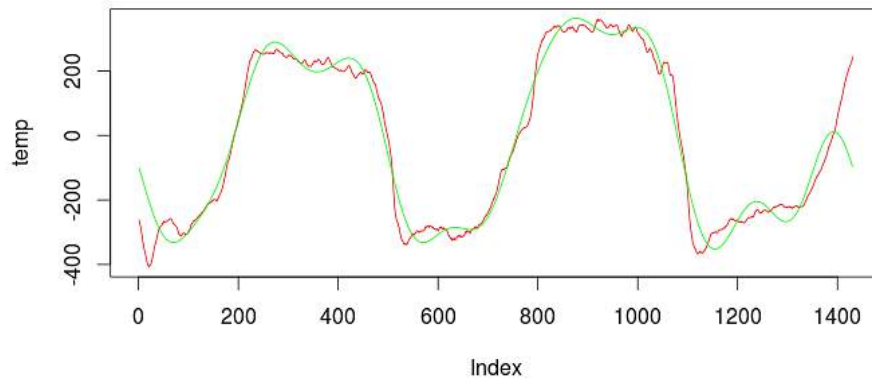


Рисунок 4.5 – Результати згладжування методом Фур'є

Однак, як було вже зазначено вище, даний підхід є варіантом вибору для періодичних сигналів, для квазіперіодичних рядів неможливо підібрати відповідне вікно для аналізу. Подібна ситуація спостерігається при застосуванні апарату вейвлет-аналізу для завдання фільтрації.

Нестационарність, неоднорідність, складна форма динаміки, нелінійний характер вихідної залежності обмежують застосування класичних статистичних методів аналізу часових рядів. У такому випадку доцільним є використання методів нечіткого перетворення. Для нечіткої апроксимації часових рядів застосуємо метод І. Перфільєвої [292-294], який передбачає завдання нечіткого розбиття універсальної множини $D = [a, b]$. Під нечітким розбиттям D будемо розуміти сукупність n функцій $A_1, \dots, A_n : [a, b] \rightarrow [0, 1]$, що задовольняють наступним властивостям:

1. $A_j : [a, b] \rightarrow [0, 1], A_j(t_i) = 1$
2. $A_j(x) = 0$ якщо $t \notin (t_{i-1}, t_{i+1})$, де $t_0 = a, t_{n+1} = b$
3. $A_j(t)$ - неперервна
4. $A_j(t)$, $j = 2, \dots, n$ строго зростає на $[t_{j-1}, t_{jk}]$ і строго спадає на $[t_j, t_{j-1}]$
5. $\sum A_j(t) = 1$ для всіх $t \in [a, b]$

Функції A_1, \dots, A_n - базисні функції. В якості базисної функції для кожного нечіткого розбиття обрано трикутну функцію належності. Далі отримана послідовність перетворюється у k -значення $[Y_j, \dots, Y_k]$ за допомогою виразу:

$$Y_F = \frac{\sum X_{t_i} A_j(t_i)}{\sum A_j(t_i)}, j = 1, \dots, k \quad (4.12)$$

Результати апроксимації наведено на рис. 4.6.

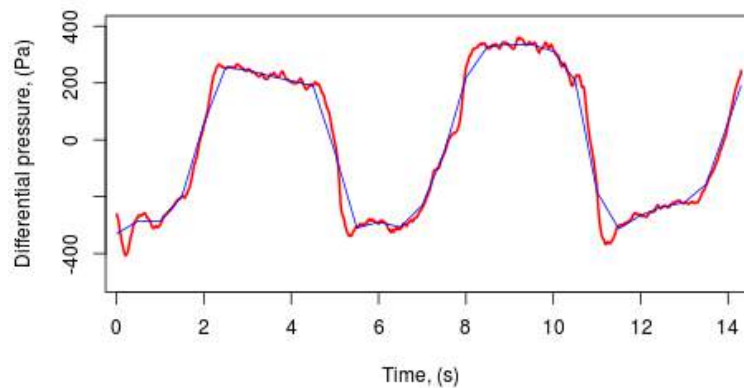


Рисунок 4.6 – Результати згладжування методом нечіткої апроксимації

До переваги методу F-transform, як можна бачити з рис. 4.6 відносять ефективні фільтруючі властивості. Особливістю нечіткого перетворення є можливість застосування різних функцій належності, які впливають на значення згладженої кривої. Тобто воно є більш гнучким у порівнянні з ковзаючим середнім та його модифікаціями, відсутня прив'язка до коефіцієнтів. Також у порівнянні з розглянутими у даному розділі методами, він має найнижчу обчислювальну складність, що робить можливим його застосування для згладжування великих об'ємів даних. До того ж F-перетворення є стабільним відносно вибору точок p_1, \dots, p_N , це означає, що при виборі інших точок p_k , а також змінюючи їх кількість результуюча функція $f_{F,n}$ істотно не змінюється.

Для оцінки точності апроксимації проводилося оцінювання середньоквадратичної помилки $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$, тобто відхилення апроксимованої функції від вихідної. Результати розрахунків наведено у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Оцінювання точності апроксимації

Модель апроксимації	RMSE ₁₀	RMSE ₃₀
ARIMA	0,0021	0,0029
SMA	0,0047	0,0053
EMA	0,0049	0,0059
FFT	0,0741	0,0752
F-transform	0,0013	0,0017

За результатами проведених експериментів для апроксимації нестационарних квазіперіодичних часових рядів доцільно використовувати нечітке F-перетворення.

4.2 Екстракція інформативних ознак часових рядів у часовій області

Аналізу часових рядів у часовій області з позиції екстракції інформативних параметрів сигналу є завданням структурної ідентифікації сигналу. Інформативними ознаками або фрагментами досліджуваних сигналів в даному випадку, поряд зі спектральними особливостями сигналу можуть бути його структурні елементи (піки, западини, зубці й т.д.), які можуть бути використано при розрахунку показників розладнань. Деякі структурні параметри зображено на рис. 4.7.

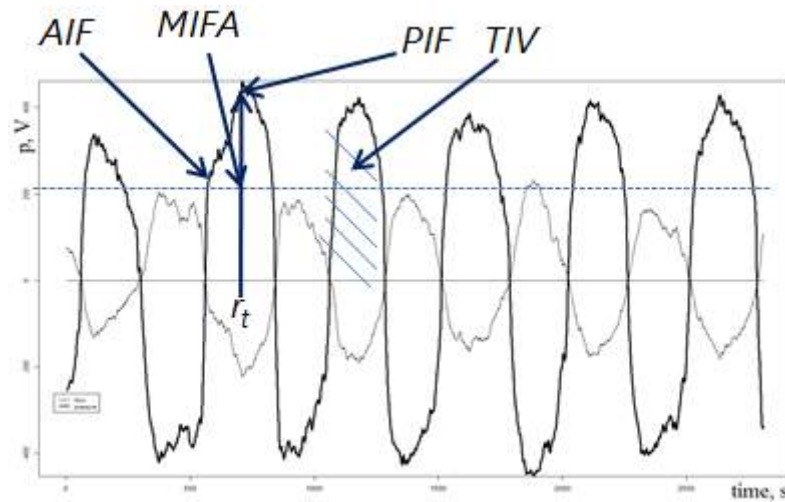


Рисунок 4.7 – Структурні параметри сигналів

У випадку нестационарних сигналів, коли статистичні параметри з часом змінюються, треба вводити припущення про квазістационарність досліджуваних сигналів. Далі наведемо основні параметри, проводити розрахунок яких рекомендовано автором на основі досвіду обробки експериментальних даних у кількості понад тисячі вибірок.

До таких параметрів [11] відносяться максимальне значення амплітуди позитивної волни (що відповідає інспіраторній фазі), (PIF), середнє значення амплітуди інспіраторної фази (AIF), середнє значення прискорення інспіраторної фази (MIFA), повний об'єм інспіраторної фази (TIV), k_a - коефіцієнт асиметрії, який обчислюється згідно з формулою:

$$k_a = \frac{E(x - \mu)^3}{\sigma^3}, \quad (4.13)$$

де μ та σ - середнє арифметичне та середньоквадратичне відхилення (СКВ) вибірки відповідно. Коефіцієнт асиметрії вибірки є мірою зсуву розподілу щодо середнього арифметичного значення.

Далі обчислимо коефіцієнт ексцесу:

$$k_e = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (4.14)$$

Даний коефіцієнт є числовою характеристикою ступеня гостроти піку розподілу випадкової величини.

Коефіцієнт амплітуди розрахуємо згідно з 4.15:

$$k_{am} = \frac{PIF}{RMS_i} \quad (4.15)$$

де PIF - максимальна амплітуда інспіраторної фази, RMS_i - середньоквадратичне значення сигналу інспіраторної фази.

Далі обчислимо коефіцієнт r_i - відношення часу максимальної амплітуди інспіраторної фази до часу інспіраторної фази, коефіцієнт форми F_f , який є відношенням середньоквадратичного значення сигналу до його середнього арифметичного.

Розраховані параметри у сукупності зі спектральними характеристиками складають вектор інформативних ознак сигналів. Проте слід зазначити, що розрахунок у часовій області має такі недоліки. Наприклад при розрахунку коефіцієнту ексцеса залежать від локалізації спектру. А якщо вузькосмуговий сигнал містить гармонійний компонент, частота якого близька половині частоти Найквіста, оцінка коефіцієнта ексцесу виявляється неспроможною. Слабка перешкодозахищеність і необхідність проводити багаторазові вимірювання в процесі експлуатації обмежують застосування такого підходу. Перед розрахунком завжди необхідно застосовувати попередню обробку з метою видалення шумів. Даний підхід також не дозволяє встановити причину розладнання та його локалізацію в часі.

Таким чином, аналіз даних у часовій області може слугувати додатковим інструментом у процесі раннього визначення розладнань.

4.3 Визначення інформативних ознак часових рядів у частотній і частотно-часовій областях

Одним з ефективних інструментів виявлення розладнань є аналіз часових рядів, що характеризують об'єкт у частотній області. Перелік методів спектрального аналізу налічує періодограмні і корелограмні методи, які ґрунтуються на безпосередньому перетворенні Фур'є і попередньому формуванні кореляційних оцінок відповідно, параметричні методи. Для гармонічного розкладання дискретних функцій, використовуються методи Проні [288]. Проте класичні методи спектрального аналізу орієнтовані на стохастичні періодичні процеси. Дослідимо можливість застосування спектрального оцінювання для нестационарних квазіперіодичних процесів. Спектральна щільність потужності для перетворення Фур'є обчислюється згідно з:

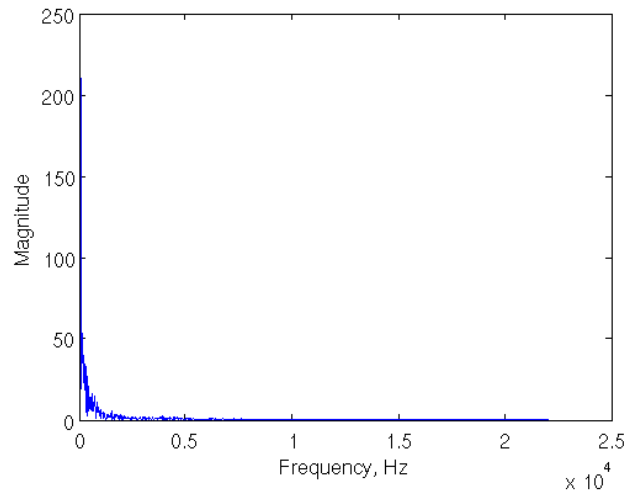
$$P(k) = \frac{|F(k)|^2}{N^2}, k = 0, 1, \dots, N - 1, \quad (4.16)$$

де $F(k)$ - дискретне перетворення Фур'є, $\frac{1}{N^2}$ - коефіцієнт нормалізації.

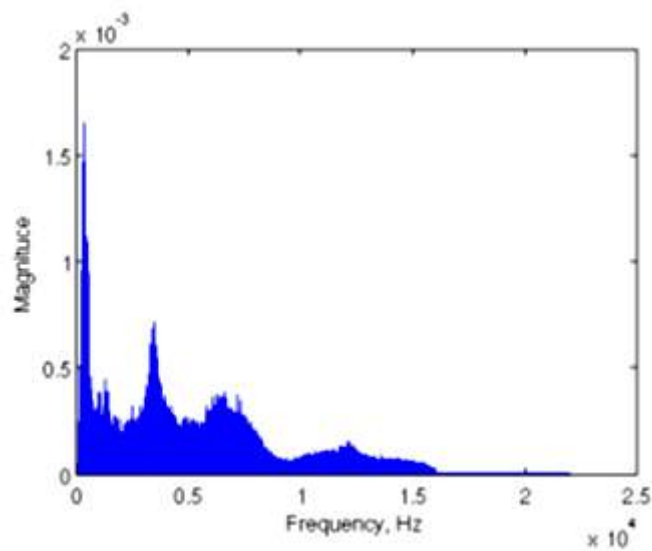
Для сигналу $x(n)$, що є послідовністю відліків з частотою дискретизації F_s у моменти часу $n = 0, 1, \dots, N - 1$, дискретне перетворення Фур'є визначається як:

$$F(k) = \sum_{m=0}^{T-1} x(n) e^{-\frac{2\pi j}{N} kn}, k = 0, 1, \dots, N - 1. \quad (4.17)$$

Результат обробки наведено на рис. 4.8



а



б

Рисунок 4.8 – Спектральна щільність потужності, отримана за допомогою ДПФ

а – СЩП сигналу витрати повітряного потоку, б – СЩП акустичного сигналу

Проте такий істотний недолік Фур'є-аналізу як недостатня частотна селективність, не дозволяє використовувати даний метод для раннього виявлення розладнань як технічних, так і біологічних систем. Ще однією властивістю ДПФ є те, що вибір даного перетворення передбачає періодичність функції з періодом, рівним довжині інтервалу ΔT тільки в цьому випадку ДПФ дає точний спектр. Частотна роздільна здатність ДПФ

не може бути вище, ніж відстань $\Delta\omega$ між сусідніми гармоніками ряду Фур'є, вона залежить від довжини інтервалу ΔT (тобто передбачуваного періоду аналізованої функції) і не залежить від конкретного виду останньої $\Delta\omega = 2\pi/\Delta T$. Оскільки вимірювані сигнали є квазіперіодичними, а довжина часової вибірки не дорівнює періоду аналізованої функції, екстраполяція відомих значень функції з періодичністю ΔT не відповідатиме реальному вихідному сигналу. В результаті порушення безперервності функції на границях часового інтервалу виникає явище «витоку» [295]. Внаслідок чого неможливо оцінити амплітуду окремої складової сигналу. В такому випадку точність оцінки частоти погіршується до величини порядку $\Delta\omega$. Частотна роздільна здатність також погіршується, оскільки слабкі сигнали, розташовані поруч з сильними можуть бути замасковані бічними пелюстками сильних. Якщо в такому випадку використовувати часові і спектральні вікна, розтікання зменшується тільки за рахунок погіршення роздільної здатності. Таким чином, головною причиною вищеописаних недоліків є неоптимальний характер екстраполяції заданих на інтервалі ΔT значень аналізованої функції за межі цього інтервалу. Тому для аналізу сигналів квазіперіодичних сигналів доцільно використовувати параметричні методи, коли на базі відомих значень функції в інтервалі ΔT будується модель аналізованого процесу. Точність спектрального оцінювання та роздільна здатність залежать від ступеня відповідності обраної моделі аналізованому процесу. Дана модель використовується для екстраполяції сигналу за межі даного інтервалу. В результаті усуваються спотворення, пов'язані з обмеженістю довжини вибірки і поліпшується частотна роздільна здатність, згідно з формулою:

$$\Delta T \Delta \omega \geq 1/2 \quad (4.18)$$

Авторегресійний аналіз [288] має таку перевагу, як здатність виділяти в спектрі сигналу окремі гармонійні складові на тлі шуму. У загальному випадку даний метод спектрального аналізу зводиться до визначення коефіцієнтів рекурсивного фільтра заданого порядку, оцінці потужності

збуджуючого білого шуму і аналітичного розрахунку спектральної щільності потужності. Модель часового ряду описується виходом фільтру, який виражається лінійним рівнянням з комплексними коефіцієнтами:

$$x[n] = -\sum_{k=1}^p a[k]x[n-k] + \sum_{k=0}^q b[k]u[n-k] = \sum_{k=0}^{\infty} h[k]u[n-k], \quad (4.19)$$

де $x[n]$ - послідовність на виході каузального фільтру, $u[n]$ - вхідна збуджуюча послідовність, $a[k]$, $b[k]$ - параметри авторегресійної моделі, $a[k]$ - коефіцієнти авторегресії, $b[k]$ - коефіцієнти ковзного середнього, $b[0] = 1$, тому що вихід можна промасштабувати.

Системна функція, що зв'язує вхід та вихід фільтру має раціональну форму:

$$H(z) = \frac{B(z)}{A(z)} \quad (4.20)$$

$$A(z) = 1 + \sum_{k=1}^p a[k]z^{-k},$$

$$B(z) = 1 + \sum_{k=1}^q b[k]z^{-k}, \quad (4.21)$$

$$H(z) = 1 + \sum_{k=1}^{\infty} h[k]z^{-k},$$

При цьому вважається, що нулі поліномів $A(z)$, $B(z)$ знаходяться всередині одиничної окружності в z -площині, для того, щоб функція $H(z)$ належала стійкому мінімально-фазовому каузальному фільтру. Процес на виході фільтру описується за допомогою моделі авторегресії-ковзного середнього (АРКС):

$$P_{АРКС}(f) = Tp_w \left| \frac{B(z)}{A(z)} \right|^2 = Tp_w \frac{e_q^H(f) b b^H e_q(f)}{e_q^H(f) a a^H e_p(f)}, \quad (4.22)$$

де

$$\begin{aligned}
 A(f) &= 1 + \sum_{k=1}^p a[k] \exp(-j2\pi f k T), \\
 B(f) &= 1 + \sum_{k=1}^q b[k] \exp(-j2\pi f k T),
 \end{aligned}
 \tag{4.23}$$

а вектори комплексних синусоїд:

$$\begin{aligned}
 e_p(f) &= \begin{bmatrix} 1 \\ \exp(j2\pi f T) \\ \cdot \\ \cdot \\ \exp(j2\pi f p T) \end{bmatrix}, a = \begin{bmatrix} 1 \\ a[1] \\ \cdot \\ \cdot \\ a[p] \end{bmatrix}, \\
 e_q(f) &= \begin{bmatrix} 1 \\ \exp(j2\pi f T) \\ \cdot \\ \cdot \\ \exp(j2\pi f q T) \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} 1 \\ b[1] \\ \cdot \\ \cdot \\ b[q] \end{bmatrix}.
 \end{aligned}
 \tag{4.24}$$

При цьому спектральна щільність потужності розраховується у діапазоні частот $-\frac{1}{2T} \leq f \leq \frac{1}{2T}$, де T - період слідування відліків.

Якщо всі параметри ковзного-середнього за виключенням $b(0) = 1$ вважати рівними нулю, то рівняння (4.19) буде мати вигляд:

$$x[n] = -\sum_{k=1}^p a[k] u[n-k] + u[n]
 \tag{4.25}$$

що відповідає моделі авторегресії порядку p . Спектральна щільність потужності у цьому випадку розраховується згідно з:

$$P_{AP}(f) = \frac{Tp_w}{|A(f)|^2} = \frac{Tp_w}{e_p^H(f) a a^H e_p(f)}.
 \tag{4.26}$$

Тобто СЩП розраховується як відношення дисперсії білого шуму до квадрату значення модуля полінома, складеного з коефіцієнтів авторегресійного фільтра, на заданій частоті. У міру наближення вихідної вибірки до дискретно-гармонійної це відношення прагне до невизначеності виду 0/0.

$$\hat{P}_{AP}(f) = \frac{T\hat{p}_\omega}{\left| 1 + \sum_{n=1}^p \hat{a}[n] \exp(-j2\pi fnT) \right|^2} \quad (4.27)$$

де \hat{p}_ω - оцінка дисперсії білого шуму, $\hat{p}_\omega, a_p[1], \dots, a_p[p]$ визначаються шляхом рішення рівнянь Юла-Уолкера [296].

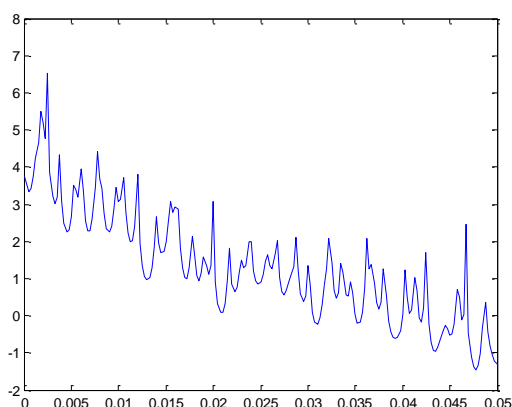
Застосуємо блочний метод, оскільки в нас вже є вибірки фіксованого розміру, до того ж вони мають задовільну збіжність. Серед блочних методів оберемо модифікований коваріаційний метод [297]. Коваріаційний та модифікований коваріаційний методи базуються на одному і тому ж алгоритмі мінімізації методом найменших квадратів одночасно всіх коефіцієнтів лінійного передбачення. Цим вони відрізняються від методу Бурга [288], який мінімізує тільки єдиний параметр - коефіцієнт відображення. Крім того, ці методи надзвичайно чутливі до конкретної форми аналізованої функції. Якщо остання має шумоподібний характер з достатньо широким спектром, дані алгоритми працюють задовільно при будь-якому допустимому порядку методу. Однак стосовно вузькосмугових сигналів з великим відношенням сигнал/шум коваріаційні методи вимагають ретельного підбору порядку.

Модифікований коваріаційний метод відрізняється від звичайного тим, що об'єднує лінійне передбачення вперед і назад. Наслідком цього є покращення частотної роздільної здатності. Крім того, даний метод вільний від всіх перерахованих вище недоліків алгоритму Бурга [295].

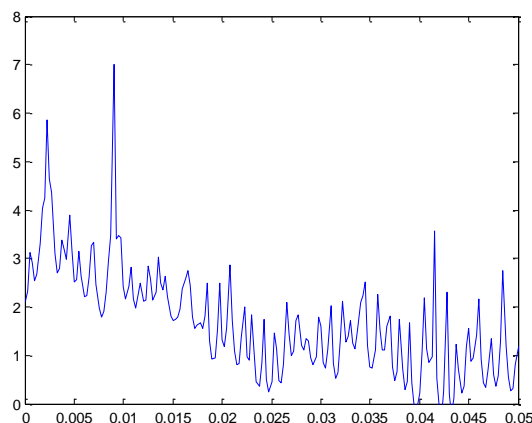
Правильний вибір порядку авторегресійного методу є доволі складним завданням, особливо якщо необхідно створити надійно працюючу програму, придатну для передачі користувачам готового програмного забезпечення. Тому вихідний алгоритм модифікованого ковариационного методу доцільно доопрацювати таким чином, щоб взагалі виключити необхідність завдання порядку моделі. Для цього можна спочатку використовувати ймовірний (максимально допустимий для даної вибірки) порядок, а в процесі рекурсій при неможливості їх подальшого продовження зберегти отримані на той час значення дисперсії і коефіцієнтів лінійного передбачення таким чином, якби спочатку було поставлено порядок моделі, рівний найбільшому досягнутому в ході основного циклу.

Нормальне завершення початкового алгоритму може мати місце після закінчення циклу поновлення порядку вектора коефіцієнтів лінійного передбачення. Якщо воно ще не відбулося, починаються рекурсії поновлення в часі цих же коефіцієнтів, а також додаткових векторів. В процесі таких оновлень виконуються перевірки на незадовільну чисельну обумовленість з можливим аварійним завершенням алгоритму. Значення авторегресійних коефіцієнтів, обчислені для попереднього порядку моделі, до цього моменту вже загублені, оскільки оновлення часового індексу у векторі коефіцієнтів лінійного передбачення означає перехід до наступного поточного номеру порядку. Внесені в алгоритм зміни полягають у тому, що на кожному проході основного циклу, відразу після закінчення рекурсій поновлення порядку авторегресійних коефіцієнтів, значення цих коефіцієнтів разом з поточною величиною дисперсії зберігаються у вихідних параметрах та використовуються за потребою. Також зберігається досягнутий фактичний порядок моделі. Наразі, при достроковому припиненні подальших рекурсій і виході з підпрограми, можна вивикористовувати обчислені до цього часу коефіцієнти лінійного передбачення, ґрунтуючись на моделі не передбачуваного, а фактичного порядку. Таким чином, на відміну від рекомендацій роботи [288], на етапі рекурсій зберігаються коефіцієнти не для

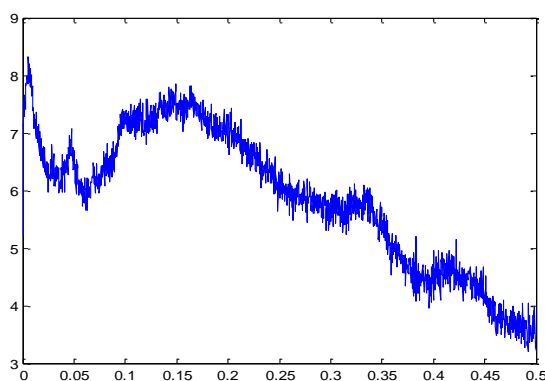
всіх попередніх, а лише для найбільшого досягнутого порядку. У модифікованому коваріаційному методі максимально допустимий порядок моделі становить $2/3$ довжини вибірки. Однак такі значення використовувати не слід, оскільки відсутність згладжування призводить до зайвого зашумлення спектру і появи помилкових піків. При цьому слід пом'ятати, що при деякому порядку моделі (дві третини вибірки) апроксимація перетворюється у інтерполяцію, що призводить до втрати корисного сигналу. Практика показує, що в більшості застосувань в якості передбачуваного порядку доцільно вибрати число, що дорівнює від однієї третини до половини довжини аналізованої послідовності даних. Результати обробки часових рядів нестационарних квізіперіодичних сигналів на прикладі сигналів витрати повітряного потоку, а також сигналів підшипників зображено на рис. 4.9.



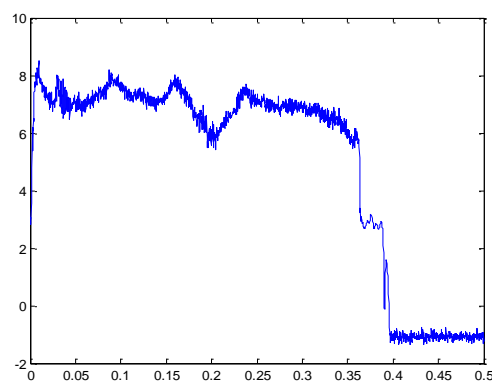
а



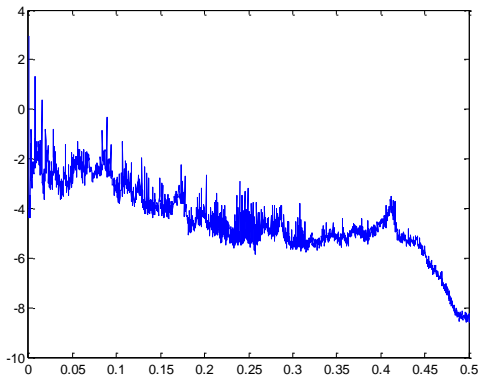
б



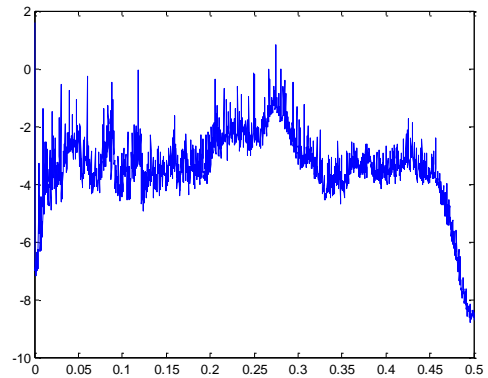
в



г



д



е

Рисунок 4.9 – Спектральна щільність потужності, отримана за допомогою модифікованого коваріаційного методу

а, б – сигнали повітряного потоку, в, г – акустичні сигнали

(а, в, д- розладнань немає, б, г, е – розладнання є)

Вихідні сигнали у станах наявності та відсутності розладнань наведено у Додатку Ж. На осі абсцис зображено одиниці частоти дискретизації, на осі ординат – одиниці Дб/Гц. Таким чином, в результаті імплементації методу маємо високу частотну селективність, низьку обчислювальну складність (амплітуди гармонік обчислюються тільки для окремих частот, які є результатом факторизації), робастність, високу завадостійкість завдяки чутливості методу до аналізованої функції.

Даний діапазон частот було ретельно досліджено на виборці з 342 наборів значень сигналів дихання, які відповідають розладнанням «вазомоторний риніт». Різновид цього розладнання є результатом дисфункції симпатичної нервової системи. Таким чином наявність спектральних гармонік у цьому діапазоні свідчить про нейровегетативні розладнання. Отже, спектральні компоненти у цьому діапазоні є найбільш інформативними ознаками для раннього виявлення розладнань такого типу. Для визначення спектральних гармонік пропонується критерій на основі обчислення плаваючого порогового значення, тобто розраховується

плаваюче порогове значення амплітуди гармоніки, за допомогою якого виділяються значущі максимуми:

$$\alpha = (Max + Abs_Aver) / 2 + K * Dev, \quad (4.28)$$

де Max – максимальне значення амплітуди сигналу, Abs_Aver – абсолютне середнє значення амплітуди, Dev – величина девіації, K – коефіцієнт девіації.

Абсолютне середнє значення амплітуди обчислюється як:

$$Abs_Aver = \frac{\sum_{i=1}^N |P_i|}{N},$$

де N – кількість інтервалів дискретизації, P_i –

значення амплітуди на i -тому інтервалі. Величина девіації визначається за

$$Dev = \frac{\sum_{i=1}^N |P_i - Average|}{N}.$$

При цьому експериментально

встановлено, що оптимальне значення коефіцієнту девіації $k=0,5$.

Екстракція інформативних ознак часових рядів у частотно-часовій області.

Для аналізу часових рядів у частотно-часовій області існують чотири методи: метод на базу перетворення Фур'є, метод Вігнера-Віля, вейвлет-перетворення та метод емпіричних мод (перетворення Гільберта-Хуанга).

Перетворення Фур'є та метод Вігнера-Віля доцільно використовувати для аналізу стаціонарних сигналів, беручи до уваги фіксований розмір віконної функції та ймовірність появи інтерференцій та отримання нефізичних складових спектру у випадку методу Вігнера-Віля [298].

Для аналізу нестационарних часових рядів вибором є методи вейвлет-перетворення та емпіричних мод. У порівнянні з вейвлет-перетворенням метод емпіричних мод має таку перевагу як відсутність потреби у виборі базису розкладення сигналу і настроювання параметрів.

Аналіз структури сигналу на основі перетворення Гільберта дозволяє отримувати значення миттєвих амплітуд і фаз:

$$\tilde{x}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{1-\tau} d\tau \quad (4.29)$$

де $x(t)$ і \tilde{x} функції, що спрягаються за Гільбертом.

Проте дієвість перетворення обмежується як шириною частотної смуги сигналу, так і гіршою частотною селективністю у порівнянні з вейвлет-аналізом. Також дуже часто на практиці виникає проблема ненульового середнього, що призводить до появи негативних значень миттєвих амплітуд і фаз. Для подолання цієї проблеми існує модифікація методу – метод емпіричних мод.

В основі методу емпіричних мод лежить припущення, що будь які часові ряди складаються з простих власних режимів коливань, які у першу чергу треба ідентифікувати за характеристиками часового масштабу емпірично, тобто складний сигнал складається з суми модових функцій, які накладено на будь-який тип тренду. На першому етапі методу сигнал оброблюється для визначення точок екстремумів. Далі за допомогою апроксимації будується верхня і нижня огинаючі точок екстремумів і визначається функція середніх значень між ними:

$$m_1(t) = \frac{U(t) + L(t)}{2}, \quad (4.30)$$

де $U(t)$, $L(t)$ - верхня і нижня огинаючі точок екстремумів.

На наступному кроці розраховується перша компонента:

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t), \quad (4.31)$$

Далі здійснюється низка розрахунків наступних компонент згідно з (4.31), критерієм зупинки обчислювань є нормалізована квадратична різниця між двома послідовними ітераціями наближення.

На другому етапі, якщо отримана послідовність є сумою модових функцій (IMF), вона позначається як $c_1 = h_{1k}(t)$ та віднімається з вихідних даних:

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (4.32)$$

Масив $r_1(t)$ обробляється в такий ж спосіб для визначення функції $c_1(t)$, після чого процес продовжується:

$$r_i(t) = r_{i-1}(t) - c_i(t) \quad (4.33)$$

Декомпозиція сигналу на складові IMF продовжується до перетворення залишка $r_i(t)$ у тренд сигналу з числом екстремумів не більше трьох. Для аналізу IMF проводять обчислювання огинаючої амплітуди з IMF. Для її отримання використовується метод демодуляції амплітуди, що базується на дискретному перетворюванні Гільберта [299]:

$$H[x(n)] = F^{-1}\{F\{x(n)\} * u(n)\}, \quad (4.34)$$

де $F\{\}, F^{-1}\{\}$ - пряме і зворотнє перетворення Фур'є, $u(n)$ задано як:

$$u(n) = \begin{cases} 1, & n = 0, \frac{N}{2} \\ 2, & n = 1, 2, \dots, \frac{N}{2} - 1 \\ 0, & n = \frac{N}{2} - 1, \dots, N - 1 \end{cases} \quad (4.35)$$

Амплітуда $a(n)$ обчислюється згідно з :

$$|a(n)| = \sqrt{x^2(n) + (H[x(n)])^2}. \quad (4.36)$$

Результати обробки за методом ННТ наведено на рис. 4.10

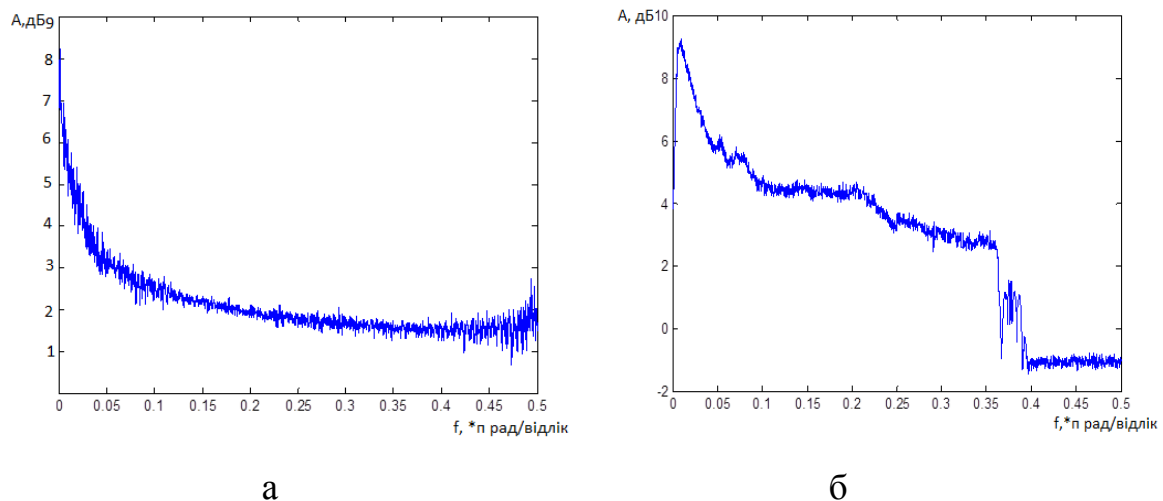


Рисунок 4.10 – Спектри інформативних компонент

Слід зазначити, що математичний апарат ННТ перетворення розвинутий в значно меншій мірі, тобто у порівнянні з вейвлет-перетворенням [300, 301] відсутня формалізація оцінювання спектральних ліній на різних частотах. Також методу властива гірша частотна селективність ніж у розглянутого вище авторегресійного на базі модифікованого коваріаційного методу.

Як вже було зазначено вище, класичний спектральний аналіз має суттєвий недолік – фіксований розмір часового вікна, в той час коли вейвлетний аналіз використовує рухливе частотно-часове вікно, яке автоматично адаптується до масштабу спостереження, що аналізується. Таким чином, вейвлет-перетворення дає змогу аналізувати динаміку змінення спектральних складових сигналу у часі. Ключовий аспект застосування методу вейвлет-перетворення полягає у тому, що система функцій розкладення (базис) фактично є набором фільтрів, що в автоматичному режимі видаляють проблеми низькочастотного тренду. У такому випадку не потрібно використовувати попередню фільтрацію сигналу, тому що, при розранку на потрібній частоті вейвлет-перетворення буде виконувати функцію полосового фільтра, характеристики якого визначаються базисною функцією, параметри якої визначають частотно-часову роздільну здатність.

Неперервне вейвлет-перетворення обчислюється, як скалярний добуток вихідного сигналу $x(t)$ і дочірньої вейвлет-функції $\Psi_{\tau,a}(t)$:

$$W(\tau, a) = \langle x(t), \Psi_{\tau,a}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{\tau,a}^*(t) dt, \tau \in R, a \in R^+, \quad (4.37)$$

де $W(\tau, a)$ - коефіцієнти вейвлет-розкладення, τ, a - параметри часового зсуву і масштабу відповідно.

Дочірні вейвлет-функції $\Psi_{\tau,a}(t)$ створюються шляхом операцій зсуву і масштабування материнської вейвлет-функції $\Psi(t)$ і зв'язані з нею співвідношенням:

$$\Psi_{\tau,a}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right). \quad (4.38)$$

У якості материнської вейвлет-функції обрано комплексний вейвлет Морле [302, 303]:

$$\Psi(t) = \frac{1}{\sqrt[4]{\sigma^2 \pi}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} e^{j\omega_0 t}, \quad (4.39)$$

де ω_0 - центральна частота материнського вейвлета, σ - стандартне відхилення огинаючої материнського вейвлету.

На практиці розрахунок коефіцієнтів вейвлет-розкладення проводиться у вузлах дискретної сітки, яка задана на площині (τ, a) . Нехай $W = \{w_{i,j}\}$ - матриця коефіцієнтів вейвлет-розкладення для сигналу $x(n)$, який є послідовністю відліків з частотою дискретизації F_s у моменти часу з номерами $n = 0, 1, \dots, N-1$, тоді елементи матриці W обчислюються за допомогою:

$$W_{ij} = \sum_0^{N-1} x(n) \Psi^* \left(\frac{n\Delta t - \tau_i}{a_j} \right), i = 0, 1, \dots, N_\tau - 1; j = 0, 1, \dots, N_a - 1, \quad (4.40)$$

де $x(n)$ - значення сигналу у момент часу з номером n , τ_i, a_j - значення часового зсуву та масштабу і вузлі сітки з номером (i, j) відповідно, N_τ - роздільна здатність матриці W за часом, N_a - роздільна здатність матриці W за масштабом, Δt - інтервал дискретизації $\Delta t = \frac{1}{F_s}$. Величина часового зсуву визначається як $\tau_i = i\Delta\tau$, величина кроку $\Delta\tau$ обирається рівною $\Delta\tau = \Delta\tau \frac{N}{N_\tau}$.

Для оцінювання енергії сигналу $x(n)$ використовують матрицю квадратів коефіцієнтів вейвлет-розкладення $E = \{w_{ij}^2\}$. Кожен стовпчик матриці відображує розподіл енергії сигналу на фіксованій частоті за часом. Результати обробки наведено на рис. 4.11.

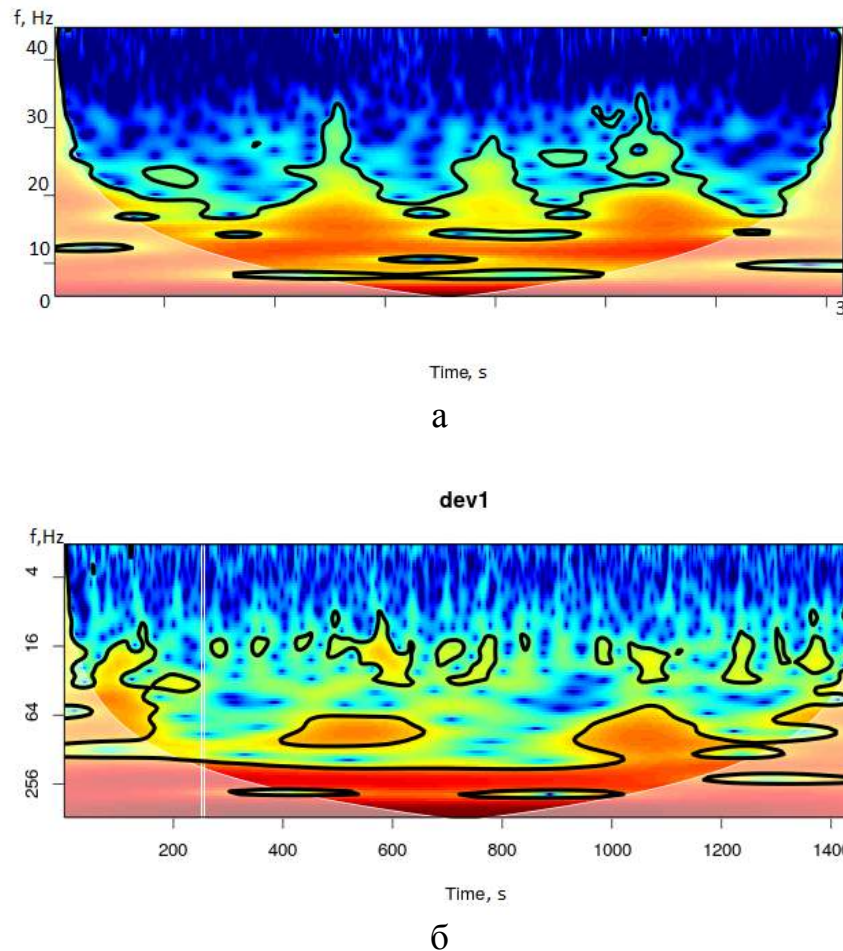


Рисунок 4.11 – Вейвлетограма

а – розладнань немає, б – розладнання є

Для нелінійних процесів кожна гармоніка аналізується шляхом перемасштабування материнського вейвлету.

Проблеми застосування вейвлет-перетворення можуть виникати у випадках, коли відстань між частотами у спектральній області є малою, внаслідок чого може спостерігатися явище інтерференції, як відображення перекриття широких спектральних ліній, які є результатом розрахунку

неперервного вейвлет-перетворення. Чи вище частота, тим ширше вікно вейвлет-перетворення у спектральній області і тим більше інтерференція.

У якості інформативної ознаки обираємо середнє значення енергії сигналу β у заданому частотному діапазоні. Таким чином, в результаті екстракції з часових рядів нестационарних квазіперіодичних процесів [304-308] за допомогою методів статистичного, спектрального та аналізу у спектрально-часовій області отримано масив ознак:

$$SC = \{PIF, AIF, MIFA, TIV, k_a, k_e, k_{am}, r_t, F_f, \alpha, \beta\}.$$

4.4 Оцінювання хаотичних властивостей часових рядів

Досліджувані об'єкти є нелінійними динамічними системами. Фізичні явища, що лежать в основі функціонування таких систем обумовлюють структуру досліджуваних сигналів. Це можуть бути процеси турбулізації або коливання у нелінійних коливальних системах. В таких системах при деяких значеннях параметрів виникають хаотичні коливання. Для оцінювання поведінки динамічної системи, що описується набором параметрів стану X_1, \dots, X_N проводиться аналіз у N -мірному просторі станів (фазовий простір) з фазовими координатами, графічною інтерпретацією фазові траєкторії. Візуалізація сукупності траєкторій, що є відображенням змін станів системи є фазовим портретом системи. Фазовий портрет коливання будується наступним чином: швидкість руху $\dot{x} = \partial x / \partial t = v$ відкладається на осі ординат, а відхилення x - на осі абсцис фазової площини. Стану системи в момент часу відповідає зображає точка на зазначеній площині з координатами, визначеними миттєвими значеннями відхилення і швидкості [309, 310]. Зображувана точка зі зміною в часі переміщується, описуючи фазову траєкторію. Таким чином, стан досліджуваної динамічної системи описується двома диференціальними рівняннями:

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= x_2, \\ \dot{x}_2 &= F(x_1, x_2),\end{aligned}\tag{4.41}$$

де $x_1 = x(t)$ - вихідна координата системи - значення диференційного тиску або витрати повітряного потоку в момент часу t ; $x_2 = \dot{x}(t)$ - перша похідна значення функції; $F(x_1, x_2)$ - деяка нелінійна функція. Виключивши параметр часу t , отримаємо:

$$\frac{\partial x_2}{\partial x_1} = \frac{F(x_1, x_2)}{x_2}.\tag{4.42}$$

Обчислюючи (4.42), отримаємо:

$$x_2 = Z(x_1, x_2)\tag{4.43}$$

$$\dot{x}(t) = Z(x(t))\tag{4.44}$$

Отримана залежність визначає фазову траєкторію на площині $x(t)$, $\dot{x}(t)$.

Побудуємо фазовий портрет за допомогою експериментальних даних. На рис. 4.12 наведено фазові портрети на базі сигналів диференційного тиску.

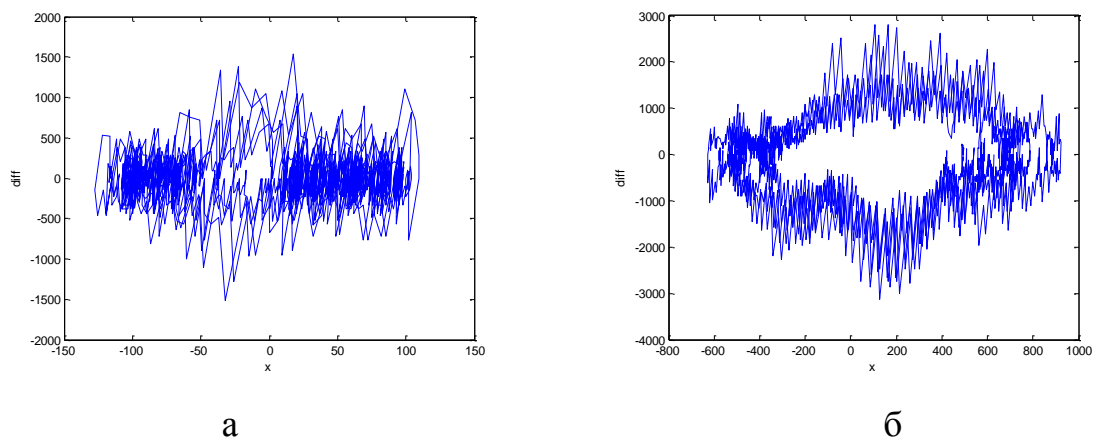


Рисунок 4.12 – Фазові портрети

а – нормальний стан системи, б – система із розладнанням

У даному випадку експериментальні дані характеризують стан респіраторної системи яка є нелінійною динамічною системою, характеристики якої визначаються за допомогою моделі Мекі-Гласа [167]:

$$V = V_{\max} \frac{c^m(t - \tau)}{a^m + c^m(t - \tau)}, \quad (4.45)$$

де V - функція вентиляції, c - рівень концентрації CO_2 в артеріальній крові, на змінення якого реагують артеріальні хеморецептори, τ - величина запізнення реакції хеморецепторів на змінення рівня концентрації, a - параметр моделі, m - Hill – коефіцієнт (a та m отримані експериментальним шляхом). Тоді рівняння динаміки рівня концентрації CO_2 приймає вигляд:

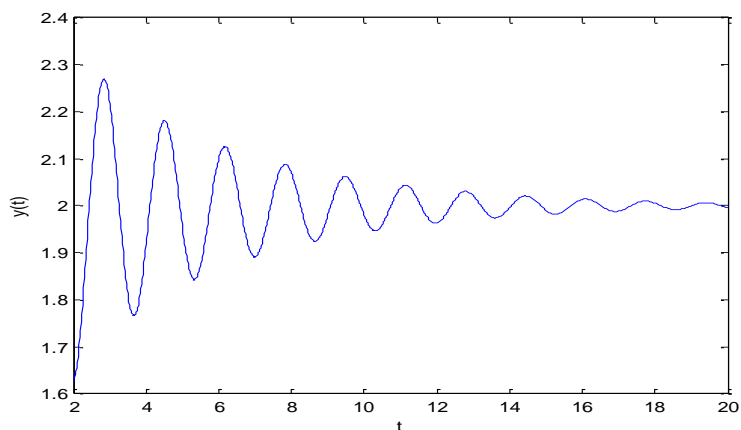
$$\frac{dc(t)}{dt} = p - bVc(t) = p - bV_{\max} \frac{c^m(t - \tau)}{a^m + c^m(t - \tau)}, \quad (4.46)$$

де b - позитивний параметр моделі, який отримується з експериментальних даних.

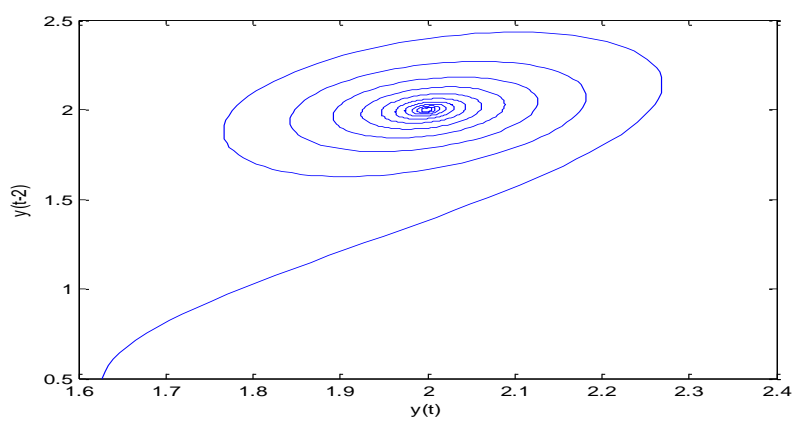
Спочатку треба ввести безрозмірні відношення:
 $x = \frac{c}{a}, t^* = \frac{pt}{a}, \tau^* = \frac{p\tau}{a}, \alpha = \frac{abV_{\max}}{p}, V^* = \frac{V}{V_{\max}}$, тоді рівняння моделі запишемо у вигляді:

$$x' = 1 - \alpha x(t) \frac{x^m(t - \tau)}{1 + x^m(t - \tau)} = 1 - \alpha x(t) V(x(t - \tau)). \quad (4.47)$$

За допомогою чисельного моделювання на базі методу Адамса [311] знайдемо рішення рівняння (4.47), яке є диференціальним рівнянням із запізненням, для постійного часу запізнення. Результати обчислення у вигляді графічних залежностей для різних станів системи наведено на рис. 4.13, 4.14.

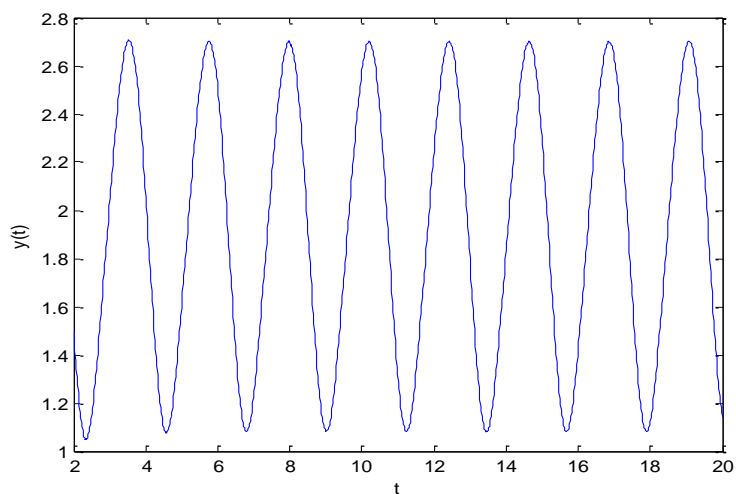


а – коливання, що затухають ($\tau=0,45$)

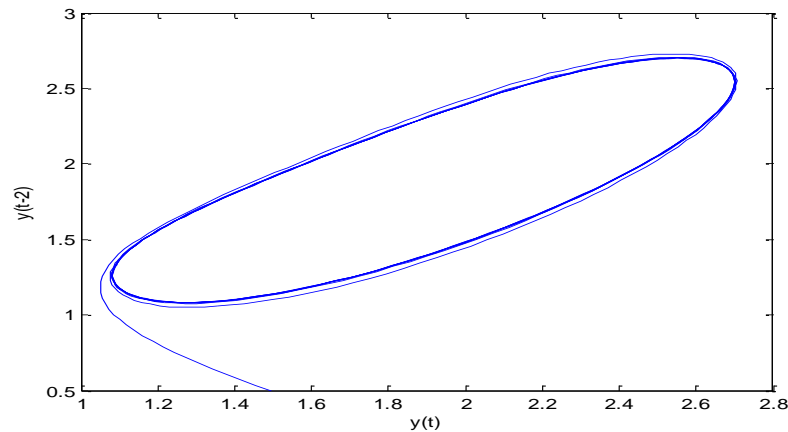


б – діаграма Пуанкаре ($\tau=0,45$)

Рисунок 4.13 – Результати моделювання



а – періодичні коливання ($\tau=0,6$)



б – діаграма Пуанкаре ($\tau=0,6$)

Рисунок 4.14 – Результати моделювання

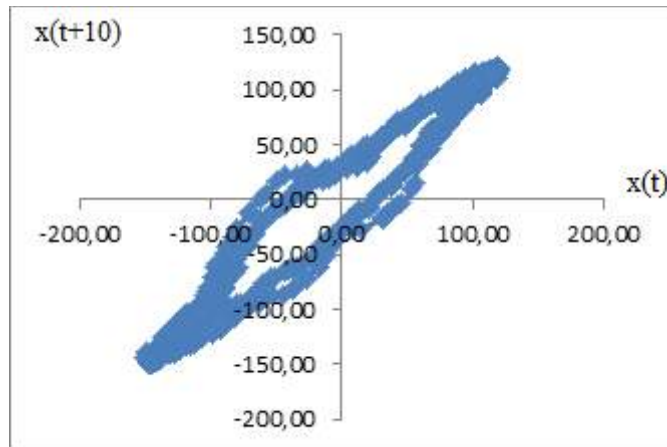
Графічні залежності на рис. 4.13 відповідають стійкому стану системи, в той час, коли залежності на рис. 4.14 є відображенням нестійкого стану, який характеризується періодичними коливаннями і відповідає предхаотичному стану системи. Такий стан є характерним для типу дихання Чейна-Стокса [166, 167], який є ознакою розладнання системи.

Враховуючи результати моделювання, а також той факт, що сигнали які досліджуються характеризуються нелінійністю і наявністю флуктуацій, доцільно провести їх перевірку на хаотичні властивості. Алгоритм перевірки містить наступні етапи:

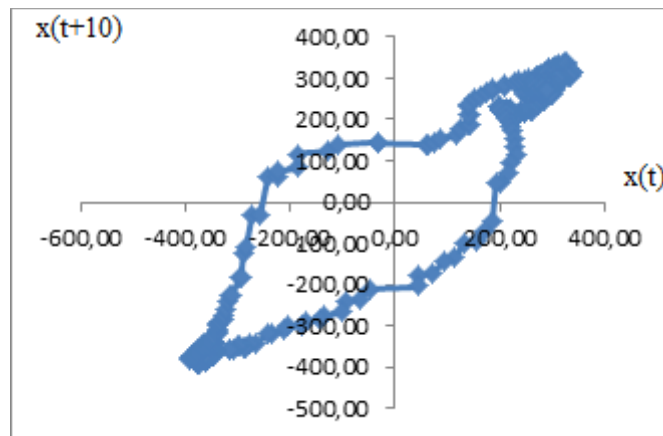
1. Побудова діаграми Пуанкаре
2. Оцінювання автокореляційної функції
3. Обчислення показника Херста
4. Обчислення старшого показника експоненти Ляпунова
5. Обчислення ентропії
6. Обчислення фрактальної розмірності

Діаграма Пуанкаре [312] так як і фазовий портрет є графічним відображенням послідовності точок на двомірному полі, з тією різницею, що ординатою чергової точки є значення x_{k+i} , а абсцисою – попереднє значення x_k . Як вже було показано, за формою діаграми Пуанкаре можна проводити

ідентифікацію розладнань. Результати побудови діаграми Пуанкаре за експериментальними даними наведено на рис. 4.15.



а



б

Рисунок 4.15 – Діаграми Пуанкаре

а – система у нормальному стані, б – система з розладнанням

Таким чином, якщо $x_k = x(t_k)$ - параметр системи, $t_k, k = 1, 2, \dots, N$ дискретний час, N - кількість елементів вибірки, то рівняння системи запишемо у вигляді:

$$x_k = f(x_{k-1}, x_{k-2}, \dots, x_{k-\eta}, a) + \xi_k, f \in F, \quad (4.48)$$

де f - шукана функція, що належить до деякого обраного класу функцій F , η - порядок рівняння, ξ_k - похибка моделі, a - параметр стану.

Тоді запишемо критерій оптимальності:

$$\{f_{opt}, \eta_{opt}\} = \arg \min_{f \in F, \eta} \sigma^2, \quad (4.49)$$

де $\sigma^2 = m[x_k - f(x_{k-1}, x_{k-2}, \dots, x_{k-\mu}, a)]^2, k > \eta,$ m - оператор математичного очікування.

Даний підхід буде розвинено та імплементовано у розділі 5.

Далі проведемо оцінювання автокореляційної функції. Автокореляційна функція обчислюється згідно (4.50) і показує ступінь відповідності між сигналом і його зсуненою копією - чим більше значення кореляційної функції, тим це відповідність сильніше [288].

$$B_s(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)s(t-\tau)dt \quad (4.50)$$

де $s(t)$ - вихідна функція, τ - часова затримка (або лаг) визначена на основі результатів моделювання. Якщо дані дійсно випадкові, такі автокореляції повинні бути близькі до нуля для кожного значення зсуву за часом. Отриману автокореляційну функцію наведено на рис. 4.16.

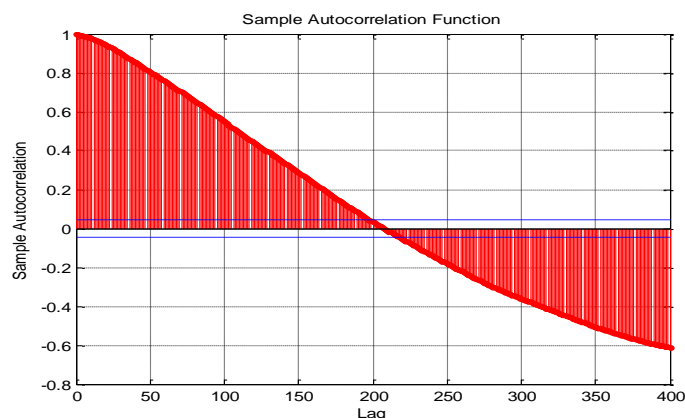


Рисунок 4.16 – Автокореляційна функція

В нелінійних динамічних системах також можливі режими коливань, близькі за характеристиками до випадкових процесів [164, 313]. З цього приводу поведінка таких систем сприймається як випадковий процес, навіть якщо модель, що описує систему, є детермінованою. Для перевірки гіпотези

рівності коефіцієнта автокореляції нулю проведемо розрахунок згідно з (4.51):

$$r^* = \frac{K_x^*(\tau)}{K_x^*(0)}, \quad (4.51)$$

де K_x^* - оцінка для функції автоковаріації, яка шукається за виразом (4.52):

$$K_x^*(\tau) = \frac{1}{N+1} \sum_{k=0}^N x(k(T-\tau)/N + \tau)x(k(T-\tau)/N). \quad (4.52)$$

Згідно з проведеними розрахунками значення $r^*=0,57$ при $N=1000$ за розрахунком $U_{exp} = r^* \frac{\sqrt{N-2}}{\sqrt{1-r^2}} = 38,5 > U_{kr}$ для рівня 0.05 $U_{kr}=2.10$. Таким чином, гіпотеза спростовується.

На наступному етапі розрахуємо показник Херста. За рекомендацією [312] оберемо розмір вибірки для розрахунку показника Херста $N \geq 10000$. Найбільш поширеним для цієї мети є метод нормованого розмаху [314]. Відповідно до даного методу при дослідженні часового ряду $x(t)$ довжиною τ визначається наступне співвідношення:

$$\frac{R(\tau)}{S(\tau)} = R/S = \frac{\max(x^{cum}(t,\tau)) - \min(x^{cum}(t,\tau))}{\sqrt{\frac{1}{\tau-1} \sum_{t=1}^{\tau} (x(t) - \bar{x})^2}}, t = \overline{1, \tau}, \quad (4.53)$$

де $R(\tau)$ - розмах кумулятивного ряду $x^{cum}(t,\tau)$; $S(\tau)$ - середнє квадратичне відхилення вихідного ряду $\bar{x}(\tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} x(t)$,

$$x^{cum}(t,\tau) = \sum_{i=1}^t x(i) - \bar{x}(\tau).$$

Для розрахунку показника Херста для нестационарних сигналів використовується метод обчислення на базі ковзного вікна [314]. На основі проведеного на початку розділу дослідження запропонуємо модифікацію

метода детрендованого флуктуаційного аналізу [314], виділення тренда у якому для випадку нестационарних квазіперіодичних сигналів реалізується за допомогою метода

$$F^2(\tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} (y(t) - Y_F(t))^2, \quad (4.54)$$

де $y(t) = \sum_{i=1}^t x(i)$ - кумулятивний нестационарний квазіперіодичний ряд,

який ділиться на N сегментів довжиною τ , при чому $\tau \geq 1000$ та для кожного сегменту обчислюється флуктуаційна функція (4.54); $Y_F(t)$ - локальний тренд у межах даного сегменту, який обчислюється за допомогою нечіткого F-перетворення.

Усереднена за всіма значеннями ряду функція $F(\tau)$ володіє скейлінговою залежністю від довжини сегменту ряду $F(\tau) \propto \tau^H$. Тоді графічна залежність $\log F(\tau)$ від $\log(\tau)$ яка після апроксимації за допомогою методу найменших квадратів буде мати вигляд прямої, а показник Херста H обчислюватись як тангенс кута нахилу даної прямої. За результатами розрахунку було визначено, що досліджуваний процес є антиперсистентним. На підставі аналізу експериментальних даних, які містять еталони розладнань, можна зробити висновок, значення показника Херста для досліджуваних даних лежить у діапазоні $H \in [0.07, 0.22]$. Для даних «розладнання відсутні» показник Херста $H \geq 0,17$, для даних, які характеризують те чи інше розладнання показник $H < 0,17$. Результати розрахунку наведено у таблиці 4.1.

Наступним кроком є розрахунок експоненти Ляпунова. Одним з показників системи, що оцінюють можливість появи розладнання є перший показник Ляпунова [312]. Даний показник є індикатором прагнення системи до рівноваги. Наявність в спектрі характеристичних показників системи хоча б одного позитивного показника Ляпунова означає нестійкість фазової

траєкторії. Перший показник характеризує деякий перехідний процес, тобто ймовірність появи розладнання як у технічних системах, так і у біологічних [167]. Отже, на практиці застосовується розрахунок максимального показника Ляпунова.

Серед методів розрахунку оберемо логарифмічний метод. Нехай часовий ряд є чисельним рішенням деякого диференційного рівняння з постійним кроком часу Δt і одним станом рівноваги $x(t) = (x(t_0), x(t_1), x(t_2) \dots x(t_n)), t_n = t_0 + n\Delta t, n = \overline{0, N-1}$, N - кількість точок рішення, тоді елементи ряду обчислюються за формулою:

$$x'_i = \ln|x(t_0 + i\tau) + \varepsilon|, i = \overline{0, N-1}, \quad (4.55)$$

де τ - крок дискретизації.

Для нового отриманого ряду проводиться реконструкція і створюється матриця X вигляду:

$$X = \begin{bmatrix} X_0 & X_1 & L \\ x_{0+\Delta t} & x_{1+\Delta t} & L \\ x_{0+2\Delta t} & x_{1+2\Delta t} & L \\ M & M & \end{bmatrix} \quad (4.56)$$

З матриці X обчислюється середнє сумарне відображення S за всіма зсунутими відносно один одного за часом реконструйованим рядам

$S_i = \frac{1}{R} \sum_{j=1}^R x'_j, i = \overline{1, N}$. Після додаткової фільтрації S можна обчислити перший

показник за наступним виразом:

$$\lambda_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} \frac{S_{i+1} - S_i}{\tau} \quad (4.57)$$

Графічна візуалізація обчислення показника Ляпунова для досліджуваних часових рядів наведена на рис. 4.17.

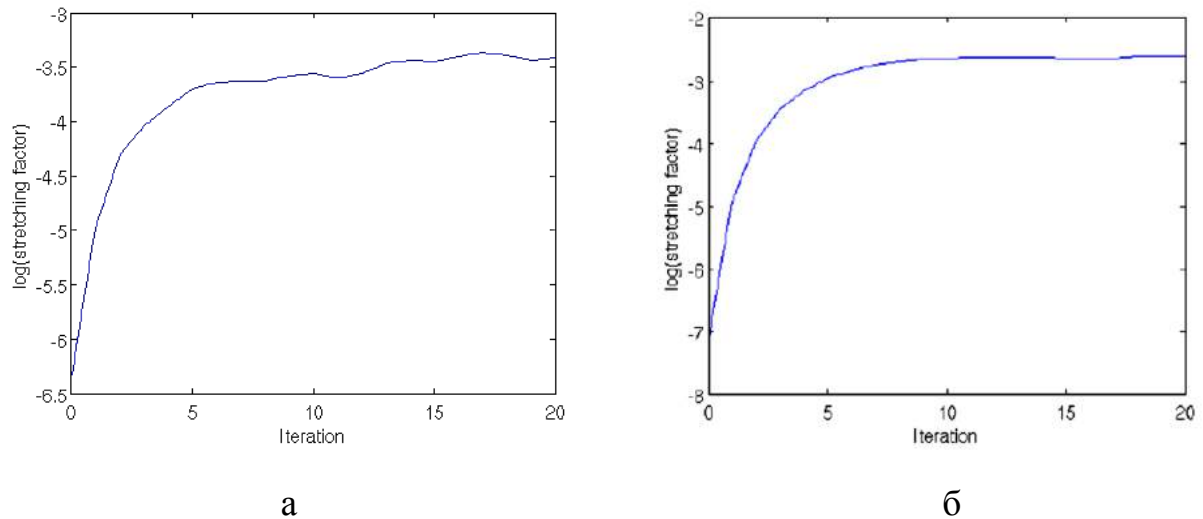


Рисунок 4.17 – Обчислення показника Ляпунова

а – сигнал витрати повітряного потоку, б – акустичний сигнал

Для даних «розладнання відсутні» значення максимального показника Ляпунова $0.31417 \leq \lambda \leq 0.413$, для даних, які характеризують те чи інше розладнання показник $0.1827 \leq \lambda \leq 0.314$. Результати розрахунку для $N=100$ наведено у таблиці 4.2.

Далі обчислимо показники ентропії і кореляційної розмірності. Грунтуючись на проведених дослідженнях, за результатами яких було встановлено, що для процесу виявлення розладнань найбільш інформативною є величина апроксимованої ентропії, зупинимось на її розрахунку та розкриємо її сенс.

Апроксимована ентропія є модифікацією ентропії Колмогорова [315] і дозволяє вимірювання передбачуваності амплітудних значень, базуючись на відомих попередніх значеннях. Апроксимована ентропія обчислюється наступним чином. Задаються значення параметрів m - довжина вектору на які ділиться вихідна послідовність, r - величина порогу, яка визначає розмір комірок фазового простору, SD_x - стандартне відхилення вибірки, далі для дискретного сигналу $\{x(i)\}, i = 1, 2, \dots, N$ реалізуються наступні перетворення:

- формується послідовність довжиною m
- $$X(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)], i = 1, \dots, (N-m+1);$$

- визначається відстань між $X(i)$ і $X(j)$ у вигляді

$$d[X(i), X(j)] = \max_{k=0, \dots, (m-1)} [|x(i+k) - x(j+k)|];$$
- обчислюється $c_r^m(i) = N^m(i)/(N - m + 1)$, де $N^m(i)$ кількість значень $d[X(i), X(j)]$, що задовільняють умові $d[X(i), X(j)] \leq \kappa(o = 1, \dots, (N - m + 1))$;
- обчислюється оцінка логарифмічної ймовірності

$$\Phi^m(r) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_r^m(i)$$
 де $C_r^m(i)$ – частота потрапляння ланцюжків довжиною m в межі гіперсфери радіусу r ;
- значення m збільшується на 1, повторюються попередні чотири етапи і обчислюються значення $C_r^{m+1}(i), \Phi^{m+1}(r)$;
- обчислюється оцінка:

$$ApEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)]. \quad (4.58)$$

Такий адаптивний механізм формування сітки фазового простору – властивість апроксимованої ентропії, яка відрізняє її від умовної ентропії.

Показник $ApEn(2)$ відображує ступінь складності сигналу так, якщо сигнал характеризується високою регулярністю, значення ентропії знижується. Розрахунки проводилися для параметрів $m = 2, r = 0,5$, отримані в результаті обчислення значення наведено у таб. 4.2. Для $N=100$ визначено діапазони значень для наявності $ApEn(2) = [0.64, 1.31]$ та відсутності розладнань $ApEn(2) = [1.34, 1.61]$

Перейдемо до розрахунку фрактальної розмірності. В результаті попереднього аналізу автором було обрано наступні показники: кореляційна розмірність, розмірність Мінковського (Box-counting dimension), розмірність Хігучи [316]. Кореляційна розмірність (CD) характеризує впорядкованість внутрішньої структури об'єкта та обчислюється згідно з

$$C(m, r) = \frac{1}{N(N-1)} \sum_i^N \sum_{i>j}^N \Theta(r - \|y_i - y_j\|), \quad (4.59)$$

де y - m -розмірний вектор затримки, N - кількість точок, Θ - функція Гевісайда. Значення $C(m, r)$ визначає відносне число пар точок, відстань між якими не більше r .

Кореляційна розмірність (D_2) визначається кореляціями між елементами, що складають середу, тобто ймовірністю знайти на відстані r від даного елемента множини один або кілька елементів того ж безлічі.

$$D_2 = \frac{C(r_u) - C(r_l)}{\int_{r_l}^{r_u} \frac{C(r)}{r} dr} \quad (4.60)$$

При розрахунку розмірності методом «Box-counting» (BCD) скористуємося формулою:

$$D_0 = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} (\log N / \log(1/\epsilon)), \quad (4.61)$$

«Box-counting» розмірність відображує зв'язок між кількістю множин діаметру ϵ які містить частина об'єкту та їх розмір. Для реальних сигналів ϵ не може досягти нуля.

Для обчислення фрактальних розмірностей часових рядів з флуктуаційними властивостями доцільно застосувати метод Хігучи [316, 317]. Для цього часовий ряд ділимо на n рівних ділянок a . Довжину ряду виражаємо як n^{-d} , де d - розмірність Хаусдорфа [312]. Нехай вибірка, що аналізується складається з N - відліків. Величина $a = \text{int}[N/n]$, де функція $\text{int}[x]$ є функцією виділення цілої частини. З вихідного ряду $f(t)$ у якому t приймає N дискретних значень, конструюємо нові часові ряди $f(m, a)$:

$$\begin{aligned} f(m, a) = & f(m), f(m+a), f(m+2a), \dots \\ & f(m + \text{int}[N - m/a]a); m = 1, 2, \dots, a. \end{aligned} \quad (4.62)$$

Довжина ряду згідно методу визначається як:

$$L_m(a) = \frac{(N-1)}{a \operatorname{int}[(N-m)/a]} \sum_{i=1}^{\operatorname{int}[(N-m)/a]} |f(m+ia) - f(m+(i-1)a)|. \quad (4.63)$$

Далі обчислюємо середнє значення $L(a)$ за всіма m і будуємо залежність $\log(L(a))$ від $\log(a)$, яку апроксимуємо прямою за допомогою методу найменших квадратів. Тангенс кута нахилу прямої дає величину фрактальної розмірності. Аналіз результатів розрахунків розмірності Хігучи (HFD) для 117 вибірок дозволяє визначити межі інтервалу для розладнань $HFD = [1.87, 1.94]$ та відсутності розладнань $HFD = [1.80, 1.84]$

Значення фрактальної розмірності обчислені за трьома методами належать до діапазону $[1.5, 2]$, що підтверджує гіпотезу про антиперсистентний процес.

Дані обчислення наведено у таб. 4.2

Таблиця 4.2 – Результати розрахунків фрактальних властивостей

Стан об'єкту	Показник Херста, H	Показник Ляпунова, λ	Апроксимована ентропія, $ApEn$	Розмірність Хігучи, HFD
Розладнання				
Mean	0,1414	0,2973	1,4539	1,8983
St.dev.	0,0057	0,1163	0,0903	0,0211
Розладнання відсутні				
Mean	0,1856	0,2484	0,91168	1,8261
St.dev.	0,0079	0,0756	0,2199	0,0164

Таки чином, за допомогою фрактального аналізу отримано вектор значущих нелінійних ознак сигналів: $FC = \{H, CD, BCD, HFD, \lambda, AE\}$.

Одже, в результаті дослідження розроблено метод для аналізу нестационарних квазіперіодичних часових рядів, схему якого наведено на рис.4.18.



Рисунок 4.18 – Схема методу визначення інформативних ознак розладнань нестационарних квазіперіодичних рядів

Таким чином, за результатом виконання етапів методу формується вектор інформативних ознак, який після застосування комплексу методів відбору значущих ознак перетворюється у вхідний вектор ознак класифікатора. Дану процедуру детально розглянуто у наступному розділі дисертаційної роботи.

4.5 Висновки за розділом

1. В результаті проведеного дослідження визначено, що для задачі апроксимації нестационарних квазіперіодичних рядів найбільш ефективним є метод нечіткого F-перетворення. Метод F-перетворення є стабільним відносно вибору точок мінімуму функції, що задає критерій зваженого середньоквадратичного відхилення, а також їх кількості. Метод має високі фільтруючі властивості і низьку обчислювальну складність.
2. Аналіз нестационарних квазіперіодичних рядів у часовій області доцільно проводити тільки для квазістационарних ділянок сигналу або після приведення сигналу до стационарності, що негативно впливає на точність оцінок. Параметри у часовій області необхідно використовувати при формуванні вектору інформативних ознак як додаткові, враховуючи низьку завадозахищеність і необхідність наявності вибірки з багатократних вимірювань, а також відсутність зв'язку з причиною виникнення розладнання.

3. Аналіз нестационарних квазіперіодичних рядів у частотній області показав неспроможність спектрального Фур'є аналізу, внаслідок застосування якого спостерігається ефект розтікання спектру на ділянках, які можуть бути інформативними, а також недостатня частотна селективність, що у сукупності знижує робастність спектральних оцінок, що екстракуються. Для екстракції значущих параметрів у частотній області необхідно використовувати авторегресійний аналіз на основі модифікованого коваріаційного методу. Такий підхід дозволяє отримувати високу частотну селективність, низьку обчислювальну складність (амплітуди гармонік обчислюються тільки для окремих частот, які є результатом факторизації), робастність і високу завадостійкість завдяки чутливості методу до аналізованої функції. За результатами аналізу у частотній області визначено спектральні складові, які пов'язані із наявністю вазомоторних розладнань та можуть свідчити про активність симпатичної нервової системи.

4. Аналіз нестационарних квазіперіодичних сигналів у частотно-часовій області на основі перетворення Гільберта-Хуанга дозволяє отримати миттєву амплітуду, яка характеризує процес в цілому, проте для завдання виявлення розладнань представляють інтерес спектральні складові. До того ж перетворення Гільберта-Хуанга не дозволяє вводити єдині миттєві амплітуди і фази для випадку широкосмугового нестационарного сигналу. Вейвлет-перетворення дозволяє досліджувати гармоніки нелінійних процесів шляхом перемасштабування материнського вейвлету, що дає можливість отримувати точні спектральні оцінки, але потребує управління процесом налаштування вейвлету. Таким чином для вилучення спектральних складових доцільно використовувати авторегресійну модель на базі модифікованого коваріаційного методу, а у якості інформативної ознаки на базі вейвлет-аналізу обрати середнє значення енергії сигналу у заданому частотному діапазоні.

5. Проведене дослідження дозволило виявити фрактальні властивості нестационарних квазіперіодичних сигналів які є значущими параметрами

процесу. За результатами моделювання визначено величину запізнення у часі $\tau = 0,6$ при якій система переходить до нестійкого режиму, що характеризується періодичними коливаннями і відповідає предхаотичному стану системи. У такому стані може спостерігатися поведінка змішаного типу «хаос+квазіперіодичні коливання». Результати моделювання також дозволяють обрати у якості інформативного параметру форму фазового портрету.

6. Враховуючи зазначене вище, розроблено метод визначення інформативних ознак розладнань нестационарних квазіперіодичних рядів, який містить етапи сегментації, нечіткої апроксимації, визначення спектральних компонент на основі модифікованого коваріаційного методу та хаотичних властивостей ряду, використання якого дозволяє сформувати вектор значущих параметрів для виявлення розладнань у нестационарних квазіперіодичних процесах.

Список використаних джерел у даному розділі наведено у повному списку використаних джерел під номерами [11, 141, 143, 166, 167, 242, 282-317].

5. МЕТОДИ РАНЬОГО ВИЯВЛЕННЯ РОЗЛАДНАНЬ ТА ФІЛЬТРАЦІЇ АНОМАЛІЙ В НЕСТАЦІОНАРНИХ КВАЗІПЕРІОДИЧНИХ ПРОЦЕСАХ

При розробці сучасних інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень, одним з найбільш важливих залишається питання розробки моделей та методів раннього виявлення розладнань.

Математично завдання виявлення розладнань може бути зведено до побудови вирішального правила. Відомі різноманітні підходи до формування вирішального правила у своїй більшості базуються на ймовірнісних методах, наприклад метод Байєса [84, 99], обчислення відношення правдоподібності для послідовності ознак і його порівнянні зі значенням області невизначеності, отриманим на підставі аналізу навчальної вибірки (метод Вальда) [83], детерміністичних методах та методах розпізнавання образів, особливості застосування яких розглянуто у першому розділі роботи.

При наявності великої кількості гетерогенних даних, що характеризуються нестационарністю і нелінійністю, а також такі, що необхідно обробляти у реальному часі найкращим підходом до прийняття рішень є методи обчислювального інтелекту. Аналіз даних, що мають складні залежності різної природи походження, велику розмірність та обсяг доцільно проводити на основі інтелектуального аналізу даних. У такому випадку стає можливим вилучення заздалегідь невідомих, корисних для практики, нових знань, що є необхідними для прийняття рішення про розладнання.

Таким чином, специфіка досліджуваних процесів потребує інтегрованого підходу до побудови діагностичних моделей, що дозволяє раціонально поєднувати логічне мислення та інтуїцію суб'єкта, який приймає рішення з використанням методів обчислювального інтелекту.

Вирішити складне завдання інтеграції експертних знань зі знаннями, які утворюються у процесі навчання за прецедентами і при цьому подолати проблему інтерпретації рішень можливо якщо обрати апарат штучних

нейронних мереж. Штучні нейронні мережі отримали широке розповсюдження у задачах прийняття рішень, особливо у задачах медичної і технічної діагностики. Їх використовують для обробки даних часових рядів, зображень, оцінювання інформативності ознак та ін. Даний розділ присвячено розробці методів виявлення розладнань на основі штучних нейронних мереж.

5.1 Метод раннього виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів

Завдання побудови моделі виявлення розладнань ґрунтується на етапах створення вихідної вибірки даних, екстракції інформативних параметрів для формування вхідного вектору ознак, синтезу моделі, формування навчальної і тестової вибірки та етапу оптимізації параметрів моделі. Розглянемо дані етапи більш детально. Найбільш затратним і таким, що займає приблизно 65-70% процесу побудови моделі є етап створення початкової вибірки даних. Завдання створення вибірки ускладнюється у випадку наявності гетерогенних даних, які містять як кількісну, так і якісну інформацію, тобто виникає завдання приведення даних, що мають різну природу походження, до єдиної числової системи. У випадку завдання виявлення розладнань при формуванні вихідної вибірки даних треба враховувати як дані експертного оцінювання, так і дані, які отримано експериментальним шляхом у вигляді часових рядів та значимих параметрів що є результатом обробки за допомогою сукупності методів аналізу часових рядів, фрактального аналізу, методів математичної фізики. Особливістю підходу, що пропонується є врахування фізичної природи досліджуваних процесів, що дозволяє аналізувати саме ті параметри, що впливають на якість рішення.

Треба зазначити, що при реєстрації даних можуть виникати наступні основні проблеми: пропуски даних, наявність таких даних, як “ ∞ ” або “0”, що

викликають невизначеності, помилкову дані, найчастіше це так звані “outliers”, тобто викиди, що виникають у наслідок проблем реєстрації вимірювань та можуть бути результатом впливу різноманітних артефактів.

Дуже важливим фактором при реєстрації нестационарних квазіперіодичних сигналів є виникнення шумів різного походження, це можуть бути мережеві наведення, завади навколишнього середовища, артефакти та наприклад шуми, які виникають під час реєстрації біомедичних сигналів – так звані фізіологічні шуми. Такі шуми є результатом застосування високочутливих датчиків які сприймають сигнали низької амплітуди не тільки корисних, а й сигналів завад. Тому окремим завданням є завдання видалення шумової складової, яка може привести до виникнення спотворення корисної інформативної складової. Шляхи вирішення цієї проблеми було досліджено у попередньому розділі, за результатами якого визначено, що найменшу похибку апроксимації у випадку нестационарних квазіперіодичних сигналів дає метод згладжування часових рядів на основі нечіткого перетворення

I. Перфільєвої [292-294, 319].

В результаті експериментальних досліджень було з’ясовано, що фазові портрети нестационарних квазіперіодичних сигналів мають діагностичну значимість [307, 320, 321], на основі їх аналізу можна проводити попереднє, раннє виявлення та диференціювання розладнань. Застосування нечіткої апроксимації з одного боку вирішує завдання видалення шумів, а з іншого – екстракції інформативних ознак. Перехід від часового ряду до деякого вектору ознак, що його характеризує можна формалізувати, як:

$$\Phi(X) = V, V \in R^L, \quad (5.1)$$

де $\Phi(X)$ - оператор, що виконує відображення часового ряду нестационарного квазіперіодичного процесу X у простір інформативних ознак; V - вектор інформативних ознак, L - розмірність вектору V .

Таким чином, формується вектор інформативних ознак $\{F_n, n = 1 \dots N\}$ для подання на вхід класифікатору. У даному випадку F_n - компоненти F-перетворення, які отримані в результаті фільтрації згідно (4.12) за методом нечіткого перетворення. Компоненти F-перетворення є точками мінімуму функції, яка задає критерій зваженого середньоквадратичного відхилення. Нехай кількість компонентів F-перетворення буде K , тоді для розрахунку області де визначена функція належності скористуємося виразом:

$$N = \frac{L}{K}, \quad (5.2)$$

де L - кількість елементів поточного вимірювання. Масив компонентів F-перетворення $K = \{F_n, n = 1 \dots N\}$ є вхідним масивом для алгоритму класифікації. Експериментальним шляхом визначена оптимальна кількість компонентів вхідного вектору $K = 43$. Далі у цьому масиві визначаються максимальні значення кожного напівперіоду, що містить m компонентів $F_1 \dots F_{l+m}$, де $sign(F_l) = sign(F_{l+1}) = \dots sign(F_m)$, $1 \leq l \leq k$, $1 \leq m \leq k$. Тоді максимальне значення $M_j = \max(|F_i|), i = l..m$ $j = 1, 2, \dots, S$, де S - кількість напівперіодів часового ряду.

Результати класифікації для вищезазначених даних наведено у табл. 5.3. Даний варіант переходу від часового ряду до вектору інформативних ознак, що його характеризують є найпростішим з точки зору його реалізації, але він не в повній мірі враховує властивості фізичних процесів, що лежать в його основі, а також особливості реальних нестационарних квазіперіодичних процесів, які мають хаотичні властивості. Тому згідно з виразами (4.42) – (4.44) побудуємо фазові портрети досліджуваних сигналів, приклади яких для випадків норми та наявності розладнань також наведено у попередньому розділі на рис. 4.12.

Такий підхід дає змогу враховувати нелінійні властивості процесів, які породжуються нелінійними динамічними системами, що є джерелом

нестационарних квазіперіодичних процесів. Вони дозволяють візуалізувати приховані властивості сигналів які саме і є індикаторами розладнань, а також оцінити динаміку змінення стану об'єкту, який характеризують. Застосовуючи аналогічний підхід апроксимації для фазових портретів, доцільно порівняти інші методи згладжування, а саме найбільш розповсюджений метод – метод на основі перетворення Фур'є.

Нестационарні квазіперіодичні процеси мають таку властивість як відмінність або точніше варіативність кількості елементів кожного періоду. Для подолання даної проблеми можна запропонувати наступний підхід: нехай $i = 1..N$, де N - кількість обчислювальних значень фазового портрету. Представимо кожен елемент масиву фазового портрету з координатами (x_i, y_i) у вигляді комплексного числа $z_i = x_i + y_i j$. Застосуємо алгоритм ДПФ до вектору $Z = z_1 \dots z_N$ використовуючи метод [322] і отримаємо вектор компонент $F = [F_0, F_1, \dots, F_{N-1}]$. Нехай K - кількість пар Фур'є-компонентів F , які будуть використані у скороченому масиві F_r : $F_r = [F_0, F_1, F_2 \dots F_K, F_{N-K}, \dots, F_{N-2}, F_{N-1}]$. Після імплементації зворотнього дискретного перетворення Фур'є (ЗДПФ) до нового скороченого масиву ознак, отримаємо апроксимовану траєкторію фазового портрету.

Таким чином, даний підхід [307] дозволяє реалізувати візуалізацію прихованих залежностей досліджуваних процесів. Також не слід забувати про процедуру нормалізації, у даному випадку застосуємо підхід запропонований у [323] $F_{sc} = \frac{F_r}{C_s}$, де $C_s = \sqrt{|F_1|^2 + |F_{N-1}|^2}$. Результат апроксимації для кількості Фур'є компонент, що дорівнює 40 наведено на рис. 5.1

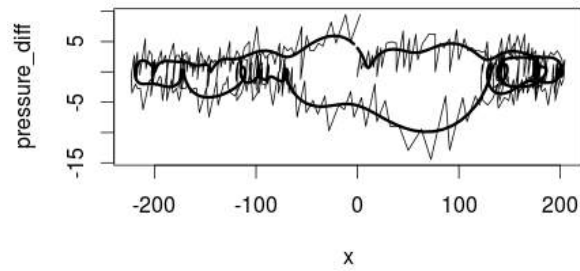


Рисунок 5.1 – Апроксимація фазового портрету за допомогою ДПФ

Для порівняння результатів апроксимації з використанням F-перетворення та методу ДПФ, побудуємо графічні залежності на одному зображенні. Отримані результати наведено на рис. 5.2.

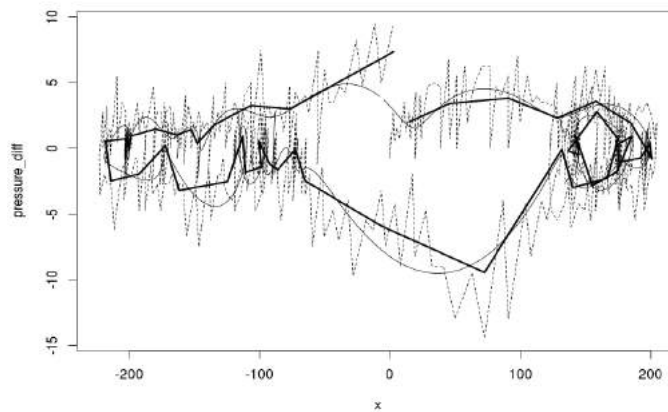
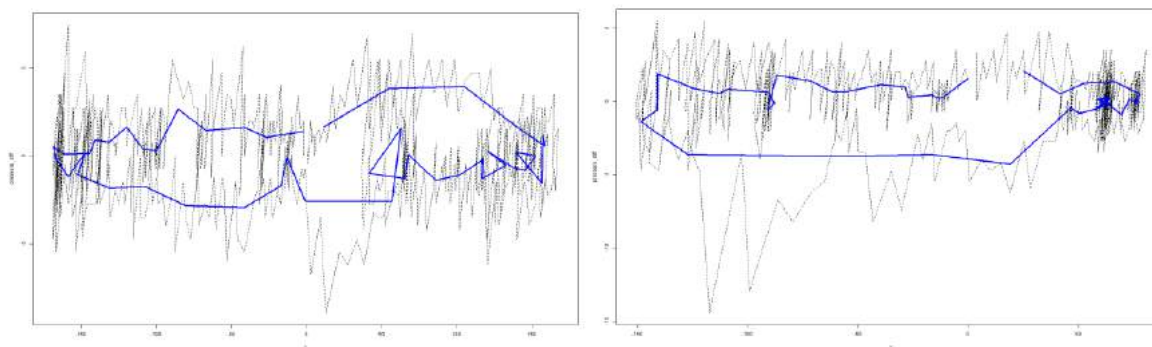
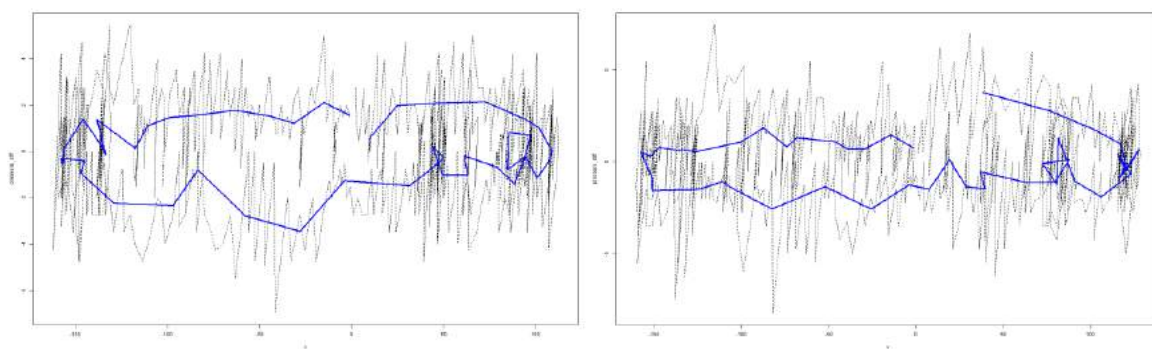


Рисунок 5.2 – Апроксимації фазового портрету за допомогою ДПФ та F-перетворення

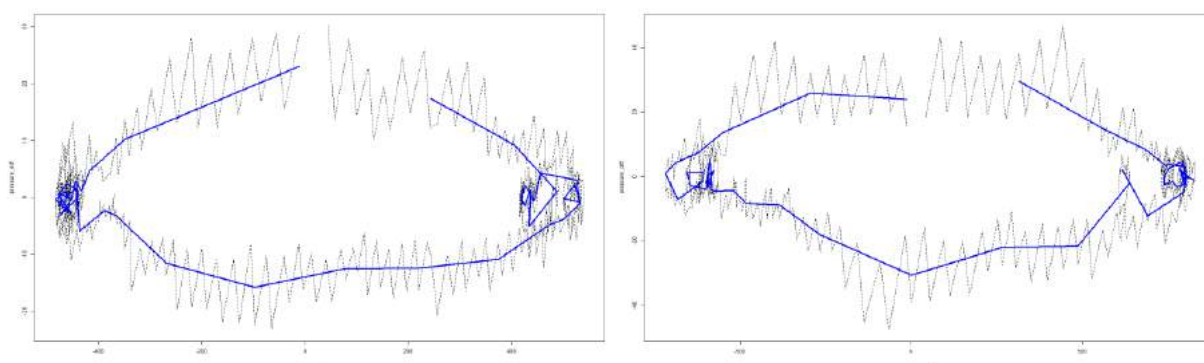
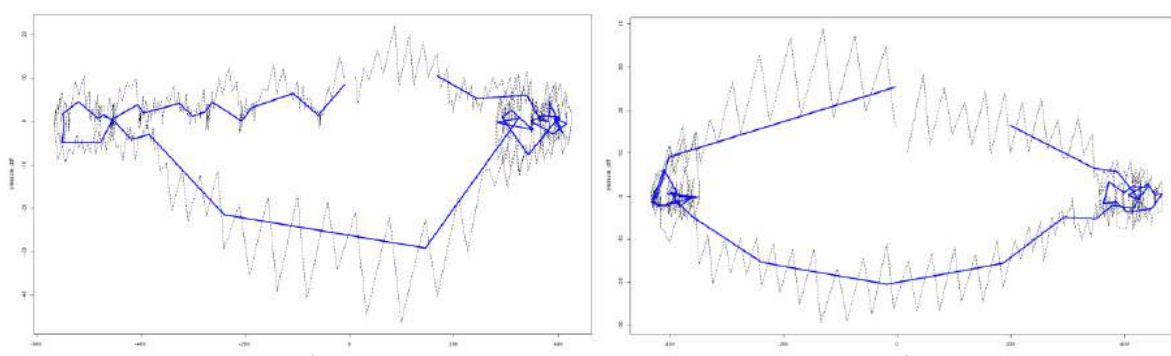
Приклади апроксимованих фазових портретів для випадків наявності і відсутності розладнань наведено на рис. 5.3.

Результати апроксимації для інших випадків наведено у Додатку К.

Для подання сформованих векторів ознак на вхід моделі, спочатку треба вирішити завдання синтезу моделі. Проблема виявлення розладнань вимагає побудови вирішального правила для реалізації чого оптимальним вибором є рішення задачі класифікації.



а



б

Рисунок 5.3 – Апроксимація фазового портрету за допомогою F -перетворення

а – розладнання відсутнє, б – розладнання

Побудова вирішального правила у даному випадку потребує вирішення складної оптимізаційної задачі мінімізації числа похибок. Завдання класифікації вимагає побудови вирішальної функції таким чином, щоб для кожного вектору ознак був віднесений відповідний клас.

Синтез моделі за прецедентами є завданням структурного синтезу, що реалізується як пошук у просторі ймовірних структур, які визначаються обраним типом моделі і значень параметрів (завдання параметричного синтезу (навчання) моделі), що забезпечує оптимальне значення заданого функціоналу якості моделі.

Арсенал методів обчислювального інтелекту [98-102, 145, 324] дає змогу обрати у якості вирішального – правило на основі гіперплощини, що розділює. Таким чином, оптимальним рішенням для задачі виявлення розладнань є нейронні мережі на основі опорних векторів оскільки вони одночасно поєднують переваги метричних методів та нейронних мереж. Ці нейромережі є архітектурами з прямою передачею інформації, у якості активаційних функцій використовуються ядерні функції, що є узагальненням таких популярних конструкцій, як багатошарові персептрони, радіально-базисні і поліноміальні мережі, математичні основи яких наведено у роботах [324-326], тобто їх можна інтерпретувати як узагальнення цілого ряду нейромереж з прямою передачею інформації. Архітектуру нейромережі опорних векторів наведено на рис. 5.4. Проте слід зауважити, що критерій і методи настроювання параметрів в мережах опорних векторів не дивлячись на однакове правило класифікації відрізняються від градієнтних методів навчання. Опорні вектори у даному контексті є підмножиною найбільш інформативних ознак з навчальної вибірки, яка визначається у процесі навчання. Метод на основі опорних векторів має високу надійність і точність класифікації у порівнянні з вищезазначеними класифікаторами.

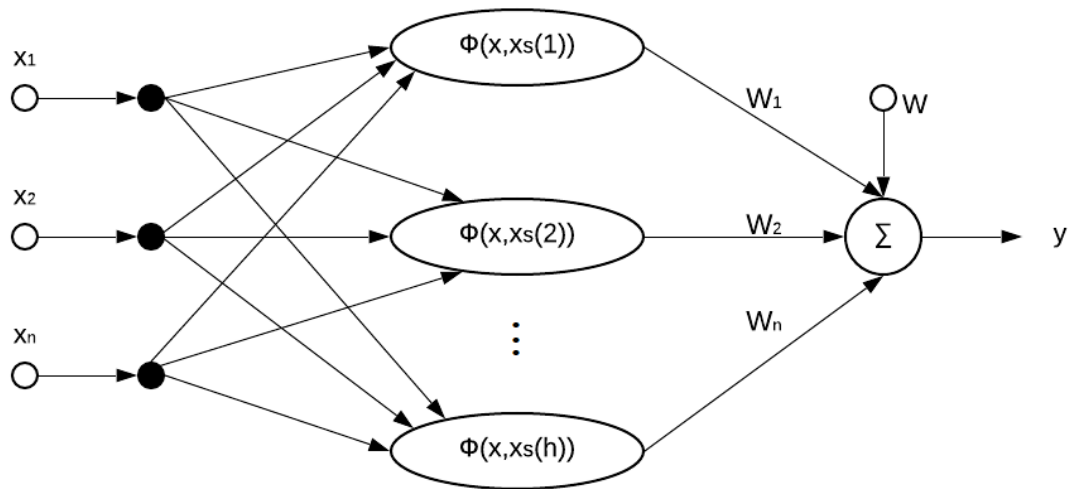


Рисунок 5.4 - Нейромережа опорних векторів

Нехай задана навчальна вибірка з відомою класифікацією даних $\{z_n, y_n\}$ а також є два класи, що лінійно розділюються. При цьому один клас приймає значення $y_n = +1$, а інший $y_n = -1$. Таким чином, для масиву компонентів F-перетворення $z_n \in R^p$ та масиву ознак $y_n \in \{-1, 1\}$ що відносяться до визначень норма/розкладання, метод шукає оптимальну гіперплощину (рис. 5.5) $w^T z_n + b$, що розділює два класи та розраховується згідно з (5.3):

$$(\hat{w}, \hat{b}) \in \arg \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{n=1}^N H_{w,b}(z_n, y_n), \quad w \in R^p, b \in R \quad (5.3)$$

де $H_{w,b}(z_n, y_n) = \max(0, 1 - y(w^T z_n + b))$ - функція втрат, w вектор-перпендикуляр відносно площини, що розділює, C - параметр регуляризації, b - параметр, що відповідає найкоротшій відстані від початку координат до гіперплощини, N - кількість елементів тестового масиву, p - розмірність масиву z_n .

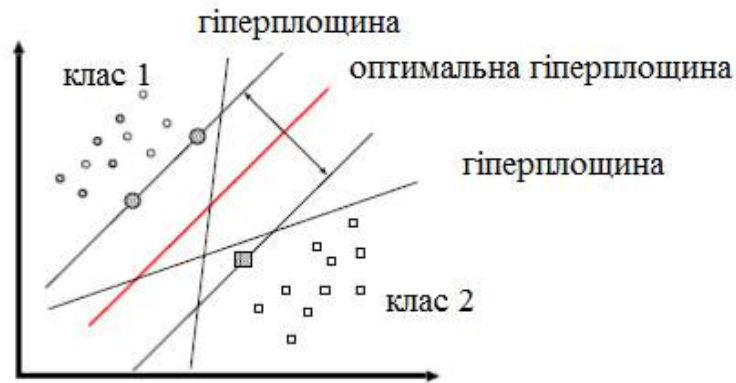


Рисунок 5.5 – Оптимальна гіперплощина, що розділює

Тоді оптимальна гіперплощина, що розділює згідно з [327, 328] повинна задовільняти нерівностям:

$$\begin{cases} w^T z_n + b \geq 1 & \text{для } y_n = +1, \\ w^T z_n + b \leq -1 & \text{для } y_n = -1. \end{cases} \quad (5.4)$$

При цьому значення z_n, y_n при яких перша або друга нерівність перетворюється у рівність є опорними, тобто вони є найближчими до оптимальної гіперплощини. Визначення саме опорних векторів дозволяє розділення всієї вибірки даних.

Завдання мінімізації емпіричного ризику полягає у визначенні гіперплощини з максимальною відстанню до кожного класу и полягає у тому, що для заданої навчальної вибірки $\{z_n, y_n\}$ потрібно мінімізувати цільову функцію:

$$E(w^T) = \frac{1}{2} \|w^T\|^2 \quad (5.5)$$

при наявності:

$$y_n (w^T z_n + b) \geq 1 \quad (5.6)$$

Вочевидь, що вирази (5.5), (5.6) формують завдання квадратичного програмування, для вирішення якого зазвичай користуються методом невизначених множників Лагранжа [90, 327], що полягає у пошуку особливих точок лагранжіана:

$$L(w^T, b, \lambda) = E(w^T) - \sum_{k=1}^N \lambda_n (y_n (w^T z_n + b) - 1) \quad (5.7)$$

де λ_n - ненегативні невизначені множники Лагранжа.

Тоді відшукування оптимального рішення зводиться до пошуку сідлової точки лагранжіана (5.7) за допомогою системи Куна-Такера [90]:

$$\begin{cases} \nabla_{w^T} L(w^T, b, \lambda) = 0, \\ \frac{\partial L(w^T, b, \lambda)}{\partial b} = 0, \\ \frac{\partial L(w^T, b, \lambda)}{\partial \lambda(k)} \leq 0, \lambda_n \geq 0, n = 1, 2, \dots, N. \end{cases} \quad (5.8)$$

Звідки з першого рівняння випливає, що шуканий вектор ваг визначається за допомогою виразу:

$$w^T = \sum_{k=1}^N \lambda_n y_n z_n, \quad (5.9)$$

З другого рівняння:

$$\sum_{k=1}^N \lambda_n y_n = 0. \quad (5.10)$$

У такому випадку для єдиної оптимальної гіперплощини може існувати множина множників Лагранжа, які можна знайти за допомогою чисельних методів.

У випадку лінійної роздільності класів можна побудувати таку смугу, що відстань між гіперплощинами буде максимальною $\frac{2}{\|w\|}$, при цьому жоден

об'єкт з навчальної вибірки не потрапить до неї, для чого треба вирішити завдання квадратичної оптимізації:

$$\begin{cases} \langle w, w \rangle \rightarrow \min \\ y_n (\langle w, z_n \rangle + b) \geq 1, n = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (5.11)$$

Для випадку лінійної нероздільності класів завдання побудови гіперплощини, що розділяє з урахуванням (5.8) трансформується у двоїсту задачу пошуку сідлової точки функції Лагранжа та зводиться до завдання квадратичного програмування, що містить тільки двоїсті змінні:

$$\begin{cases} -L(\lambda) = -\sum_{i=1}^S \lambda_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^S \sum_{\tau=1}^S \lambda_i \lambda_\tau y_i y_\tau k(z_i, z_\tau) \rightarrow \min_{\lambda} \\ \sum_{i=1}^S \lambda_i y_i = 0, \\ 0 \leq \lambda_i \leq C, i = \overline{1, S}, \end{cases} \quad (5.12)$$

де λ_i - двоїста змінна, z_i - об'єкт з навчальної вибірки, y_i - число (-1 чи +1), що характеризує належність об'єкта z_i з навчальної вибірки до класу, $k(z_i, z_\tau)$ - функція ядра, C - параметр регуляризації, S - кількість об'єктів у навчальній виборці $i = \overline{1, S}$.

На сьогоднішній день універсальні методи вибору функції ядра нажалі відсутні. Вибір здійснюється на основі візуалізації вибірки даних, а також досвіду дослідника, це найважливіший етап методу, від якого залежить результуюча точність.

Радіальна базисна функція має вигляд:

$$k(z_i, z_j) = \exp\left[-\|z_i - z_j\|^2 / (2\sigma^2)\right] \quad (5.13)$$

В результаті навчання визначаються опорні вектори, що знаходяться на найменшій відстані до гіперплощини, яка розділює класи, таким чином функцію, що розділює можна записати у вигляді:

$$f(z) = \sum_{i=1}^S \lambda_i y_i \exp\left[-\|z_i - z_r\|^2 / (2\sigma^2)\right] + b \quad (5.14)$$

Метод, що пропонується складається з наступних основних етапів [197]:

Етап 1. Формування вибірок часових рядів нестационарних квазіперіодичних процесів з використанням процедур попередньої обробки сигналів за допомогою фільтрації та згладжування з метою видалення шумів та спотворень.

Етап 2. Формування множини інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів шляхом екстракції гетерогенних даних, які їх характеризують.

Етап 3. Відбір найбільш інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів.

Етап 4. Синтез моделі виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів з урахуванням лінійної нероздільності даних.

Розроблений метод раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах може реалізовуватися за допомогою алгоритмів, які мають деякі відмінності на етапах формування множини інформативних ознак та синтезу моделі класифікації на основі неромереж опорних векторів. Вибір відповідного алгоритму здійснюється на основі аналізу даних на лінійну роздільність.

Розглянемо спочатку алгоритм для лінійно розділимих даних. У такому випадку, етап формування множини ознак складається з процедур побудови фазових портретів досліджуваних часових рядів та нечіткої апроксимації на основі F-перетворення, коефіцієнти якого складають вхідний масив ознак класифікатора (рис. 5.6). Таким чином для лінійної роздільності ознак алгоритм складається з наступних кроків:

1. формування вибірок часових рядів нестационарних квазіперіодичних процесів з використанням процедур попередньої обробки за

- допомогою фільтрації та згладжування з метою видалення шумів та спотворень;
2. побудова фазових портретів досліджуваних часових рядів. По осі ординат будується швидкість змінення координати $\dot{x} = \partial x / \partial t$, на осі абсцис – вихідна функція x ;
 3. формування вхідного масиву значущих ознак, для чого застосовується метод нечіткої апроксимації на основі F-перетворення;
 4. реалізація процедури класифікації на основі нейронних мереж опорних векторів і оптимізація параметрів моделі.

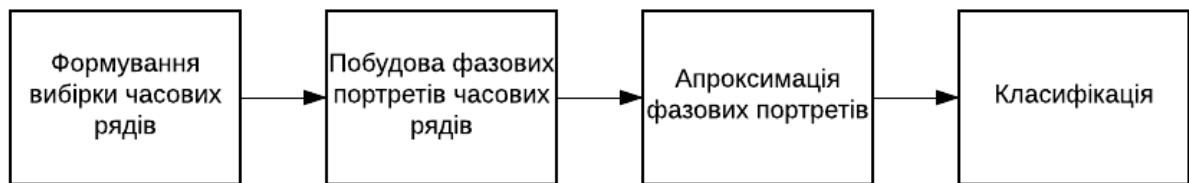


Рисунок 5.6 – Основні етапи методу раннього виявлення розладнань для лінійно роздільних даних

Даний алгоритм є оптимальним рішенням для випадку, коли дані є такими, що лінійно розділюються. Проте більшість реальних процесів характеризуються даними, що лінійно не розділюються, а також є взаємозалежними. Для вирішення цієї проблеми розроблено наступний алгоритм:

1. формування множини інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів шляхом екстракції гетерогенних даних, які їх характеризують;
2. відбір найбільш інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів
3. синтез моделі виявлення розладнань з урахуванням лінійної нероздільності даних на основі нейронних мереж опорних векторів з радіальною базисною функцією ядра та обчислення її параметрів.

Основні етапи методу у випадку наявності гетерогенних даних, що є лінійно нероздільними, можна представити у вигляді схеми, яку наведено на рис.5.7:

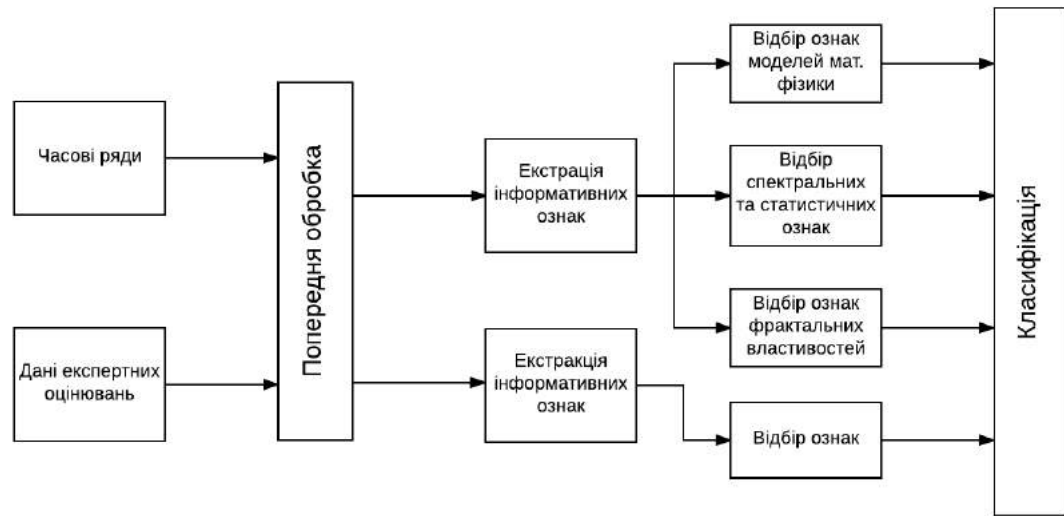


Рисунок 5.7 – Етапи методу раннього виявлення розладнань за допомогою алгоритму на основі нейромереж опорних векторів з радіальною базисною функцією ядра

Розглянемо більш складний випадок, коли нестационарні квазіперіодичні процеси характеризуються гетерогенними даними. Особливості етапу реєстрації та попередньої обробки вхідної інформації було розглянуто на початку даного розділу, перейдемо до наступних етапів методу.

Формування множини значущих ознак, які є сукупністю великої кількості гетерогенних даних передбачає застосування методів відбору найбільш інформативних ознак та зменшення розмірності масиву вхідних ознак. Для вирішення цього завдання існує множина методів, властивості яких було проаналізовано у першому розділі дисертаційної роботи. Підхід до вибору методів визначення інформативних ознак, що пропонується автором, ґрунтується на концепції врахування гетерогенності, тобто врахування властивостей даних, що породжуються джерелами їх походження. Початкова вибірка даних розділюється на групи ознак. Групи ознак, що характеризують досліджувані нестационарні квазіперіодичні процеси, треба обирати

наступним чином: група, що містить ознаки, які характеризують фізичні процеси, ознаки, що отримані в результаті їх екстракції з часових рядів нестационарних квазіперіодичних процесів, група ознак, що формується враховуючи хаотичні властивості процесів і ознаки, які є результатом експертного оцінювання. За допомогою підходу, що пропонується, також вдається відокремити ознаки, які отримані за результатами об'єктивних та суб'єктивних методів оцінювання, що є дуже важливим у таких галузях застосування як медицина, екологія та ін. Таким чином, виникає завдання оцінювання ефективності застосування того, чи іншого методу визначення ознак на вибір найбільш інформативних з точки зору завдання виявлення розладнань ознак.

Враховуючи той факт, що дані мають різні джерела походження, розділимо їх за даним принципом на групи. Для кожної групи проведемо оцінювання інформативності ознак.

Задачу селекції інформативних ознак об'єкту формалізуємо як задачу вилучення сукупності ознак $\langle x, y \rangle$ об'ємом S з початкової вибірки $\langle X, Y \rangle$ об'ємом S^* таку, що $\langle x, y \rangle \in \langle X, Y \rangle, S, S^*, |Q_\varepsilon(\langle x, y \rangle) - Q_\varepsilon(\langle X, Y \rangle)| > \varepsilon$, де Q_ε - функціонал якості вибірки, ε - задана константа. Модель якості вибірки повинна мати функціонал оцінювання як групову, так і індивідуальну цінність елементів вибірки. Тому доцільно знайти оптимальну сукупність елементів за допомогою методів відбору значимих ознак. Задача синтезу моделі сукупності $y = f(w, x)$, де w - параметр моделі, на основі навчальної вибірки $\langle x, y \rangle$ зводиться до задачі пошуку оптимального функціонала якості $Q_m(f(w, x))$. У якості критерію оптимальності даної моделі зазвичай використовують квадратичний критерій:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^s (y^s - f(x^s))^2 \rightarrow \min. \quad (5.15)$$

Як вже було зазначено, скоротити розмірність початкової вибірки можна скориставшись методами відбору «feature selection» найбільш інформативних ознак або методами конструювання штучних ознак «feature extraction». Враховуючи той факт, що при конструюванні ознак губиться фізичний сенс ознак кожної групи, зупинимося на методах «feature selection». Є декілька класифікацій даних методів, умовно їх можна поділити на дві групи: «filter methods», які використовують методи теорії інформації, обчислювання кореляцій та інших статистичних залежностей, не залежать від методу побудови моделі, «wrapper methods» - передбачають побудову для набору ознак окремої моделі, яка найбільш характерна для досліджуваного процесу.

Таким чином, для скорочення масиву початкових даних скористуємося таким принципом, що для групи ознак, яка характеризує фізику процесів обираємо другу групу методів, для всіх інших груп – першу. Перевіримо такий підхід на прикладі завдання виявлення розладнань в медицині.

Для оцінювання поведінки нестационарних квазіперіодичних процесів дуже поширеним є застосування різноманітних моделей регресійного аналізу. Наприклад для оцінювання ступеню обструкції носового дихання в роботах [24, 85] проведено дослідження за допомогою методів логістичної, лінійної та кусочно-лінійної регресії. Але, як вже було показано у першому розділі роботи, не завжди зв'язки між регресорами та результатами, що отримуються вкладаються в модель чіткого регресійного аналізу. Тому доцільно розвинути даний підхід для випадку нечіткого регресійного аналізу.

Завдання нечіткого регресійного аналізу розглядалося в роботі [329], де пропонувалося для вирішення використовувати методи лінійного програмування. Для побудови моделі регресії з використанням методів лінійного програмування можна відзначити ряд основних недоліків:

- недостатнє обґрунтування співвідношення між рішенням задачі лінійної оптимізації сумарною «нечіткістю» повернення моделі і мінімізації сумарної помилки моделі по відношенню до навчальної вибірки, наприклад, в роботі [330] пропонувалося мінімізувати відстані між нечіткими числами

які були на виході моделі і навчальній вибірці, що породжувало рішення нелінійної оптимізаційної задачі;

- модель дуже чутлива до появи аномальних рівнів даних [331];
- нечітка лінійна регресія має тенденцію до появи мультиколінеарності зі збільшенням кількості факторів, що впливають моделі [332];

Основною проблемою регресійного аналізу, яка виникає при формування ознак є проблема мультиколінеарності, як повної, так і часткової. Ознаками мультиколінеарності можуть бути значні коливання в оцінках параметрів при додаванні або видаленні параметра, близькість до нуля визначника матриці попарних кореляцій ознак та інші ознаки, методики виявлення яких детально розглянуто у [117].

Для вирішення проблеми скорочення кількості факторних змінних для побудови нечітких моделей в [333] пропонується використовувати метод крокового регресійного аналізу. Як критерій вибору фактора для завдання побудови нечіткої нелінійної регресійної моделі в роботах [100] пропонується використовувати критерій Фішера. Згідно з даним критерієм здійснюється послідовне додавання і видалення ознак. Однак суттєвим недоліком даного методу є неможливість отримання оптимального рівняння регресії. Через кореляцій між предикатами значуща змінна може ніколи не бути включена в рівняння, а другорядні змінні будуть введені в нього.

У дисертаційній роботі для побудови нечіткої регресійної моделі з чітким входом і нечітким виходом пропонується послідовне використання методу регуляризації LARS і методики побудови нечіткої регресійної моделі на основі лінійного програмування [334]. Для реалізації нечіткої регресійної моделі необхідно обрати функцію приналежності, що дозволяє візуалізувати параметри, які характеризують ступінь обструкції у вигляді нечітких множин. Скористаємося симетричною трикутною функцією приналежності згідно з [335].

Для побудови функції приналежності використовуємо набір вихідних даних, в нашому випадку це масив значень коефіцієнтів опору, який

визначимо як $\tilde{Y}_i, i = \overline{1, n}$, тоді функція приналежності i -го коефіцієнту буде мати вигляд:

$$\mu_{\tilde{Y}_i} = \max\left\{1 - \frac{y - y_i}{e_i}, 0\right\}, \quad (5.16)$$

де y_i - центр нечіткої величини, e_i - розкид значень нечіткої величини.

Функцію належності наведено на рис. 5.8.

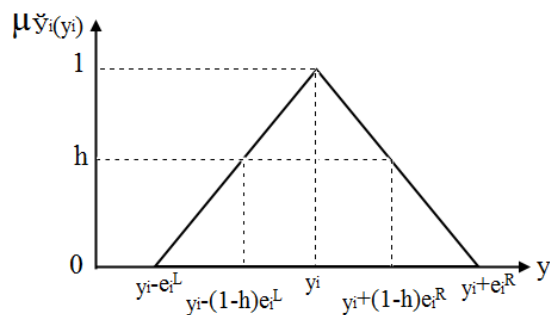


Рисунок 5.8 – Функція належності

Для скорочення розмірності моделі необхідно обрати фактори, які значно впливають на значення коефіцієнта обструкції. Для цієї мети скористуємось методом LARS [122]. Даний метод реалізує покрокову процедуру відбору такого набору вільних змінних, який мав би найбільш значущу статистичний зв'язок із залежною змінною, а також метод оцінки ваг. Проте на відміну від методу крокової регресії [336] замість послідовного додавання вільних змінних на кожному кроці змінює їх ваги, які збільшуються так, щоб забезпечити найбільшу кореляцію з вектором регресійних залишків. Основною перевагою методу LARS є те, що він виконується за число кроків, що не перевищує число вільних змінних. Тоді залежність коефіцієнту обструкції може бути представлена у вигляді нечіткої регресійної моделі (5.17):

$$\tilde{Y} = \tilde{A}_0 + \tilde{A}_1 X_1 + \dots + \tilde{A}_n X_n \quad (5.17)$$

де $\tilde{Y}_i = (y_i, e_i)$, $i = 1..m$ - нечітка величина з центром y_i і шириною e_i .

$\tilde{A}_j = (a_j, c_j)$, $j = 0..n$ - нечітка величина з центром a_j і шириною c_j .

Рішення даного завдання згідно [329] зводиться до вирішення задачі лінійного програмування: мінімізувати функцію $S = c_0 + \sum_{j=1}^n c_j \sum_{i=1}^m x_{ij}$ з обмеженнями:

$$c_0 \geq 0, c_j \geq 0, j = 1..n,$$

$$a_0 + \sum_{j=1}^n a_j x_{ij} + (1-h) \left[c_0 + \sum_{j=1}^n c_j |x_{ij}| \right] > y_i + (1-h)e_i$$

$$a_0 + \sum_{j=1}^n a_j x_{ij} - (1-h) \left[c_0 + \sum_{j=1}^n c_j |x_{ij}| \right] < y_i - (1-h)e_i, i = 1..m, \quad (5.18)$$

де $h \in \{0, 1\}$ – коефіцієнт невизначеності.

В табл. 5.1 наведено початковий набір ознак, який треба скоротити.

Таблиця 5.1 – Початковий набір даних для моделі нелінійної регресії

Ім'я ознаки	Характеристика ознаки
X_1	коефіцієнт R_{eff} , Па $\text{с}/\text{м}^3$
X_2	коефіцієнт k_2 , Па $\text{с}^2/\text{м}^6$
X_3	коефіцієнт R_{100} , Па $\text{с}/\text{м}^3$
X_4	коефіцієнт VR , Па $\text{с}/\text{м}^3$
X_5	коефіцієнт ξ_{Re}
X_6	коефіцієнт $R_2(V_2)$, °
X_7	еквівалентний діаметр, м

Для дослідження використовувалась вибірка розміром 84 екземпляри, вхідні дані моделі є чіткими. При навчанні моделі було виділено два значимих регресори: x_2 і x_3 , які було використано для побудови нечіткої

регресійної моделі. Згідно з виразом (5.17) було отримано нечітку регресійну модель залежності коефіцієнту обструкції:

$$Y = (0.19, 0.001)X_2 + (0.23, 0.01)X_5 + (0.54, 0.2) \quad (5.19)$$

При цьому кількість помилок для даної моделі за навчальною вибіркою склало 2%, а за тестовою вибіркою - 4,2%. При створенні моделі, що включає в себе всі фактори, кількість помилок на навчальній і тестовій вибірці склала 1% і 60% відповідно.

Таким чином, за допомогою нечіткої регресійної моделі на основі методу LARS для вибору найбільш інформативних параметрів було здійснено перехід від набору ознак $HC = \{ R_{eff}, k_2, R_{100}, VR, \zeta, R_2, d_{eq} \}$ до набору найбільш інформативних ознак $HC^* = \{ k_2, \zeta \}$.

Наступною групою ознак є ознаки, що отримані в результаті екстракції з часових рядів нестационарних квазіперіодичних процесів за допомогою методів статистичного, спектрального та аналізу у спектрально-часовій області: $SC = \{ PIF, AIF, MIFA, TIV, k_a, k_e, k_{am}, r_t, F_f, \alpha, \beta \}$, опис яких наведено у четвертому розділі роботи. Для визначення значимих факторів та зменшення розмірності масиву вхідних ознак алгоритму класифікації пропонується застосування методу відбору ознак з першої групи – CFS (Correlation-based Feature Selector). На основі проведених експериментів порівняння CFS з «wgarreg» методами (відомий підхід до вибору ознак, який використовує цільовий алгоритм навчання для оцінки наборів ознак), у багатьох випадках CFS давала зіставні результати з «wgarreg» і, в загальному випадку, перевершувала «wgarreg» методи на невеликих наборах даних. CFS виконується у багато разів швидше, ніж методи групи «wgarreg», що дозволяє обирати його для великих наборів даних.

CFS- метод – це метод на основі фільтрації, який оцінює певні підмножини за допомогою евристичної функції оцінки на основі кореляції, яка обирає функції, сильно корельовані з функцією класу і некорельовані

один з одним. Це дозволяє відрізнити з високою точністю прогнозу у просторі екземплярів ті, які ще не обхвачені іншими обраними функціями (більш низька взаємна кореляція обраних функцій). Оцінка евристичної функції M_s для елементів, підмножини, що містить k ознак обчислюється за допомогою виразу:

$$M_s = \frac{k \overline{r_{cf}}}{\sqrt{k + k(k-1)r_{ff}}} \quad (5.20)$$

де M_s - евристична функція, r_{cf} - середнє значення кореляції між ознаками і групою, r_{ff} - середня кореляція між ознаками групи [112].

Таким чином, цей евристичний інструментарій враховує корисність окремих ознак для прогнозування маркеру класу разом з рівнем кореляції між ними.

Гіпотеза, на якій базується евристика, може бути сформульована наступним чином: Корисні підмножини ознак містять ознаки, що сильно корелюють з прогностичним класом, але не зв'язані з окремими ознаками з низькою прогностичною властивістю.

Рівняння є кореляцією Пірсона, де усі змінні стандартизовані. Чисельник можна розглядати у такому випадку як вказівник прогностичного класу групи функцій, а знаменник визначає їх надмірність. Евристика обробляє нерелевантні функції, оскільки вони є слабкими предикторами класу. Надмірні атрибути дискримінуються, оскільки вони будуть сильно корельовані з однією або декількома іншими функціями.

В результаті імплементації CFS-методу отримано чотири фактори, таким чином набір інформативних ознак цієї групи скоротився до $SC^* = \{PIF, k_e, k_{am}, \alpha\}$.

Для третьої групи ознак, які отримані за допомогою методів фрактального аналізу часових рядів та є сукупністю так званих, що характеризує нелінійні властивості нестационарних квазіперіодичних процесів також доцільно скористатися CFS-методом відбору ознак, оскільки

вони на відміну від вихідних даних часових рядів є стохастичними. В результаті обчислювання переходимо від набору нелінійних ознак $FC = \{ H, CD, BCD, HFD, \lambda, AE \}$ до набору з двох ознак $FC^* = \{ H, HFD \}$.

Імплементация вище описаних методів дає змогу визначити загальний набір інформативних ознак, який є сукупністю характеристик часового ряду $E = \{ \lambda_1, \dots, \lambda_n, \dots, \lambda_N \}$, причому $E = E_1 \cup E_2$, де $E_1 = \{ \lambda_n = \lambda_l^{E_1} \}, l = \overline{1, N_1}$ - клас, який містить структурні елементи $\lambda_l^{E_1}$ отримані в результаті статистичних та спектральних методів, N_1 - кількість об'єктів класу E_1 ; $E_2 = \{ \lambda_n = \lambda_m^{E_2} \}, k = \overline{1, N_2}$ - клас, що містить елементи $\lambda_m^{E_2}$ які характеризують фрактальні властивості сигналу.

Всі вищезазначені параметри є кількісними даними, в той час коли дані експертних оцінювань у своєї більшості представляють текстові або категоріальні, а також можуть бути неперервними чи порядковими. Треба зазначити, що якщо аналізуються кількісні дані або неперервні функції, то спочатку їх необхідно привести до категоріального типу, що робиться на етапі попередньої обробки даних. З цієї мети необхідно передбачити процедуру конвертації даних експертних оцінювань, а у випадку нечітких даних, процедура конвертації повинна містити операцію дефазифікації.

Для аналізу категоріальних даних необхідно застосовувати метод Information Gain або його модифікації. Метрика на основі теорії інформації оцінює ступінь асоціації між номінальними функціями.

Дана метрика основана на принципі змінення показника інформаційної ентропії. Якщо X і Y є дискретними випадковими величинами, рівняння (5.21) та (5.22) дають ентропію Y перед і після спостереження X :

$$H(Y) = - \sum_{y \in Y} p(y) \log_2 p(y), \quad (5.21)$$

$$H(Y/X) = - \sum_{x \in X} p(x) \sum_{y \in Y} p(y/x) \log_2 p(y/x). \quad (5.22)$$

Величина, на яку зменшується ентропія Y , відображає додаткову інформацію про Y , що надається X є показником Information gain (IG).

Величина IG визначається як:

$$gain = H(Y) - H(Y/X) = H(X) - H(X/Y) = H(Y) + H(X) - H(X, Y).$$

Величина IG є симетричною мірою, яка відображає обсяг інформації, отриманий про Y після аналізу X , що дорівнює кількості інформації, яка отримана про X після аналізу Y . Проте IG має такий недолік, що для функції з більшою кількістю значень буде отримано більше інформації, ніж інформації для меншої кількості значень, але з фактичною меншою інформативністю. Крім того, кореляції у рівнянні необхідно нормалізувати, для того, щоб гарантувати їх порівняння з однаковою ефективністю. Симетрична невизначеність компенсує зміщення у бік атрибутів з більшими значеннями і нормалізує його значення до діапазону $[0,1]$:

$$2.0 \times \left[\frac{IG}{H(Y) + H(X)} \right].$$

Але для подолання цих недоліків доцільно

використовувати відношення Gain ratio (GR) [113]:

$$GR(C, A) = \frac{H(C) - H(C/A)}{H(A)}, \quad (5.23)$$

де $H(C/A)$ - ентропія ознаки C .

Використовуючи даний метод для завдання відбору найбільш інформативних ознак даних експертних оцінювань отримаємо набір ознак $EC = \{CTD, FH, SM, AL, VAS\} \rightarrow EC^* = \{CTD, VAS\}$. Отже, з початкової вибірки даних експертних оцінювань, які містять описи КТ-сканів CTD , анамнестичні дані FH , дані наявності чи відсутності фактору куріння SM , алергії AL та даних оцінювань на основі суб'єктивної шкали VAS , обрано дані CTD і VAS .

Таким чином, початкова вибірка даних з двадцяти дев'яти ознак трансформується у масив найбільш інформативних ознак $SM = \{ k_2, \zeta, PIF, k_e, k_{am}, \alpha, H, HFD, CTD, VAS \}$, який містить 10 ознак.

Побудуємо візуалізацію отриманої вибірки даних (рис. 5.9). Всі ознаки були перетворені таким чином, щоб вони потрапили у діапазон $[0; 1]$, згідно з процедурою Z-нормалізації $z = (x_i - M) / \sigma$, де M - математичне очікування, σ - середньоквадратичне відхилення.

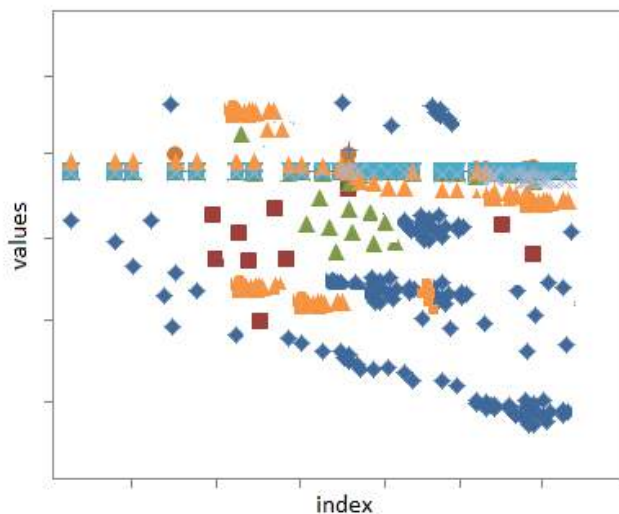


Рисунок 5.9 –Вибірка гетерогенних даних

З рис. 5.9 не можна зробити висновок про роздільність даних, їх характер поведінки та належність до класів. Справа в тому, що дані відповідно до візуалізації на рис. 5.9 не є лінійно роздільними у просторі даної розмірності, але вони можуть бути такими у просторі більш високої розмірності. Згідно з теоремою Т. Ковера [325] нелінійні проєкції образів у багатомірний простір можуть бути лінійно роздільними з деякою ймовірністю. Якщо $\varphi(x)$ - вектор функцій $\varphi(x) = [\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots, \varphi_k(x)]^T$ у N-мірному просторі, то простір є нелінійно φ -роздільним на два просторових класи X^+ а X^- при умові існування вектору вагів w , $w^T \varphi(x) > 0, x \in X^+$ та $w^T \varphi(x) < 0, x \in X^-$. При цьому границя між класами визначається рівнянням

$w^T \varphi(x) = 0$. Для перевірки на лінійну роздільність реалізуємо трансформацію простору ознак у простір з більшою розмірністю, а саме $R^2 \rightarrow R^3$:

$$\varphi : \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} x_1^2 \\ x_2^2 \\ \sqrt{2}x_1x_2 \end{pmatrix},$$

де $X = x_1^2, Y = x_2^2, Z = \sqrt{2}x_1x_2$.

Таким чином $x \rightarrow \varphi(x), R^d \rightarrow R^D$, тоді $f(x) = w^T \varphi(x) + b$.

У даному випадку для множини отриманих гетерогенних даних, лінійна роздільність відсутня, отже нейромережі опорних векторів з лінійною функцією що розділює у такому випадку не є придатними. У такому разі завдання синтезу моделі полягає у побудові класифікатора для випадку лінійної нероздільності класів та відшуканні оптимального значення параметру регуляризації C . Взагалі нейромережі із радіальною базисною функцією ядра доцільно використовувати при наявності класів із межами складної форми.

При вирішенні завдання бінарної класифікації, цільова функція є складною, багатоекстремальною і багатопараметричною. На етапі оптимізації параметрів моделі у випадку лінійної роздільності необхідно визначити параметр регуляризації C . При цьому задача оптимізації і донавчання моделі передбачає введення деякого функціонала, що характеризує якість моделі. Для випадку лінійної роздільності даних можна застосувати фільтрацію викидів. Спочатку завдання вирішується при деякому C , і з вибірки видаляється невелика частка об'єктів, що мають найбільшу величину помилки. Взагалі параметр C обирають за критерієм змінного контролю. Це трудомісткий спосіб, так як завдання доводиться вирішувати заново при кожному значенні C . Для випадку лінійної нероздільності для пошуку оптимуму цільової функції градієнтні методи не є ефективними, тому необхідно застосовувати пошукові алгоритми стохастичної оптимізації. Таким чином, необхідно запропонувати інший спосіб визначення C .

Точність класифікації у випадку радіальної базисної функції ядра залежить від двох параметрів: параметру регуляризації C і параметру радіальної базисної функції $\gamma = \frac{1}{2\sigma^2}$. Значення параметру C - це компроміс між максимізацією ширини смуги, що розділяє класи та мінімізацією сумарної похибки, γ - параметр зворотної ширини радіальної базисної функції. Обидва параметри повинні забезпечити ефективність класифікації та не допустити перенавчання. Таким чином для визначення оптимальних параметрів C і γ необхідно вирішити завдання багатокритеріальної оптимізації, для чого пропонується процедура крос-валідації, що містить 10 циклів на основі генетичного алгоритму (ГА).

За допомогою ГА для кожного покоління оцінюється придатність кожного геному популяції, виконуючи 10-етапну процедуру крос-валідації (рис. 5.10) на валідаційній вибірці, яку поділено на 10 однакових частин.

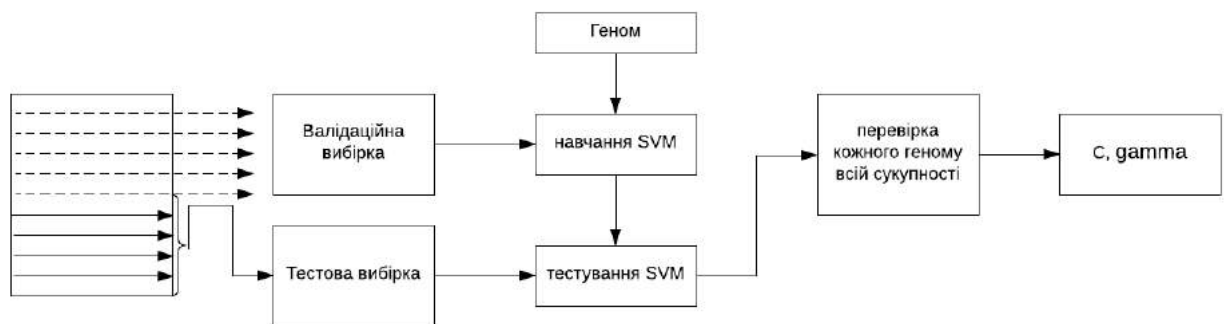


Рисунок 5.10 – Визначення оптимальних значень параметрів C і γ

Кожний геном закодовано у 58 бітах: $16C + 16\gamma + 26$ маскування об'єктів. Розмір популяції 200, кількість еліти – 20, швидкість мутації 0,1, кросверна фракція 0,7. ГА повертає значення для C та γ і обирає такий набір функцій, який забезпечує мінімум похибки прогнозування всієї 10-кратної перевіркової процедури валідаційного набору. В результаті отримаємо наступні значення: $C = 11$, $\gamma = 0,01$. Рішення про відношення об'єкту z -класу з відміткою «-1» чи «+1» приймається згідно з правилом:

$$F(z) = \text{sign}(f(z)) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^S \lambda_i y_i \exp\left[-\langle z_i - z_c, z_i - z_c \rangle / (2\sigma^2)\right]\right) + b. \quad (5.24)$$

Таким чином, при розробці SVM-класифікатору необхідно вирішити проблеми, пов'язані з вибором оптимальних значень наступних параметрів: типу функції ядра, значень параметрів функції ядра; значення параметра регуляризації. Дані параметри заздалегідь задаються користувачем і не змінюються в процесі навчання.

На наступному кроці відповідно до (5.12) вирішується завдання побудови гіперплощини, що розділює з використанням радіально-базисної ядерної функції класифікатору [337, 338].

Для реалізації розробленого методу [197] перейдемо до формування навчальної і тестової вибірок. Зазвичай вибірку даних ділять на навчальну та тестову у співвідношенні 70% та 30% відповідно. Навчальна вибірка містить об'єкти для навчання, а тестова містить аналогічний набір даних для оцінювання якості моделі. Важливо, щоб ніякі спостереження з навчальної вибірки не були включені в тестову вибірку. Якщо тестові дані дійсно містять приклади з навчальної вибірки, то буде важко оцінити, чи навчився алгоритм узагальнювати, використовуючи навчальну вибірку або ж просто запам'ятав дані. Для того, щоб запобігти явищу перенавчання, при формуванні вибірок доцільно виділити ще одну вибірку – валідаційну. Вона використовується для настроювання змінних, так званих гіперпараметрів, що контролюють процес навчання моделі. На практиці рекомендується використання наступного співвідношення: 50% - навчальна, тестова та валідаційна по 25% кожна. Для підвищення точності класифікації, а також у випадку коли не вистачає навчальних даних, застосовується методика кросвалідації (cross-validation). Вона може бути використана і для підготовки і для перевірки алгоритму на одних і тих же даних. При цьому навчальні дані діляться на частини.

Алгоритм навчається, використовуючи все, крім однієї з частин, а тестується - на частині даних. Далі частини запускається цикл ітерацій, на кожній з яких вони міняються місцями, таким чином алгоритм навчається і оцінюється на всіх даних.

Як результат маємо характеристику якості вибірки $\{z_n, y_n\}$ за допомогою моделі, що є комплексом показників якості навчання вигляду $Q = \{L, T, V\}$, де L, T, V - показники якості навчальної, тестової та валідаційної вибірок. Якість класифікації оцінюється за допомогою обчислювання похибок першого і другого роду, згідно з табл. 5.2

Таблиця 5.2 – Оцінювання результатів класифікації

		негативний	позитивний
Результат класифікації	«-»	Істино-негативний True Negative (TN)	Помилково-негативний False Negative (FN) Похибка 1-го роду
	«+»	Помилково-позитивний False Positive (FP) Похибка 2-го роду	Істино-позитивний True positive (TP)

Тоді використовуючи табл. 5.2 обчислимо наступні характеристики: чутливість, специфічність, точність.

Чутливість розрахуємо згідно з (5.25):

$$Se = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (5.25)$$

Специфічність розрахуємо згідно з (5.26):

$$Sp = \frac{TN}{(TN + FP)} \quad (5.26)$$

Точність розрахуємо згідно з (5.27):

$$Acc = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + FN + TN)} \quad (5.27)$$

Для проведення порівняльного аналізу було використано декілька найбільш ефективних для вирішення завдання виявлення розладнань методів класифікації, серед яких мережа Байєса (Bayesian networks, BN), дерево рішень (Decision trees, DT), ансамбль дерев рішень (Random forests, RF) та нейромережа опорних векторів (Support vector machine, SVM) [328].

Результати класифікації для кожного з трьох вхідних векторів інформативних ознак – значень максимумів напівперіодів апроксимаційних кривих часових рядів (1), компонентів FFT-перетворення апроксимаційних кривих фазових портретів (2), а також компонентів F-перетворення апроксимаційних кривих фазових портретів (3) наведено у табл. 5.3.

Таблиця 5.3 – Результати класифікації

Масив вхідних ознак	Алгоритм класифікації	Acc (%)	Se (%)	Sp (%)
1	BN	69,61	67,92	71,44
	DT	66,10	78,61	53,64
	RF	72,13	74,50	68,14
	SVM	77,42	74,16	79,13
2	BN	78,61	76,92	79,44
	DT	67,91	78,60	57,11
	RF	88,21	86,73	89,82
	SVM	88,72	86,73	90,72
3	BN	71,44	69,86	72,13
	DT	68,17	75,14	59,13
	RF	89,17	87,62	90,71
	SVM	89,51	88,31	90,10

За результатами класифікації, які наведено у таблиці 5.2 (для тестової вибірки) робимо висновок, що для завдання раннього виявлення розладнань найбільша точність властива архітектурі нейромереж опорних векторів. Застосування даного алгоритму дозволяє проводити раннє виявлення наявності розладнань за умов лінійної роздільності даних. Алгоритм

впроваджено у медичну практику для забезпечення проведення профілактичних оглядів в отоларингологічних відділеннях.

Для оцінювання результатів класифікації скористуємось виразами (5.25)-(5.27). Також проаналізуємо вплив кожної з груп відібраних ознак на кінцевий результат. Результати класифікації (для тестової вибірки) наведено у табл. 5.4.

Таблиця 5.4 – Результати класифікації

Масив вхідних ознак	Алгоритм класифікації	Acc (%)	Se (%)	Sp (%)
всі ознаки масиву CM	BN	64,12	62,30	67,77
	DT	70,06	68,01	73,88
	RF	82,52	79,15	84,14
	SVM	87,00	84,16	89,14
ознаки PIF, k_e, k_{am}, α вилучено	BN	59,61	56,92	59,44
	DT	63,91	61,60	64,11
	RF	61,41	59,17	63,07
	SVM	65,11	63,10	66,72
ознаки H, HFD вилучено	BN	61,17	59,04	62,98
	DT	64,39	62,78	64,99
	RF	72,41	68,17	74,13
	SVM	75,11	73,13	77,74
ознаки k_2, ζ вилучено	BN	71,44	69,86	72,13
	DT	68,17	75,14	59,13
	RF	64,20	61,77	65,64
	SVM	67,44	65,31	68,17
ознаки CTD, VAS вилучено	BN	69,07	66,13	70,45
	DT	74,57	74,18	76,90
	RF	81,17	80,34	82,99
	SVM	85,49	84,01	85,89

Можна зробити висновок, що вагомий вплив на точність виявлення розладнань здійснюють групи ознак, що є результатом екстракції з часових рядів та ті, що враховують фізичні властивості нестационарних квазіперіодичних процесів. Застосування даного алгоритму дозволило виявити структурні розладнання, які знайшли впровадження у медичній практиці при діагностиці викривлень носової перетинки.

5.2 Метод фільтрації аномалій нестационарних квазіперіодичних процесів на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання

У попередньому підрозділі було розроблено метод раннього виявлення розладнань на основі обробки одномірних масивів часових рядів, а також масивів, що являють собою сукупність гетерогенних даних різних типів (числових, бінарних, нечітких, лінгвістичних). На практиці дуже часто виникає завдання виявлення розладнань за даними сукупності часових рядів нестационарних квазіперіодичних процесів, які характеризують стан об'єкту, або даних зображень. Для вирішення цієї проблеми доцільно застосувати апарат нейронних мереж глибокого навчання, а саме Deep Convolutional Neural Network (CNN) [339]. Це нейромережі з прямою передачею інформації, які зарекомендували себе як потужний інструмент для обробки зображень. Для обробки зображень також необхідно сформувати масив значущих ознак, характеристики яких будуть описувати найбільш інформативні з точки зору обробки нейронною мережею властивості.

Метод, що пропонується складається з наступних етапів:

Етап 1. Перетворення вхідних вибірок початкових часових рядів у масиви зображень

Етап 2. Розрахунок елементів матриці

Етап 3. Визначення оптимального значення найбільш інформативних ознак

Етап 4. Візуалізація отриманих залежностей.

Етап 5. Класифікація отриманих зображень за допомогою згортальних мереж глибинного навчання.

Дані на вхід мережі CNN подаються у вигляді матриці високого порядку:

$$x \in R^D \rightarrow X \in R^{H \times W} \rightarrow X^{*H \times W \times D} \quad (5.28)$$

де x, X, X^* - одномірний масив, двомірний масив, тензор 3-го порядку, D - кількість елементів вектору, H, W - кількість строк та стовбців відповідно.

Тензор $X^{*H \times W \times D}$ містить H, W, D елементів, кожен з яких має індекс $x_{ijd}^*, 0 \leq i \leq H, 0 \leq j < W, 0 \leq d < D$. У такому разі на входу нейромережі масив $X^{*H \times W \times D}$, де H, W - строки та стовбці, а D - кількість елементів, що характеризують зображення за кольором - R, G, B, тобто $D = 3$.

Кожен процес обробки у мережі є шаром, тобто процес обробки можна записати у вигляді:

$$x^{*1} \rightarrow w^1 \rightarrow x^{*2} \rightarrow \dots \rightarrow x^{L-1} \rightarrow w^{L-1} \rightarrow x^L \rightarrow w^L \rightarrow z \quad (5.29)$$

де x^{*1} - вхідний тензор, w^1 - перший шар, x^{*2} - вихід першого шару, x^L - вихід останнього шару, z - функція втрат.

Нехай t - відповідна цільова функція для вхідного значення x^{*1} , тоді функція втрат є мірою невідповідності між x^L і t :

$$z = \frac{1}{2} \|t - x^L\|^2 \quad (5.30)$$

Щоб звести до мінімуму розбіжності між очікуваними результатами і фактичним виходом, для навчання мережі використовується метод стохастичного градієнтного спуску [340], в результаті якого отримуються параметри w^1, \dots, w^{L-1} . Таким чином результат класифікації на виході мережі можна формалізувати як $\arg \max_i x_i^L$. Далі розглянемо основні шари нейронної мережі.

Згортальний (конволюційний) шар. Розглянемо операцію конволюції на прикладі обробки масиву 3×4 і конволюційного ядра 2×2 , як результат $1 * 1 + 1 * 4 + 1 * 2 + 1 * 5 = 12$, після переміщення ядра на одну позицію донизу маємо $1 * 4 + 1 * 7 + 1 * 5 + 1 * 8 = 24$, так послідовно ядро рухається зі зміщенням на одну

позицію i отримується вихідний результат шару (рис. 5.11). Параметр зміщення ядра (stride) у даному випадку дорівнює 1.

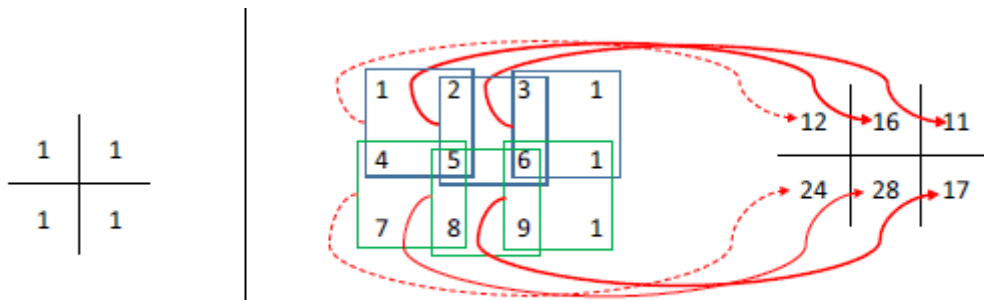


Рисунок 5.11 – Операція конволюції

Таким чином, якщо застосувати операцію конволюції до вхідного масиву $H^l \times W^l \times D^l$ та ядра розмірністю $H^l \times W^l \times D^l \times D$, результат конволюції має вигляд $(H^l - H + 1) \times (W^l - W + 1) \times D$

Операцію конволюції формалізуємо наступним чином:

$$y_{i^{l+1}, j^{l+1}, d} = \sum_{i=0}^H \sum_{j=0}^W \sum_{d'=0}^{D^l} f_{i, j, d', d} \times x_{i^{l+1}+i, j^{l+1}+j, d'}^l, \quad (5.31)$$

де $f_{i, j, d', d}$ - ядро у вигляді тензора 4-го порядку, $x_{i^{l+1}+i, j^{l+1}+j, d'}^l$ - вхідний елемент x^l .

Таким чином, ядро є матрицею ваг або фільтром, що вилучає інформацію з вхідної матриці зображення [341]. Комбінація ваг визначає яку саме корисну інформацію потрібно вилучити. Ваги треба навчати для мінімізації функції втрат.

Наступний шар – шар з'єднання (pooling layer). Вихід шару буде мати розмірність $H^{l+1} \times W^{l+1} \times D^{l+1}$, при чому $H^{l+1} = \frac{H^l}{H}$, $W^{l+1} = \frac{W^l}{W}$, $D^{l+1} = D^l$.

Візуалізація даного етапу наведена на рис. 5.12

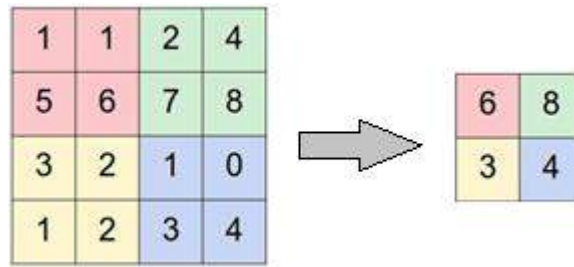


Рисунок 5.12 – Операція з'єднання

У даному випадку використовуються операції визначення максимального елементу кожного масиву та формування на їх основі нового масиву, тобто:

$$y_{i^{l+1}, j^{l+1}, d} = \max_{0 \leq i < H, 0 \leq j < W} x_{i^{l+1} \times H + i, j^{l+1} \times W + j, d}^l \quad (5.32)$$

$$\text{де } 0 \leq i^{l+1} < H^{l+1}, 0 \leq j^{l+1} < W^{l+1} \text{ та } 0 \leq d < D^{l+1} = D^l$$

У якості функції активації використовуємо функцію ReLu (Rectified Linear Unit), тобто $f(x) = \text{Max}(0, x)$, таким чином шар, де застосовується дана функція є шаром ReLu [342]. Дана функція у в порівнянні з традиційними функціями активації, такими як сигмоподібна та функція гіперболічного тангенсу, істотно зменшує час навчання мережі:

$$y_{i,j,d} = \max\{0, x_{i,j,d}^l\}, \quad (5.33)$$

$$\text{де } 0 \leq i < H^l = H^{l+1}, 0 \leq j < W^l = W^{l+1} \text{ і } 0 \leq d < D^{l+1} = D^l$$

Параметри всередині шару відсутні, тому навчання у такому разі не є потрібним. Зазвичай функція ReLu застосовується після кожного шару конволюції.

Архітектура, що використовується у роботі зображена на рис.5.13 а, б. Вхід та вихід кожного шару являє собою карту ознак.

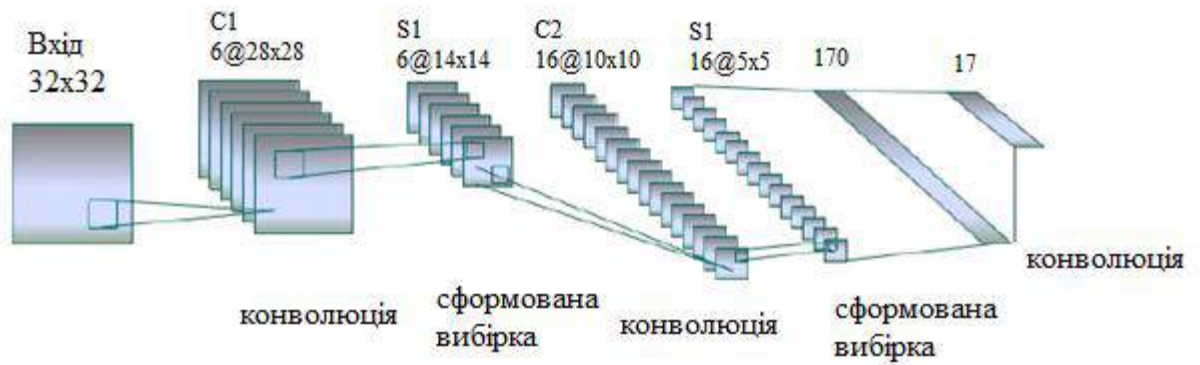


Рисунок 5.13 – Архітектура згортальної нейронної мережі глибокого навчання

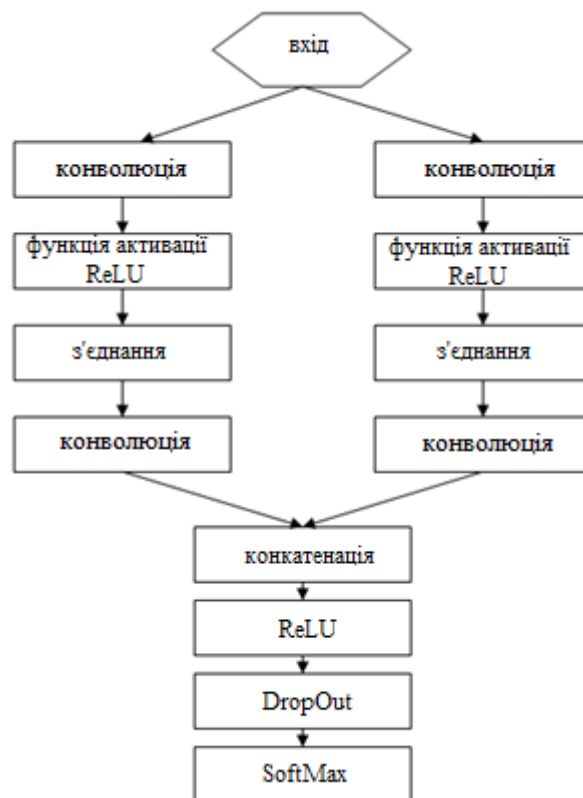


Рисунок 5.14 – Схема обчислення [343]

Таким чином вище описані обчислювання реалізуються згідно схеми, що наведено на рис. 5.14. Відповідно до рис. 5.14 маємо також шар конкатенації (Concat), за допомогою якого об'єднуються виходи фільтрів конволюційних шарів. Далі знову застосовується функція активації ReLU, після чого

застосовується техніка DropOut. Дана техніка шляхом випадкового ігнорування вузлів запобігає виникненню взаємозв'язків між вузлами, що оптимізує функціонування мережі.

Останнім шаром мережі є шар SoftMax (це так зване узагальнення логістичної функції). На виході шару отримується результат класифікації:

$$y_{i,j,d} = \frac{x_{i,j,d}}{\sum_{t=1}^D x_{ijt}} \quad (5.34)$$

Для імплементації методу, що розроблюється на основі даної архітектури використовуючи платформу «Caffe» [343], спочатку необхідно реалізувати перетворення початкових даних часових рядів, тобто одномірного масиву у тензор 3-го порядку $X^{*H \times W \times K}$, де $H \times W$ строки та стовбці матриці, а K - роздільна здатність зображення. Візуалізація перетворення наведена на рис. 5.15

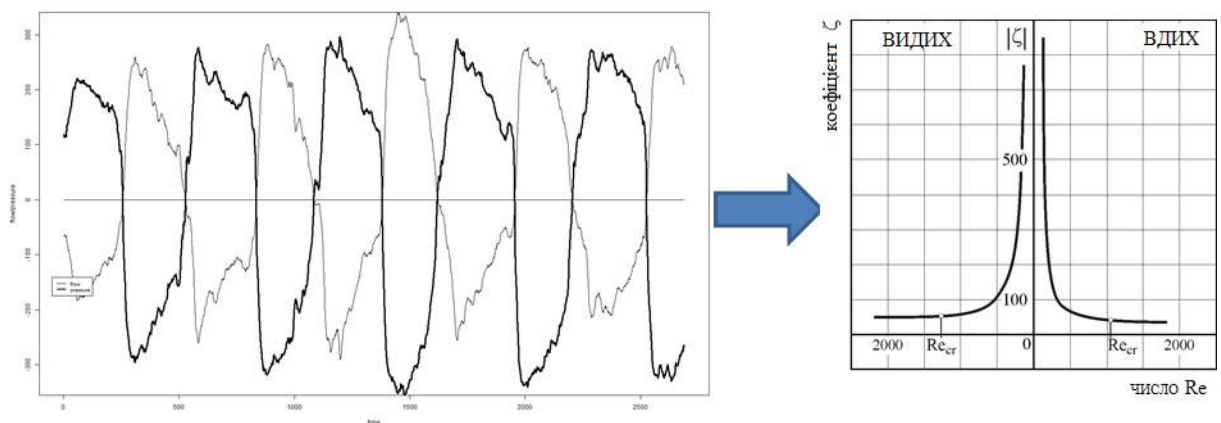


Рисунок 5.15 – Перетворення вихідних даних

Треба також зазначити, що за допомогою даного перетворення ми позбавляємося параметру часу для нестационарних квазіперіодичних процесів, усі подальші операції здійснюємо на основі еквівалентної моделі процесу у вигляді двомірного масиву.

Після перетворення $X = \{p_n, \dot{V}_n\}$ у матрицю вигляду:

$$X_{ij}^* = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1M} \\ x_{i1} & x_{i2} & \dots & x_{iM} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{N1} & x_{N2} & \dots & x_{NM} \end{bmatrix}, \quad (5.35)$$

обчислимо елементи матриці згідно з:

$$\begin{aligned} X_{ij}^* &= \text{count}(p, \dot{v}) \\ i &= [p / \max(p) * H] \\ j &= [\dot{v} / \max(\dot{v}) * W] \end{aligned} \quad (5.36)$$

Кожен елемент матриці приймає значення у діапазоні $x_{ij} = 0, \overline{K}$, де K - роздільна здатність зображення. Далі визначається максимальне значення K та проводиться нормалізація всіх елементів матриці X_{ij}^* відносно максимального K :

$$X_{ij}^* = \left[\ln \left| \frac{x_{ij} * K}{\max(X_{ij}^*)} \right| \right]. \quad (5.37)$$

Розмірність матриці визначається діапазоном значень вимірювань часових рядів, у даному випадку це сигнали диференційного тиску та витрати повітряного потоку (1200x1200).

На наступному етапі розрахунку параметрів моделі визначимо оптимальне значення K . Обчислимо K за допомогою методу ансамблів дерев рішень (RF) використовуючи принцип мінімальної похибки. Вихідна вибірка розділяється на навчальну та тестову із співвідношенням 0,7:0,3 відповідно. Результати обчислення наведено у табл.5.5, графічну залежність наведено на рис. 5.16

Таблиця 5.5 – Залежність похибки від параметру K

Дані, %	K=32	K=64	K=128	K=256
ООВ	23	18,42	10,53	11,84
Test	10	5	10	25

За результатами обчислення обираємо оптимальне значення роздільної здатності $K=128$. Масиви зображень для різних значень роздільної здатності наведено у Додатку Л.

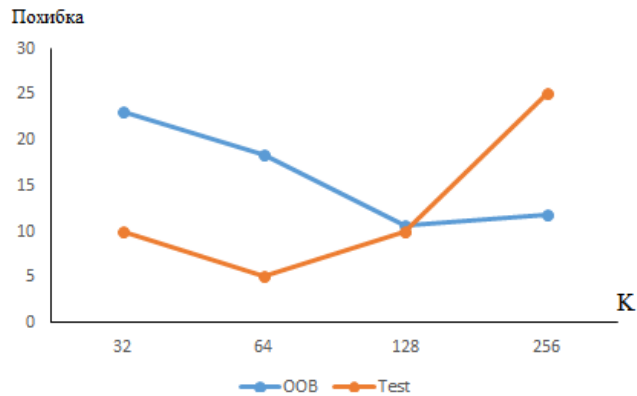


Рисунок 5.16 – Залежність похибки від параметру K

Далі за допомогою логарифмування реалізується операція масштабування залежності $\zeta = \ln|f(Re)|$, що дає змогу покращити графічну інтерпретацію даних на вході класифікатора. Результати масштабування наведено на рис. 5.17

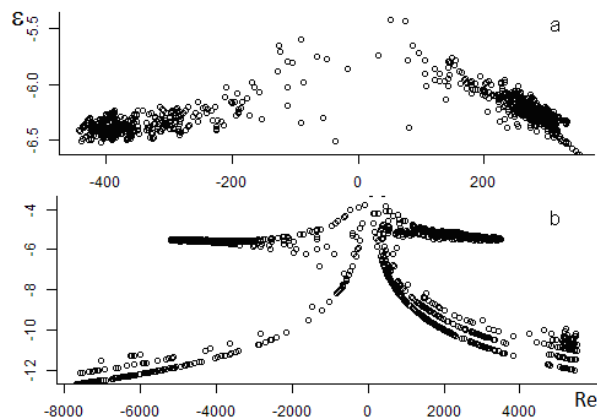


Рисунок 5.17 – Результати вимірювань: а – «коректне» вимірювання, б - «розладнання»

На останньому етапі методу реалізується класифікація отриманих зображень за допомогою глибоких згортальних мереж на основі вище розглянутих шарів. Схематично процес обробки представлено на рис. 5.18

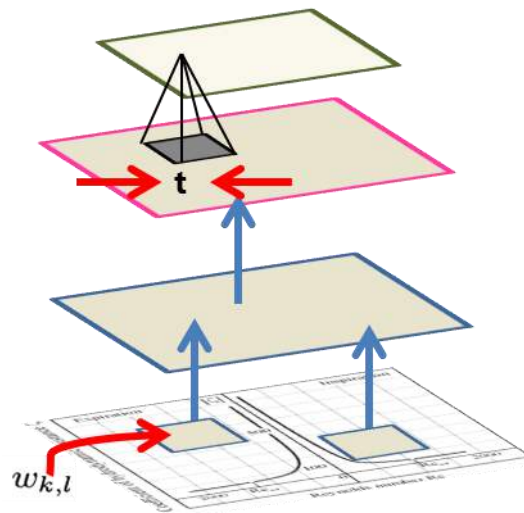


Рисунок 5.18 Обробка вихідних масивів даних

Масив вихідних зображень X_{ij}^* за допомогою операції конволюції, вираз для якої перепишемо згідно з (5.31) перетворюється на масив:

$$y_{ij} = \sum_{k,l} w_{k,l} X_{ij}^{*H \times W \times K}, \quad (5.38)$$

де $w_{k,l}$ - фільтри, які необхідно навчати.

Всі коефіцієнти усіх фільтрів всіх шарів оновлюються одночасно методом навчання. Ці градієнти обчислюється за допомогою методу зворотного поширення помилки. При використанні даної нейронної мережі досить важливо сформулювати виведення інформації у наглядному вигляді. Для візуалізації ключових ознак виділених глибокою штучною нейронною мережею на різних рівнях масштабування графічної інформації пропонується використовувати метод, який базується на [339]. Цей підхід полягає у використанні багат шарової мережі деконволюції [344] для візуалізації ознак у процесі навчання. Інформація, отримана в результаті деконволюції, може бути використана для створення карт ознак, які можуть бути інтерпретовані фахівцями в різних галузях, у даному випадку у галузі ринології, та аналізуватися в майбутніх дослідженнях.

Результати обробки масивів вхідних даних з урахуванням параметру роздільної здатності наведено на рис. 5.19.

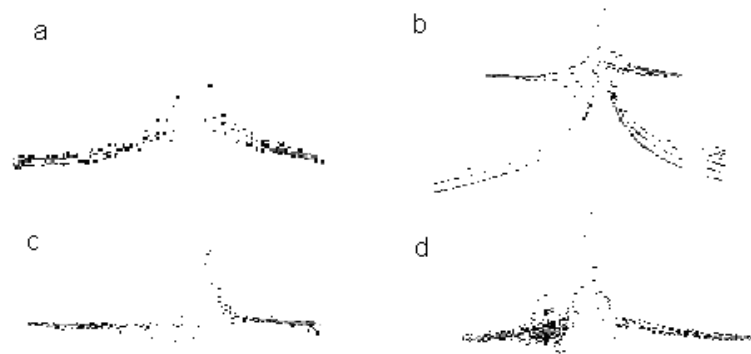


Рисунок 5.19 – Результати обробки вхідних даних
a, c – розладнання відсутні, b,d – розладнання

Для порівняльного аналізу на четвертому етапі методу були застосовані 3 алгоритми класифікації: RF, SVM та CNN [345]. Результати класифікації наведено у табл. 5.6.

Таблиця 5.6 –Результати класифікації

Метод	Тестова вибірка, %	Навчальна вибірка, %
RF	89,4	92,7
SVM	88,2	90,7
CNN	90,1	93,4

В результаті виконання запропонованого методу система класифікує дані на два класи: «розладнання відсутні» та «розладнання», що дозволяє відвільтрувати дані помилкових вимірювань з точністю 90,1 % у режимі реального часу. Це дає змогу виключити фактор людини, тим самим підвищити точність вимірювань та отримати економічний ефект.

5.3 Висновки за розділом

Розроблено методи раннього виявлення розладнань та фільтрації аномалій в нестационарних квазіперіодичних процесах для різних типів даних.

1. Розроблено метод раннього виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів, який використовує підхід до формування масиву інформативних ознак гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів, що ґрунтується на моделях відбору інформативних ознак за допомогою нечіткої регресії та методу найменших кутів, сукупності моделей обчислювання інформаційної ентропії, екстракції інформативних ознак за допомогою нечіткої апроксимації фазових портретів часових рядів, та дозволяє здійснювати виявлення розладнань з точністю від 87% до 89,51%.

Алгоритми на основі нейронних мереж опорних векторів та нейронних мереж опорних векторів з радіальною базисною функцією ядра дозволяють обробляти як дані що є лінійно роздільними, так і дані, що не є лінійно роздільними та являють собою сукупність гетерогенних даних.

2. Найбільший вплив на точність раннього виявлення розладнань справляє група ознак яка отримана в результаті екстракції з часових рядів за допомогою аналізу у спектральній та часовій областях. Модель на основі нечіткої регресії та методу найменших кутів робить можливим урахування такої властивості даних, що характеризують досліджувані процеси як нечіткість.

3. Розроблено метод фільтрації аномалій нестационарних квазіперіодичних процесів на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання, в якому синтез моделі відбору інформативних ознак реалізується за допомогою перетворення одномірних масивів часових рядів у двомірні масиви зображень із застосуванням методики обчислювання оптимального значення роздільної здатності за допомогою методу ансамбля дерев рішень. Метод дозволяє виявляти розладнання які є некоректними даними помилкових вимірювань з точністю 90,1%;

4. Отримані результати дозволяють зробити висновок про можливість одночасного використання часових, спектральних ознак, ознак що отримані в результаті фрактального аналізу та таких, що характеризують фізичні властивості нестационарних квазіперіодичних процесів при вирішенні

завдання виявлення розладнань. Такий підхід дозволяє підвищити ефективність раннього виявлення розладнань.

Список використаних джерел у даному розділі наведено у повному списку використаних джерел під номерами [24, 83-85, 90, 98 – 102, 112, 113, 117, 122, 145, 197, 292-294, 307, 319, 320 – 345].

6. ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ РАНЬОГО ВИЯВЛЕННЯ РОЗЛАДНАНЬ ТА ПЛАНУВАННЯ ОПЕРАТИВНИХ ВТРУЧАНЬ

6.1 Теоретичні основи побудови інформаційних технологій у ринології

Глобальна інформатизація суспільства вимагає впровадження інформаційних технологій і систем у тому числі і у медичну галузь. Це обумовлено такими факторами, як наявність великої кількості гетерогенних даних, які є складними та неявними, тобто такими, що у багатьох випадках не можуть бути повністю усвідомлені людиною; потребою реалізації аналізу та обробки даних у реальному часі, необхідністю зберігання та передавання великих масивів медичної інформації, яка повинна бути зрозумілою всім фахівцям предметної області.

Відповідно до джерел [346-350] інформаційна технологія повинна бути орієнтованою на область застосування, в даному випадку - медичну діагностику. ІТ процесу медичної діагностики являє собою сукупність моделей, методів і засобів вирішення інформаційних завдань в даній предметній області. ІТ може бути розглянута на трьох рівнях: концептуальному (визначається змістовний аспект, який використовує мову відповідної предметної області), логічному (відображається формальний – модельний опис мовою інформаційних або математичних моделей) і фізичному (описується реалізація на мові програмно-апаратних засобів). Стосовно інформаційних технологій що розробляються це означає змістовний опис використовуваних у ній інформаційних процесів і процедур на концептуальному рівні у вигляді набору моделей (інформаційних та математичних) процесів і їх складових на логічному рівні та структурну реалізацію інформаційних процесів як сукупності апаратних засобів, системного і прикладного програмного забезпечення на фізичному рівні.

Згідно з проведеним аналізом, існуючі ІТ виявлення розладнань базуються на методах статистичного аналізу, теорії прийняття рішень та не містять функцій інтелектуального аналізу даних. ІТ планування оперативних втручань не містять процесів чисельного моделювання на основі CFD-аналізу та реалізують процедури побудови тривимірних моделей і змінення їх конфігурацій. Таким чином, основна проблема полягає у недостатньому інформаційному забезпеченні етапів діагностування та планування відповідно, в той час, коли від ефективності кожного окремого етапу залежить результуюча точність прийняття рішення про розладнання та ефективність хірургічного втручання.

Інформаційні технології, які розробляються у даному розділі реалізовано у підсистемах прийняття рішення та планування оперативного втручання, які належать до ринологічної інформаційної системи, що є інтелектуальною системою підтримки прийняття рішень. Одним із основних завдань проектування ІСППР як інструменту інтелектуального аналізу є формування сукупності математичних моделей обробки та аналізу даних на основі методів обчислювального інтелекту.

Взаємозв'язок інформаційних технологій на концептуальному рівні відображено на рис. 6.1.

Інформаційні технології, які використовуються для забезпечення процесів профілактики, діагностики та планування оперативних втручань є одними з основних об'єктів стандартизації в системі охорони здоров'я і вимагають уніфікації відповідних документів, основних термінів і понять; єдиного підходу до відповідного процесу.

ІТ, що розроблюються повинні відповідати наступним аспектам інформатизації:

- даним предметної галузі;
- технічному;
- технологічному;
- психологічному.

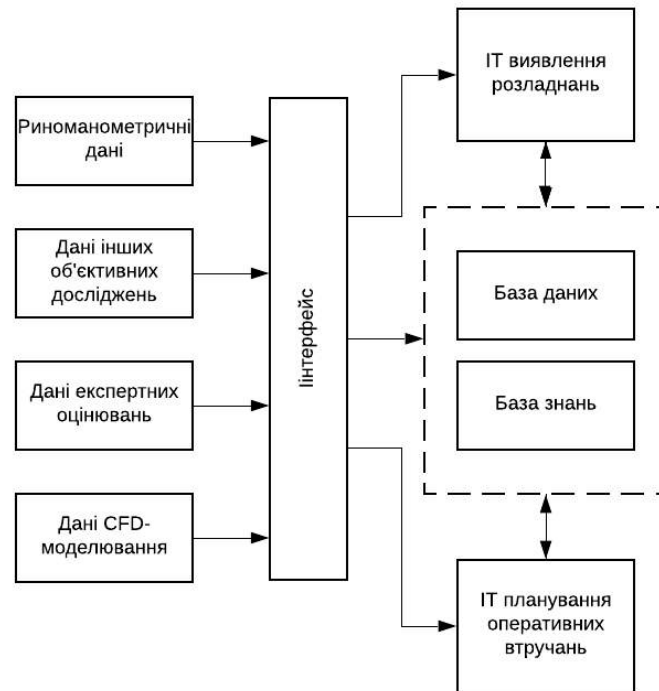


Рисунок 6.1 –Зв'язок між ІТ на концептуальному рівні

Звідси впливають завдання формалізації даних та знань предметної галузі, забезпечення єдиної термінології та стандартизації. Створення інтерфейсу для збору та обміну між базами даних та базами знань, розробка та вдосконалення математичних моделей досліджуваних процесів предметної області, завдання розробки представлення даних і знань, які вирішувалися у другому розділі даної роботи. Основу технічного аспекту складає програмно-апаратна реалізація ІТ на основі розроблених моделей та методів. Технологічний аспект полягає в узгодженні програмно-апаратної реалізації системи із технологічною схемою діагностичного процесу, а психологічний аспект передбачає відповідну підготовку персоналу.

На заводі впровадження технологій обчислювального інтелекту у медичну практику стає проблема інтерпретації рішень, що отримуються. Особливо це стосується методів на основі кластерного аналізу [350]. Проте множина наукових досліджень, які підкріплені впровадженням у медичну практику США та Європи [351, 352] підтверджує ефективність даної групи методів та визначає перспективи подальшого їх розвитку.

Наразі відсутній єдиний системний підхід до розробки ІТ та систем виявлення розладнань та планування оперативних втручань на їх основі, тому доцільно сформулювати вимоги до їх створення та формалізувати процес побудови ІТ у вигляді методу побудови ІТ предметної області.

Прикладна ІТ повинна забезпечувати функціонування інформаційної системи, враховуючи вищезазначені аспекти, використання яких у комплексі дає змогу вирішення завдання виявлення розладнань. У якості відповідного методичного забезпечення процесу синтезу ринологічної інформаційної системи автором пропонується метод побудови інформаційних технологій раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах та планування оперативних втручань, який складається з наступних етапів:

Етап 1. Розробка моделі інформаційної технології визначення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах та ІТ планування оперативних втручань

Модель інформаційної технології, що розробляється являє собою сукупність взаємопов'язаних між собою об'єктів і процесів, в яких ці об'єкти тим чи іншим чином беруть участь. Об'єктами в даному випадку є структура даних (*SD*) і комплекс математичних моделей і методів (*CMM*), процесами - множина інформаційних процесів (*SIP*) і їх взаємодія між собою (*ISIP*).

В такому випадку інформаційна технологія може бути представлена у вигляді:

$$IT = \langle SD, CMM, SIP, ISIP \rangle \quad (6.1)$$

Етап 2. Формування структури підсистеми підтримки прийняття рішень ринологічної інформаційної системи згідно з (2.7) та підсистеми планування оперативних втручань згідно з (2.8), опис яких наведено у другому розділі дисертації.

Етап 3. Розробка інтелектуального інтерфейсу, який повинен забезпечувати взаємодію множини входів мікросервісів для реалізації завдання збору

гетерогенних даних, містити сукупність моделей та методів інтерпретації рішень та графічний інтерфейс користувача.

Етап 4. Формування бази даних та бази знань. Структура даних визначає інформаційний комплекс – базу даних інформативних параметрів досліджуваного об'єкту та базу знань для опису класів розладнань.

Формування складу бази даних у даному випадку визначають дані таких класів:

- дані опису медичних зображень, отримані від КТ-модальностей;
 - дані часових рядів риноманометричних вимірювань;
 - масиви параметрів – результати застосування методів на основі фізичних моделей;
 - масиви параметрів екстракції за допомогою аналізу часових рядів, що містить дані аналізу у часовій та частотній області, фрактальні розмірності тощо);
 - експертні оцінювання;
 - параметри моделей на основі нечіткої регресії;
 - масиви параметрів функції належності;
 - масиви параметрів – результати застосування методів на основі обчислювального інтелекту;
- для бази знань використано онтологічний моделі, які докладно висвітлено у другому розділі дисертаційної роботи:
- моделі вирішальних правил;
 - моделі-еталони-описи класу розладнання;
 - семантичні анотації КТ-сканів;
 - описи симптомів та ознак;
 - мета-дані підтримки прийняття рішень у бізнес-процесах.

Для формування складу бази даних підсистеми планування визначають дані таких класів:

- дані медичних зображень, отримані від КТ-модальностей;

- дані багатомірних часових рядів, отримані з відповідного модулю (серверу) в результаті застосування CFD-моделювання; дані одномірних часових рядів риноманометричних вимірювань;
- масиви параметрів – результати застосування методів на основі фізичних моделей;
- експертні оцінювання (дескриптори КТ зображень).

Для формування складу бази знань також використано онтологічні моделі:

- моделі вирішальних правил;
- моделі-еталони описів класів розладнань
- описи ознак та симптомів;
- описи КТ-сканів;
- семантичні анотації КТ-сканів;
- описи ROI (ділянки зображень анатомічних конфігурацій);
- описи етапів оперативних втручань;
- описи результатів оперативних втручань;
- мета-дані підтримки прийняття рішень у бізнес-процесах.

Етап 5. Формування комплексу математичних моделей. Комплекс математичних моделей повинен містити моделі описів розладнань, модель оцінювання якості визначення розладнань та сукупність моделей та методів екстракції і селекції інформативних параметрів досліджуваного процесу на основі аналізу часових рядів, фізичних моделей, експертних оцінювань, моделей нейронних мереж на основі опорних векторів та згортальних нейромереж глибинного навчання.

Для забезпечення процесу планування оперативних втручань комплекс математичних моделей містить сукупність моделей для CFD – аналізу та створення тривимірних моделей. Математичні моделі CFD-аналізу, містять набір моделей математичної фізики на основі рівнянь руху середовища (потoku) та рівняння нерозривності, а також моделей типу течії, які дають змогу досліджувати ламінарні та турбулентні режими; моделей чисельного

моделювання на базі методів скінченних елементів або скінченних об'ємів. Побудова тривимірних моделей реалізується за допомогою методів обробки зображень на основі фільтрації, сегментації, побудови полігональних мереж, операцій рендерингу та ін. Методи оцінювання ефективності та прогнозу оперативних втручань на основі обчислення параметрів згідно стандарту ISCOANA, а також експертного оцінювання даних КТ.

Етап 6. Формування комплексу інформаційних процесів. Комплекс інформаційних процесів повинен складатися з процесів попередньої обробки даних, інформаційних процесів екстракції значимих параметрів, інформаційних процесів класифікації розладнань, допоміжних інформаційних процесів.

Перейдемо до побудови конкретних ІТ та їх опису на формальному рівні.

6.2 Інформаційна технологія раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах

Існуючі інформаційні технології [24, 25, 41-47] виявлення розладнань базуються на процесах, які використовують апарат статистичного аналізу і класичної теорії прийняття рішень.

Відповідно до синтезованої моделі (6.1) визначимо структуру даних. За основу обрано табличну структуру [353], яка є оптимальним вибором для представлення даних одномірних та багатомірних часових рядів, масивів кількісних показників, лінгвістичних змінних, а також представлення моделей знань на основі онтологій предметної області. Табличні структури даних є простими, такими, якими легко користуватися, оскільки адреса кожного елемента задається числом або декількома числами для багатовимірної таблиці. Вони також легко упорядковуються.

Комплекс математичних моделей і методів складається з:

моделей класів розладнань $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, де кожному класу y_n відповідає набір ознак з множини $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, $y_n \in X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, а саме $X = X_1 \cup X_2 \cup X_3 \cup X_4$, де $X_1 = HC^* = \{k_2, \zeta\}$, $X_2 = SC^* = \{PIF, k_e, k_{am}, \alpha\}$, $X_3 = FC^* = \{H, HFD\}$, $X_4 = EC^* = \{CTD, VAS\}$.

Критерії належності ознак отримані за допомогою стандартних статистичних оцінок, на основі визначення плаваючого порогового значення, оцінювання компетентності експерта та ін; моделей оцінювання якості визначення розладнань, які містять розрахунки похибок 1-го та 2-го роду; моделей видобування інформативних ознак на основі методів аналізу часових рядів, методів на основі фізики, обчислювального інтелекту. Всі згадані моделі та методи наведено у попередніх розділах дисертаційної роботи. Тоді, за допомогою вищенаведених моделей реалізується вирішення завдання структурно-параметричного синтезу моделі виявлення розладнань. Оскільки у якості вирішального правила обирається правило класифікації, завдання у загальному випадку може бути формалізовано наступним чином. Нехай задана навчальна вибірка прецедентів $\langle x, y \rangle$, де $x = \{x^s\}$, $x^s = \{x_j^s\}$, $y = \{y_j^s\}$, $s = 1, 2, \dots, S$, $j = 1, 2, \dots, N$, $i = 1, 2, \dots, N_M$, x^s – s-екземпляр вибірки, x_j^s – значення j-ї ознаки вхідної вибірки, що характеризує екземпляр x^s , S – кількість екземплярів вибірки, N – кількість вхідних ознак, N_M – кількість вихідних ознак, y – набір значень вихідної ознаки, які зіставлено екземплярам вибірки, y_j^s – значення i- вихідної ознаки зіставлене s-му екземпляру вибірки, на основі якої синтезовано модель виявлення розладнань. Оскільки моделі виявлення розладнань базується на завданні класифікації, $y^s \in \{q\}$, $q=1, 2, \dots, K$, K – кількість класів (у даному випадку $K=2$), S^q – кількість екземплярів вибірки, що належать до q-го класу. Задача синтезу моделі виявлення розладнань залежності $y(x)$ за навчальною вибіркою $\langle x, y \rangle$ на основі класифікатора можна представити у вигляді:

$$\langle M, \{ y^E(x^E) \} \rangle, \quad (6.2)$$

де M - кількість шарів мережі без урахування вхідного шару, x^E - набір вхідних даних, y^E - значення вихідних ознак.

Далі перейдемо до множини інформаційних процесів (SIP), яку формалізуємо за допомогою виразу:

$$SIP = \langle DC, PP, EI, SI, PR \rangle, \quad (6.3)$$

де DC - інформаційний процес збору даних, PP - інформаційний процес попередньої обробки даних, EI - інформаційний процес раннього виявлення розладнань, SI - інформаційний процес раннього виявлення структурних розладнань, PR - інформаційний процес прийняття рішення та зберігання результатів згідно документації предметної області.

ІТ раннього виявлення розладнань складається з п'яти процесів, які наведено на рис. 6.2

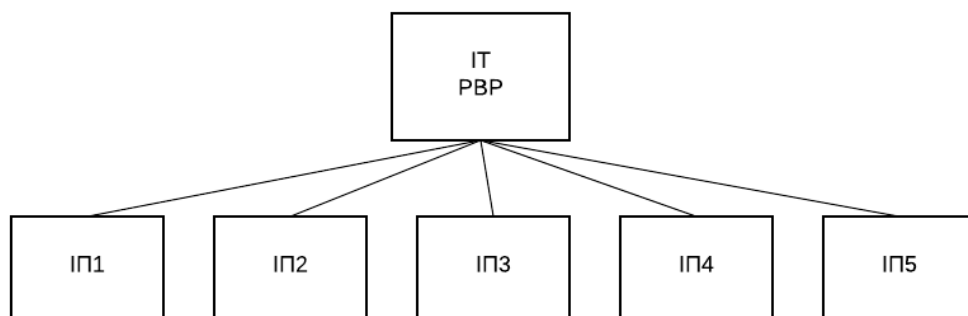


Рисунок 6.2 – Схема ІТ раннього виявлення розладнань

Кожен інформаційний процес ІТ містить підпроцеси, операції та дії, відповідно до розробленої технології наведено ієрархічну структуру інформаційних технологічних робіт. Обробку та аналіз вхідних даних пропонується виконувати згідно з стандартом CRISP DM [354], основні етапи якого складаються з процедур аналізу даних з метою їх структуризації та вибору методів аналізу, попередньої обробки даних для вилучення

некоректних даних, проведення моделювання, оцінювання результатів моделювання, встановлення зв'язку з бізнес-процесами предметної області. Останній етап реалізовано на прикладі ІТ планування оперативних втручань в умовах страхової медицини, схему якого наведено у другому розділі дисертаційної роботи.

Далі розглянемо детально основні інформаційні процеси, які розроблено у роботі.

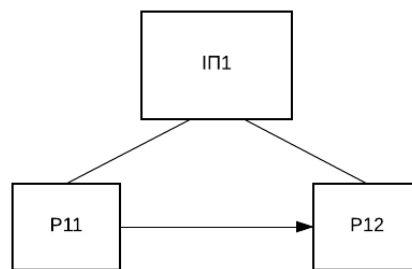


Рисунок 6.3 – Структура інформаційного процесу ІП1

Інформаційний процес ІП1 ґрунтується на двох підпроцесах:

1. Р11 – попередньої обробки даних відповідно до етапу підготовки даних «Data preparation» стандарту CRISP DM [354], який в свою чергу базується на чотирьох операціях (рис. 6.4):

О111 – видалення пропусків, нулів, невизначеностей;

О112 – видалення викидів;

О113 – фільтрація шумів та очищення;

О114 – формування вибірок з початкових часових рядів.

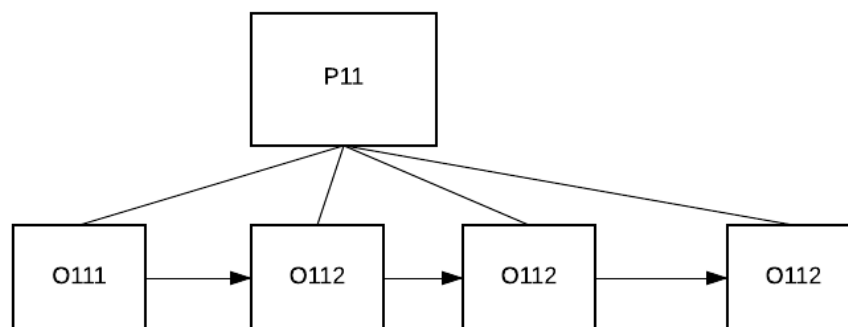


Рисунок 6.4 – Мережева структура інформаційного підпроцесу Р11

2. P12 – сегментації часових рядів та їх апроксимації за допомогою нечіткого F-перетворення.

Структуру інформаційного підпроцесу наведено на рис. 6.5

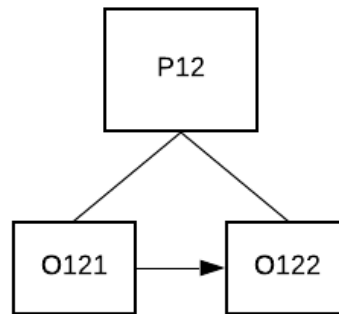


Рисунок 6.5 – Структура інформаційного підпроцесу P12

Інформаційний процес фільтрації аномалій реєстрації даних нестационарних квазіперіодичних процесів на основі глибоких згортальних нейронних мереж [355], ІП2 ґрунтується на п'яти підпроцесах та семи операціях (рис. 6.6).

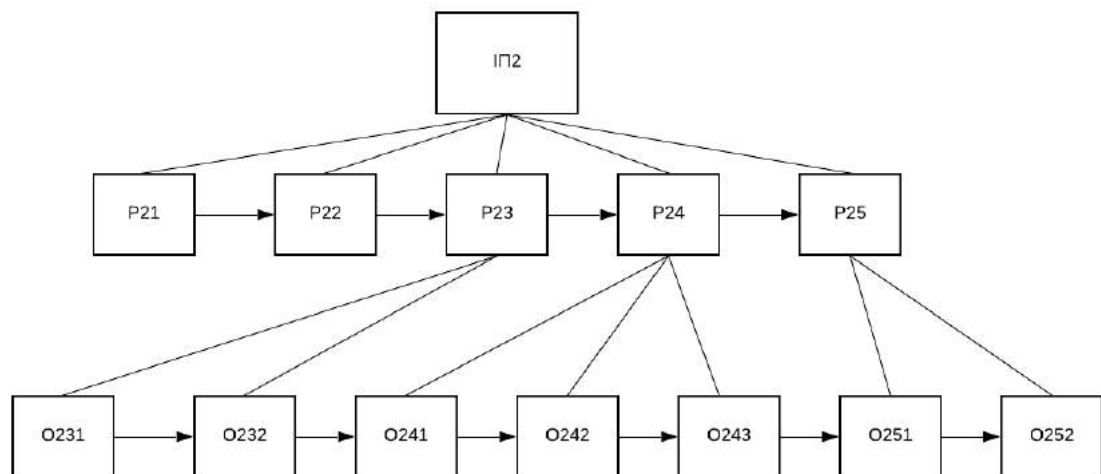


Рисунок 6.6 – Мережева структура інформаційного процесу ІП2

P21 – процес перетворення одновимірного масиву часового ряду у матрицю;

P22 – обчислення елементів матриці;

P23 – визначення оптимального значення найбільш інформативних ознак, яка складається з наступних операцій:

O231 – визначення оптимального параметру роздільної здатності зображення за допомогою метода «Random forest»;

O232 – визначення оптимального параметру роздільної здатності зображення за допомогою метода «Decision tree»;

P24 – візуалізація отриманої залежності за допомогою логарифмування, яка містить наступні операції:

O241 – розрахунок числа Re ;

O242 – обчислення безрозмірного коефіцієнту гідродинамічного опору;

O243 – логарифмування залежності $\zeta = \ln|f(Re)|$;

P25 – підпроцес виявлення розладнань шляхом класифікації отриманих зображень за допомогою глибоких згортальних нейронних мереж, який містить такі операції:

O251 – визначення параметрів згортальної нейронної мережі глибинного навчання (кількості шарів, типу шарів, кількості фільтрів);

O252 – застосування алгоритму класифікації згідно обраної архітектури мережі та параметрів, які розраховані, в результаті чого отримуються масиви коректних значень часових рядів

Наступний інформаційний процес ПЗ Оцінювання аналітичної неоднозначності даних. Схему процесу наведено на рис. 6.7, він складається з трьох підпроцесів:

1. P31 – Ідентифікація класу невизначеності, який містить такі операції:

O311 – генерацію умов для перевірки до якого типу відносяться вхідні дані (IF, ELSE);

O312 – визначення класу невизначеності для кожного типу даних.

2. P32 – Визначення модельного рівняння, який містить такі операції:

O321 – оцінювання вхідних величин для числових даних у залежності від кількості проведених вимірювань;

О322 – вибір модельного рівняння в залежності від умов експерименту;
 О323 – обчислювання оцінки результату вимірювання (спотереження), яку отримують шляхом підстановки у модельне рівняння оцінок вхідних величин.

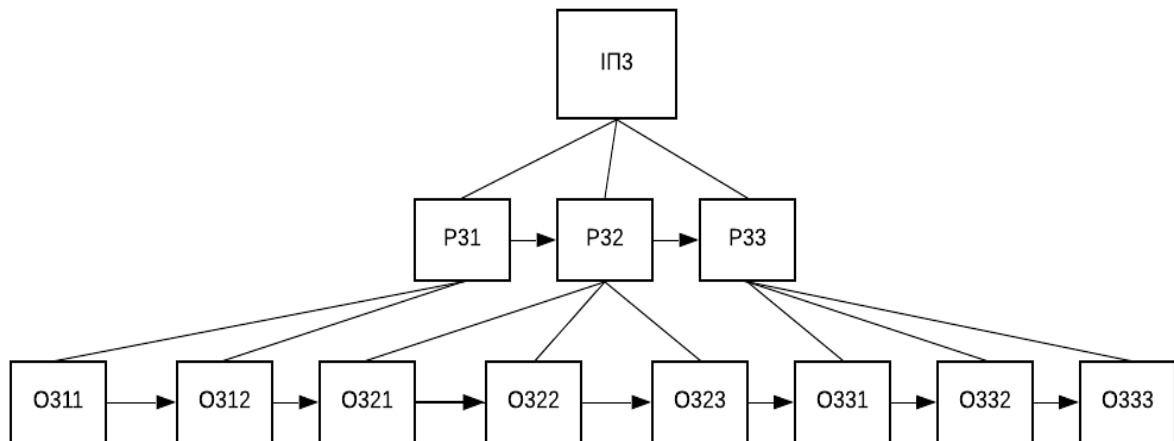


Рисунок 6.7 – Мережева структура інформаційного процесу ІП3

3. Р33 – Обчислювання невизначеностей, який складається з таких операцій:

О331 – розрахунок стандартних невизначеностей типу А та В;

О332 – обчислювання внеску невизначеності вхідної величини у невизначеність вимірюваної величини;

О333 – формування повного результату оцінювання та бюджету невизначеності.

Наступний процес інформаційної технології ІП4 являє собою процес раннього виявлення неадитивних розладнань. Відповідно до розробленого у попередньому розділі роботи методу, він містить два алгоритми: для лінійно роздільних та лінійно нероздільних даних (далі ІП4 та ІП4*). Схему процесу у випадку першого алгоритму наведено на рис. 6.8, він ґрунтується на двох підпроцесах:

1. Р41 – підпроцес формування вибірок часових рядів, який містить операції обробки часових рядів та являє собою розбиття масиву значень на інформативні ділянки;

О411 – побудова фазових портретів інформативних ділянок;

О412 – апроксимація фазових портретів інформативних ділянок на основі обчислення коефіцієнтів нечіткого F-перетворення.

2. Р42 – вирішення завдання синтезу моделі на основі нейромереж опорних векторів, що складається з двох операцій та двох дій;

О421 – процедура перевірки вибірки даних, що у даному випадку є множиною коефіцієнтів нечіткого перетворення на лінійну розділимість;

О422 – вибір алгоритму класифікації на основі нейромереж опорних векторів, дана операція містить наступні дії:

А4221 – обчислення параметру регуляризації шляхом вирішення завдання оптимізації;

А4222 – застосування алгоритму класифікації згідно обраного алгоритму, в результаті чого отримується масив значущих коефіцієнтів апроксимації, які відповідають стану наявності розладнань.

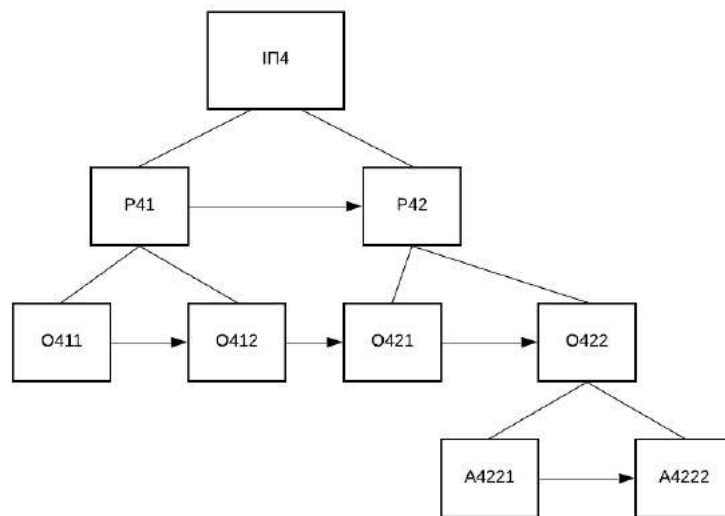


Рисунок 6.8 – Мережева структура інформаційного процесу ІП4

Перейдемо до опису другого алгоритму процесу (ІП4*) інформаційної технології раннього виявлення розладнань у нестационарних квазіперіодичних процесах. Він є найбільш складним та трудомістким, в наслідок того, що містить завдання відбору інформативних ознак груп параметрів, які отримано за результатом імплементації сукупності методів на основі фізичних моделей, методів аналізу часових рядів, у тому числі з

екстракцією нелінійних ознак процесів, методів на основі нечіткої регресії, експертного оцінювання.

Мережеву схему інформаційного процесу ІП4* для випадку алгоритму для лінійно нероздільних даних наведено на рис. 6.9.

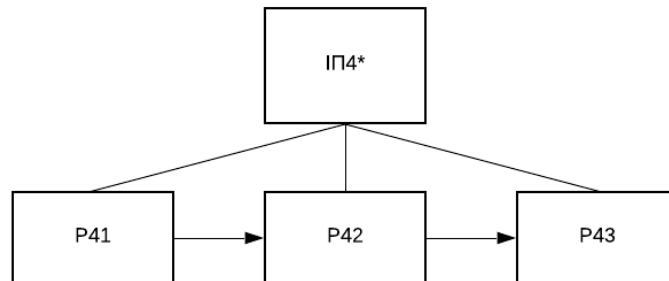


Рисунок 6.9 – Мережева схема інформаційного процесу ІП4*

ІП4* складається з трьох підпроцесів:

P41 – процедури екстракції інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів, що складаються з часових рядів та даних експертного оцінювання (рис. 6.10);

Завдання видобування інформативних параметрів для різних груп гетерогенних даних послідовно викладено у другому, третьому та четвертому розділах дисертаційної роботи. Його вирішення ґрунтується на чотирьох групах моделей та методів, кожна з яких реалізується у вигляді відповідної операції:

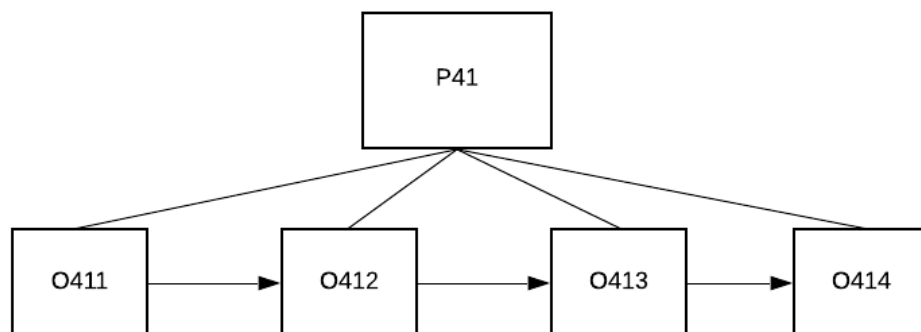


Рисунок 6.10 – Мережева схема підпроцесу P41

О411 – ознаки, які отримуються в результаті застосування методів на основі фізичних моделей. В свою чергу дана операція складається з наступних дій (рис. 6.11):

А4111 – розрахунок коефіцієнту k_2 за допомогою моделі Рьохрера [138];

А4112 – обчислення коефіцієнту R_{100} згідно моделі К. Наїто [356];

А4113 – визначення величини R2 відповідно до моделі Бромса [8];

А4114 – розрахунок величин R_{eff} та VR згідно до моделі К. Вогта [135];

А4115 – обчислювання безрозмірного коефіцієнту ξ_{Re} [275];

А4116 – розрахунок величини еквівалентного діаметру каналу нерегулярної форми d_{eq} [275].

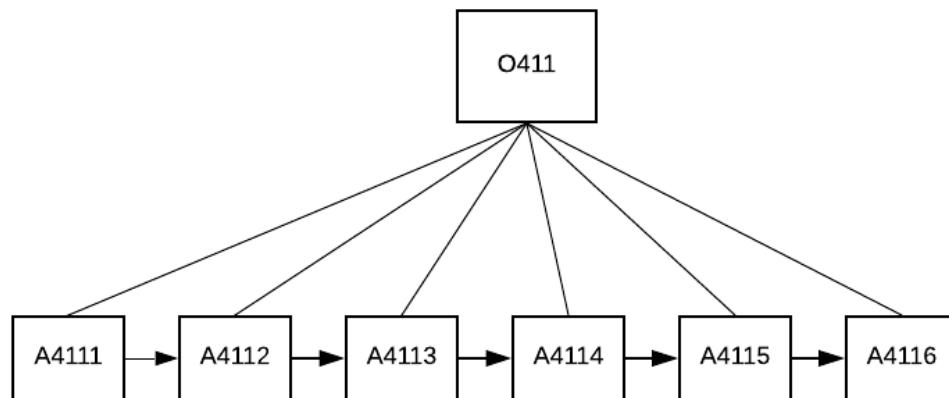


Рисунок 6.11 – Мережева схема операції О411

О412 – лінійні ознаки, які отримуються в результаті застосування методів аналізу часових рядів на основі статистичного і спектрального аналізу. Дана операція складається з наступних дій (рис. 6.12):

А4121 – розрахунок величини максимального потоку інспіраторної фази PIF

А4122 – обчислювання амплітуди інспіраторної фази AIF ;

А4123 – середнє значення прискорення інспіраторної фази $MIFA$;

А4124 – повний об'єм інспіраторної фази TIV ;

А4125 – обчислення коефіцієнту асиметрії k_a ;

А4126 – розрахунок коефіцієнту ексцесу k_e ;

А4127 – розрахунок коефіцієнту амплітуди k_{am} ;

A4128 – обчислення коефіцієнту відношення часу максимальної амплітуди інспіраторної фази до часу інспіраторної фази r_i ;

A4129 – розрахунок коефіцієнту форми F_f , який є відношенням середньоквадратичне значення сигналу до його середнього арифметичного;

A4121* – визначення гармоніки α за допомогою плаваючого порогового критерію;

A4122* – обчислення середнього значення енергії сигналу β .

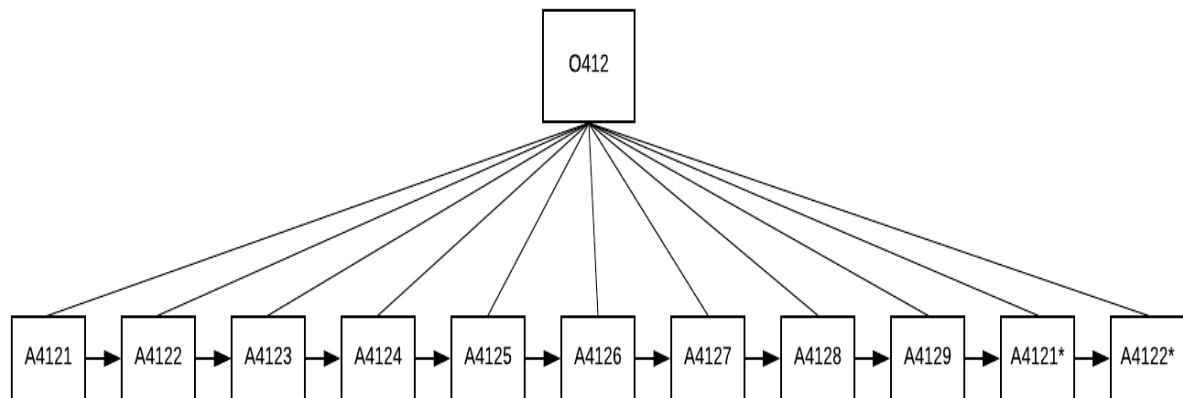


Рисунок 6.12 – Мережева схема операції O412

O413 – нелінійні ознаки, які отримуються в результаті застосування методів аналізу часових рядів на основі фрактального аналізу. Дана операція складається з наступних дій (рис. 6.13):

A4131 – розрахунок показника Херста;

A4132 – обчислення кореляційної розмірності CD ;

A4133 – обчислення «box counting» розмірності BCD ;

A4134 – розрахунок розмірності Хігучи HFD ;

A4135 – обчислення старшого показника Ляпунова λ ;

A4136 – обчислення величини апроксимованої ентропії AE .

O414 – ознаки, які отримуються в результаті застосування методів аналізу експертних оцінювань. Дана операція складається з наступних дій: (рис. 6.14)

A4141 – відбір групи експертів;

A4142 – обчислення коефіцієнту компетентності експерта;

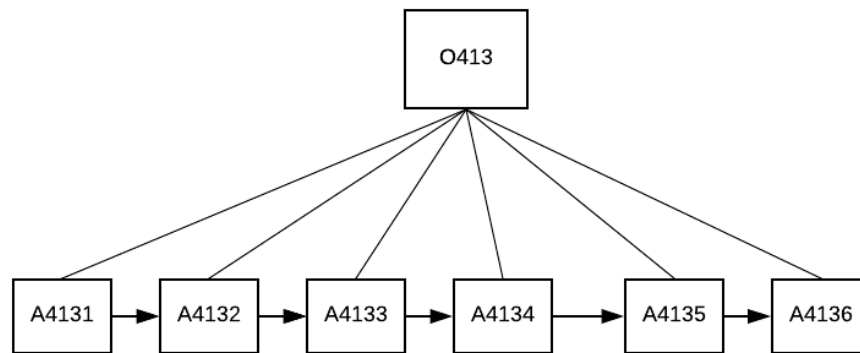


Рисунок 6.13 – Мережева схема операції O413

A4143 – експертне оцінювання у формі складання описів КТ зображень, які формує лікар-радіолог *CTD* ;

A4144 – виявлення шляхом опитування історії захворювань у родині *PH* ;

A4145 – фактор куріння *SM* ;

A4146 – наявність алергічного компоненту *AL* ;

A4147 – дані опитування за допомогою суб'єктивної аналогової шкали *VAS* .

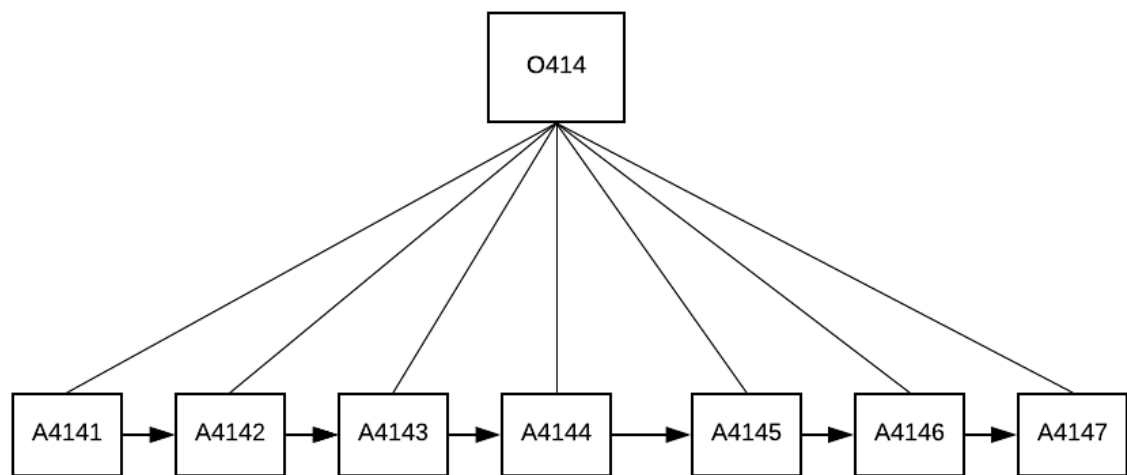


Рисунок 6.14 – Мережева схема операції O414

P42 – процедури відбору інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів які наведено на рис. 6.15;

Завдання відбору інформативних ознак для різних груп даних детально викладено у п'ятому розділу дисертаційної роботи. Його вирішення ґрунтується на моделях та методах теорії інформації і нечіткої регресії. Інформаційний підпроцес P42 складається з наступних операцій:

O421 – відбір ознак за допомогою комбінації моделі нечіткої регресії та методу найменших кутів LARS;

O422 – відбір у групі ознак часових рядів за допомогою CFS-методу;

O423 – відбір у групі нелінійних ознак часових рядів за допомогою CFS-методу;

O424 – відбір ознак у групі експертних оцінок за допомогою методу IG.

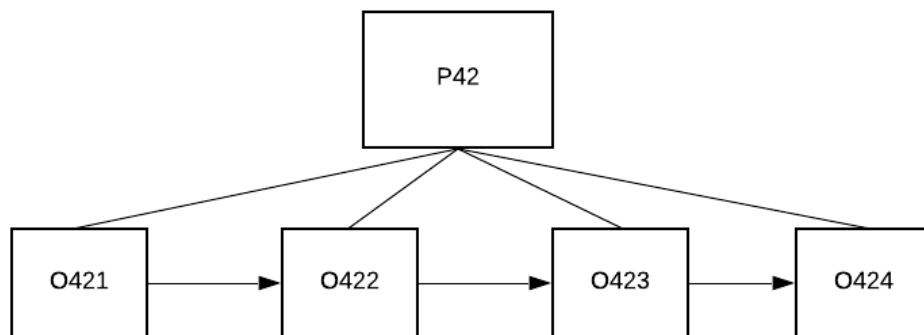


Рисунок 6.15 – Мережева схема підпроцесу P42

P43 – підпроцес синтезу моделі на основі обчислювального інтелекту, який містить наступні операції (рис. 6.16):

O431 – процедура перевірки вибірки на лінійну розділимість;

O432 – вибір алгоритму класифікації, який містить наступні дії:

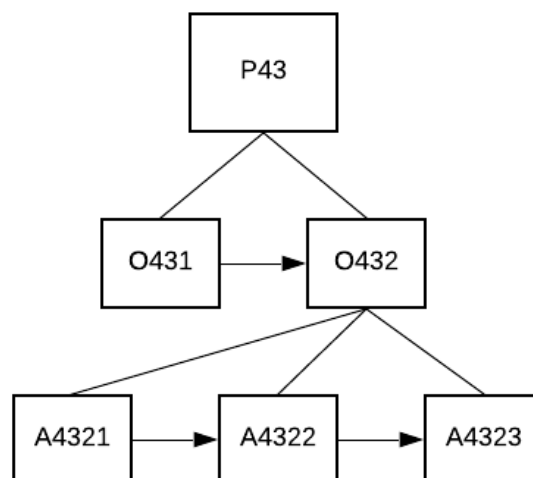


Рисунок 6.16 – Мережева схема підпроцесу P43

A4321 – обчислення параметру регуляризації C ;

A4322 – розрахунок параметру ядра γ ;

A4323 – реалізація процедури класифікації на основі обраного алгоритму.

Інформаційний процес ПІ5 складається з операцій збереження результатів відповідно до прийнятого ОПР рішення. Результати оформлюються у висновок згідно з формами документації предметної області.

Таким чином, синтезована інформаційна технологія раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах [192] в нотації IDEF0 наведена на рис. 6.17. У даному випадку нотація IDEF0 є найкращим вибором для формалізації функціонального моделювання та графічної інтерпретації процесів раннього виявлення розладнань та планування оперетивних втручань ринологічного профілю, що дозволяє підвищити рівень розуміння предметної області.

Взаємодія процесів між собою (*ISIP*) забезпечується функціонуванням ІСПР та інтерпретується за допомогою діаграми потоків даних.

Таким чином, взаємодія процесів між собою (*ISIP*) може бути формалізована за допомогою виразу:

$$ISIP = \langle TS, DP, DA, RP \rangle, \quad (6.4)$$

де *TS* - інформаційні процеси перетворення даних у ознаки розладнання, *DP* - інформаційні процеси вибору параметрів моделі визначення розладнань, *DA* - інформаційні процеси вибору алгоритму, *RP* - інформаційні процеси генерації рекомендацій для ОПР.

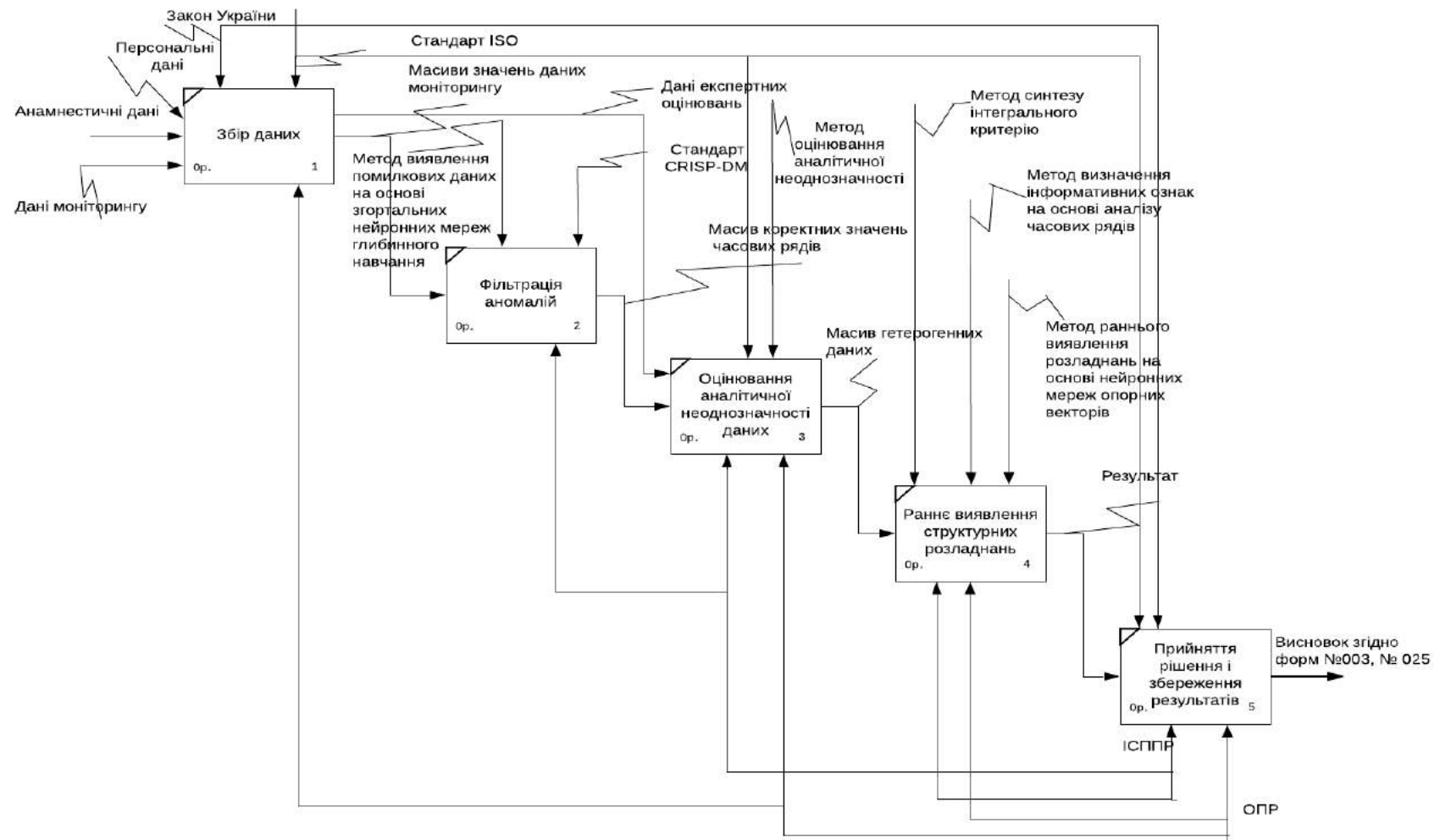


Рисунок 6.17 – Інформаційна технологія раннього виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах

Дані що обробляються у ІТ є сукупністю даних клініко-інструментальних досліджень, а саме даних риноманометрії, комп'ютерної або магнітно-резонансної томографії, також реєструються персональні дані пацієнта, які зберігаються у базі даних ІСППР.

Процес збору даних реалізується на основі діючого законодавства про зберігання та використання персональних даних.

Процес збереження результатів здійснюється на основі затверджених Міністерством охорони здоров'я форм медичної документації (форми № 003, № 025).

Інформаційна технологія реалізована у ІСППР, архітектура якої представлена у цьому розділі.

6.3 Інформаційна технологія планування оперативних втручань

Етапи методу побудови ІТ виявлення розладнань можуть бути адаптовані до використання у випадку побудови ІТ планування оперативних втручань. Основні відмінності полягають у тому, що на другому етапі створюється підсистема планування оперативних втручань, на п'ятому застосовуються математичні моделі CFD – аналізу та ін. Оскільки жодна з існуючих систем планування не враховує результати аналізу фізичних процесів, які є відображенням функціонування деяких фізіологічних систем організму, та враховуючи проведені експериментальні дослідження разом із медичними установами Німеччини, Латвії та Австрії, зроблено висновок про доцільність інтеграції CFD-аналізу у комп'ютерні системи планування оперативних втручань. CFD є потужним діагностичним інструментом, використання якого дозволяє замінити фізичні експерименти численними. Це майже єдиний вихід у випадку важко досяжних для дослідження областей, таких як наприклад лобні пазухи у ринології. Разом з цим CFD має деякі обмеження та недоліки [357], які

доцільно подолати використанням додаткової діагностичної інформації від гетерогенних джерел. Також, незважаючи на достатню кількість робіт в цій області, однозначна інтерпретація результатів моделювання для деяких випадків втручань поки що відсутня, але разом з тим існує перелік патологічних станів, які можна диференціювати за допомогою даного виду аналізу. Робота над стандартизацією використання CFD для задач медичної діагностики триває.

Перейдемо до побудови інформаційної технології планування оперативних втручань згідно моделі (6.1). Структуру даних також обрано таблична, але на відміну від попередньої ІТ дана ІТ оперує матрицями медичних зображень КТ-сканів та багатомірними часовими рядами.

Комплекс математичних моделей і методів складається з груп методів побудови тривимірних моделей на основі зображень КТ-сканів, моделей математичної фізики, а саме на основі рівнянь гідродинаміки [272], на базі яких здійснюється розрахунок потокових процесів та їх характеристик, моделей режиму повітряного потоку (SST-модель та ін.), а також комплексу методів чисельного моделювання (метод кінцевих елементів та ін.).

ІТ, що розробляється [206] складається з наступних процесів: ІП1 – постобробка КТ-сканів, ІП2 – побудова тривимірної моделі, ІП3 – моделювання на основі CFD, ІП4 – прийняття рішення про корекцію моделі, ІП5 – формування рекомендацій щодо оперативного втручання. Схема ІТ наведена на рис. 6.18:

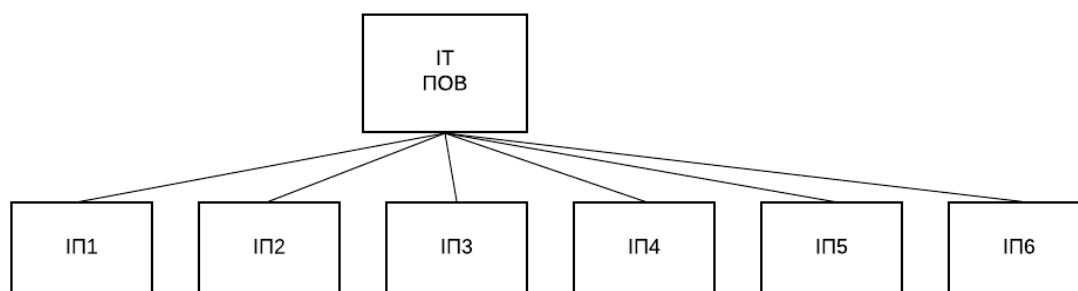


Рисунок 6.18 – Структура інформаційної технології планування оперативних втручань

Інформаційний процес ІП1 складається з підпроцесів (рис 6.19):

P11 – обробка зображень КТ-сканів для згладжування імпульсного шуму за допомогою медіанного фільтру;

P12 – формування сегментованого зображення за допомогою порогового фільтру;

P13 – морфологічна фільтрація для виділення контуру структур, який містить операції:

O131 – визначення коефіцієнту ослаблення в одиницях Хаунсфілда;

O132 – розрахунку елементів матриці зображення;

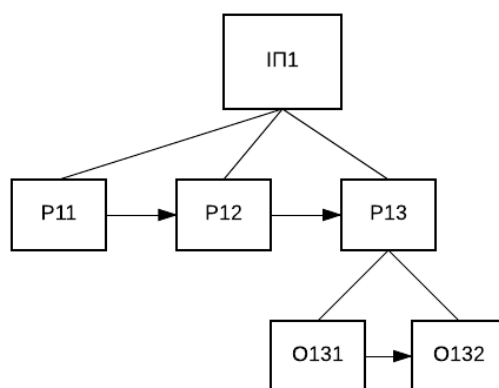


Рисунок 6.19 – Мережева схема процесу ІП1

Інформаційний процес фільтрації аномалій реєстрації даних медичних зображень ІП2 за допомогою згортальних нейронних мереж глибокого навчання [355], (рис. 6.20) містить чотири підпроцеси та чотири операції.

P21 – обчислення елементів матриці;

P22 – визначення оптимального значення найбільш інформативних ознак, яка складається з наступних операцій:

O221 – визначення оптимального параметру роздільної здатності зображення за допомогою метода «Random forest»;

O222 – визначення оптимального параметру роздільної здатності зображення за допомогою метода «Decision tree»;

P23 – візуалізація відфільтрованих зображень.

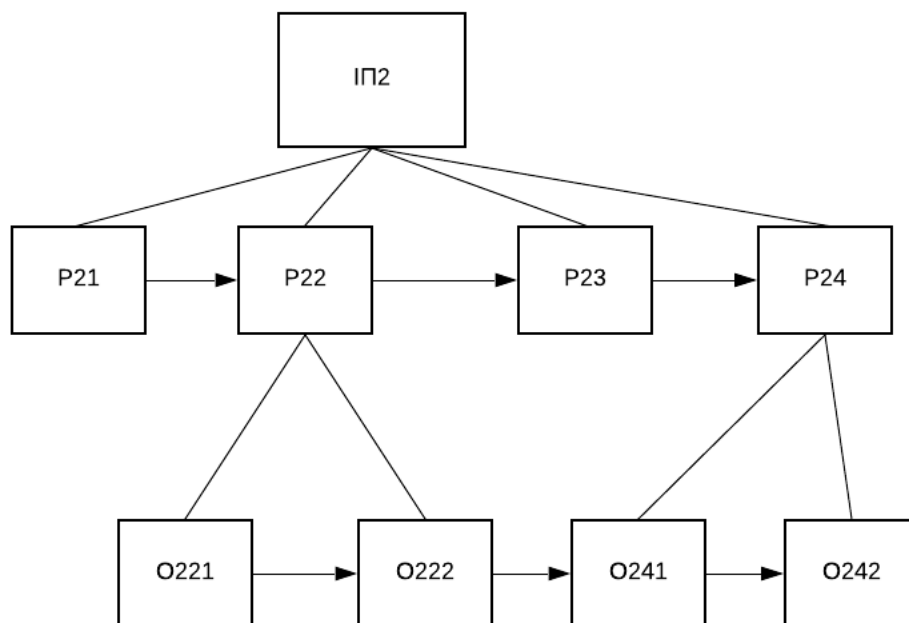


Рисунок 6.20 – Мережева структура інформаційного процесу ІП2

P24 – підпроцес виявлення розладнань шляхом класифікації отриманих зображень за допомогою глибоких згортальних нейронних мереж, який містить такі операції:

O241 – визначення параметрів згортальної нейронної мережі глибинного навчання (кількості шарів, типу шарів, кількості фільтрів);

O242 – застосування алгоритму класифікації згідно обраної архітектури мережі та параметрів, які розраховані, в результаті чого отримуються масиви коректних значень зображень КТ.

Інформаційний процес ІП3 складається з підпроцесів (рис. 6.21):

P31 – процедури рендерингу тривимірної моделі, яка містить операцію

O311 – вибір алгоритму рендерингу тривимірної моделі

O312 – згладжування поверхні отриманої об'ємної моделі;

P32 – процедури побудови сітки моделі, яка складається з операцій:

O321 – вибору основного типу сітки (трикутна, полігональна та ін.);

O322 – вибору типу сітки ділянок надто складної геометрії тривимірної моделі);

O323 – корекція та удосконалення сітки;

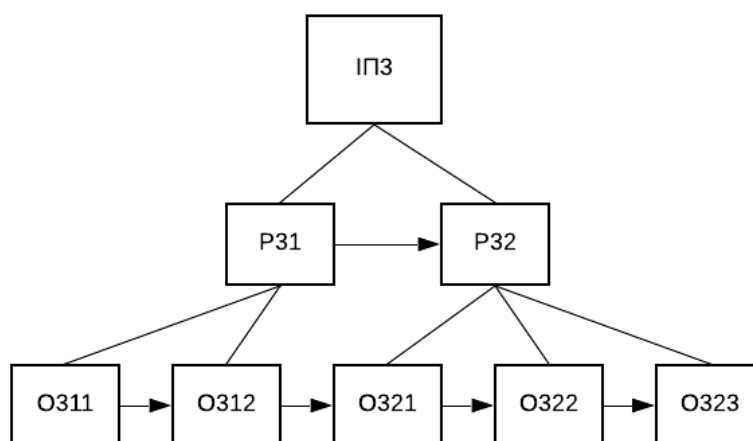


Рисунок 6.21 – Мережева схема процесу ІП3

Інформаційний процес ІП4 складається з підпроцесів (рис. 6.22):

Р41 – завдання граничних умов (на вході т виході тривимірної моделі, на її стінках);

Р42 – вибір моделі на основі рівнянь математичної фізики;

О421 – завдання режиму течії в каналі (ламінарний, турбулентний, транзитний);

О422 – розрахунок і завдання параметрів моделі;

Р43 – вибір моделі чисельного моделювання (на основі кінцевих елементів або кінцевих об'ємів та їх модифікацій);

Р44 – проведення моделювання;

О441 – збереження результатів моделювання;

О442 – візуалізація отриманих графічних залежностей.

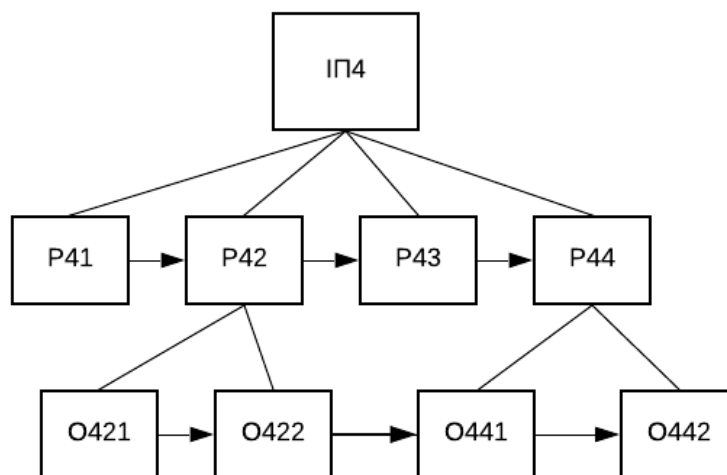


Рисунок 6.22 – Мережева схема процесу ІП4

Інформаційний процес ІП5 складається з підпроцесів, (рис. 6.23):

P51 – корекції геометричної конфігурації тривимірної моделі;

O511 – корекція сітки основної моделі;

O512 – корекція сітки складних ділянок;

P52 – формування плану втручання;

Інформаційний процес ІП6 являю собою формування рекомендацій та їх оформлення згідно діючим стандартам медичної документації.

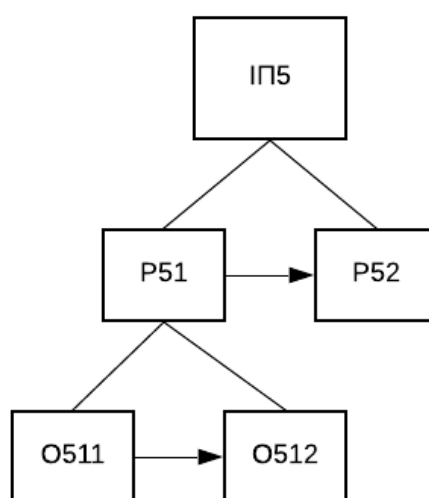


Рисунок 6.23 – Мережева схема процесу ІП5

Інформаційний процес ІП6 призначено для формування рекомендацій щодо оперативного втручання відповідно до медичних форм та протоколів хірургічних втручань.

Таким чином, синтезована інформаційна технологія планування оперативних втручань [206] в нотації IDEF0 наведена на рис. 6.24.

Взаємодія процесів між собою (*ISIP*) забезпечується функціонуванням підсистеми планування оперативних втручань ІСПР та візуалізується за допомогою діаграми потоків даних. Взаємодія процесів між собою (*ISIP**) може бути формалізована за допомогою виразу:

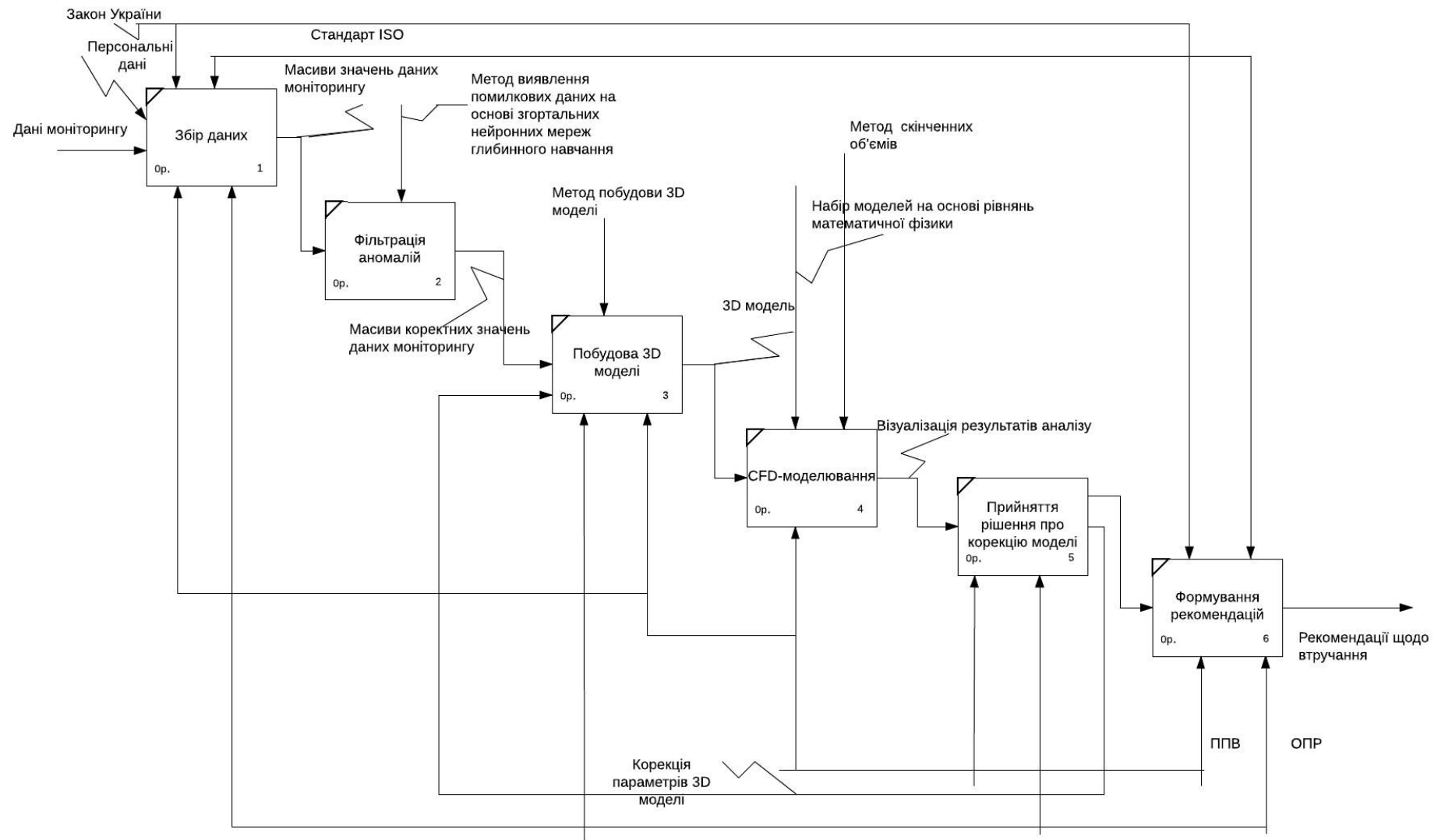


Рисунок 6.24 – Інформаційна технологія планування оперативних втручань

$$ISIP^* = \langle TI, MT, VP, RC \rangle \quad (6.5)$$

де *TI* - інформаційні процеси формування масивів значень медичних зображень для побудови на їх основі 3D моделі каналу нерегулярної форми, *MT* - інформаційні процеси імпорту 3D моделі у формат *STL для проведення CFD-аналізу, *VP* - забезпечення процесів візуалізації (графічний інтерфейс користувача), *RC* - інформаційні процеси генерації рекомендацій для ОПР щодо корекції моделі або проведення оперативного втручання.

Дані що обробляються у ІТ є сукупністю даних клініко-інструментальних досліджень, а саме даних комп'ютерної або магнітно-резонансної томографії, які є анонімизовані, але окремо також реєструються персональні дані пацієнта, які зберігаються у базі даних ІСППР. Отже вихідними даними для обробки є дані СТ-скани у форматі DICOM. Стандарт DICOM дозволяє вирішити завдання інтеграції на основі відкритої архітектури. DICOM дозволяє організувати пересилання даних по мережі та їх автоматичну обробку. Як результат значно зменшується час підготовки та проведення досліджень, управління зображеннями і відповідною інформацією. У якості правил, що регламентують вимоги до виконання відповідних функцій використовуються стандарт обміну, управління та інтеграції електронної медичної інформації HL7 (Health Level 7) та ринологічний стандарт «ISCOANA» [134, 201].

Інформаційна технологія є технологією раннього планування та реалізується у підсистемі планування оперативних втручань ринологічної інформаційної системи. Дана підсистема зв'язана з базою знань та блоком прийняття рішень, до якого входить комплекс математичних моделей обчислювального інтелекту, статистики, теорії прийняття рішень та ін

Використання ІТ дозволяє запобігти ускладненням післяопераційного періоду, а також, що є найважливішим моментом, уникнути непотрібних хірургічних втручань. ІТ реалізована у підсистемі планування оперативних втручань ІСПР, архітектура якої представлена у наступному розділі.

6.4 Висновки за розділом

1. Розроблено метод побудови інформаційної технології предметної галузі, основним завданням якого є забезпечення процесів діагностики та планування оперативних втручань у ринології. Метод є загальним для проектування ринологічних інформаційних технологій і відрізняється завданням предметної галузі, відповідно до якого обирається математичний апарат для обробки даних та розробляються інформаційні процеси.
2. Розроблено інформаційну технологію раннього виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах шляхом розробки інформаційних процесів обробки гетерогенних даних на основі методів обчислювального інтелекту, які дозволяють запобігти використанню некоректних даних вимірювань та реалізовувати виявлення структурних розладнань. Впровадження інформаційної технології дозволяє забезпечувати превентивні заходи.
3. Розроблено інформаційну технологію планування оперативних втручань, шляхом інтеграції інформаційного процесу чисельного моделювання на основі CFD-аналізу, що дозволяє отримувати додаткову значиму інформацію, яка є основою процесу планування оперативного втручання та впливає на його результативність. Впровадження даної інформаційної технології дозволяє підвищити ефективність оперативних втручань у ринології та запобігти непотрібним втручанням.

Список використаних джерел у даному розділі наведено у повному списку використаних джерел під номерами [8, 24, 25, 41-47, 135, 138, 192, 206, 272, 275, 346-357].

7. ПРОГРАМНО-АПАРАТНА РЕАЛІЗАЦІЯ РОЗРОБЛЕНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

У попередніх розділах розроблено моделі, методи і інформаційні технології на їх основі для вирішення завдань виявлення розладнань та планування оперативних втручань. Даний розділ присвячено їх експериментальній реалізації.

7.1 Розробка архітектури ринологічної інформаційної системи

Передумовами розробки ринологічної інформаційної системи, як реалізації завдання створення єдиного інформаційного простору предметної області, є такі фактори, як наявність великої кількості гетерогенних даних, необхідність застосування імітаційного *in-silico* моделювання з метою вдосконалення процесу планування оперативних втручань, а також відсутність компонентної архітектури медичних інформаційних систем ринологічного профілю, що не дозволяє забезпечити процес обробки даних з різних джерел інформації. Існуючі системи [358-360] є локальними ресурсами не взаємодіючими між собою, які реалізують окремий діагностичний метод.

Ринологічна інформаційна система, що розроблюється у дисертаційній роботі являє собою сукупність програмно-технічних засобів, призначених для автоматизації процесів виявлення розладнань, планування оперативних втручань, а також інших діагностично-лікувальних процесів ринології. Основні функціональні можливості системи полягають у забезпеченні: інформаційної підтримки процесів діагностики та планування; забезпеченні діяльності лікарів, які можуть користуватися протоколами ведення оперативних втручань та діагностичних процедур, а також створювати нові та корегувати існуючі, вести персональний облік пацієнтів,

облік медичних послуг, наданих пацієнтам, здійснювати реєстрацію та обробку медичних статистичних даних, що в свою чергу забезпечить проведення профілактичних оглядів; забезпеченні процесу підтримки прийняття рішень шляхом використання баз знань та методів на основі обчислювального інтелекту; реалізації інформаційного обміну між інформаційними системами домену охорони здоров'я.

Для реалізації вищенаведених функціональних можливостей пропонується розробити сервіс-орієнтовану архітектуру ринологічної інформаційної системи. Відповідно до сервіс-орієнтованої парадигми доступ до даних здійснюється за допомогою мікросервісів на основі використання сервісу «Web-Service Gateway» [361]. Модулі системи реалізовані з використанням широкого діапазону мов програмування, баз даних, баз знань, програмно-апаратних засобів та програмного забезпечення [136, 196, 205]. Система містить модулі введення, виведення, зберігання, обробки та аналізу інформації, також вона може бути інтегрована у робоче місце спеціаліста в умовах лікарні та інших закладів охорони здоров'я. Медичні спеціалісти взаємодіють з платформою інформаційної системи через графічний веб-інтерфейс користувача.

Процес керується базою знань, яка містить бізнес-правила, інструкції, словники, експертні знання, описи діагнозів, анотовані реконструкції 3D-моделей носової порожнини, документацію клінічних випадків. Вони використовуються протягом процесів виявлення розладнань, побудови тривимірних моделей та проведення CFD-моделювання, що є складовою процесу планування. Технічні засоби які взаємодіють з системою є сукупністю КТ-сервісів, тобто центрів комп'ютерної і магнітно-резонансної томографії, окремі сервіси реалізації CFD-моделювання, апаратні засоби у вигляді риноманометрів, ринометрів, ринофлуометрів, пристроїв для оцінювання стану функції остіомеатального комплексу тощо. Гетерогенні дані з якими працює система являють собою дані часових рядів нестационарних квазіперіодичних процесів у форматі *csv, дані КТ або МРТ

формату DICOM, тривимірні моделі у форматі *STL, експертні оцінювання та результати суб'єктивного оцінювання за допомогою спеціалізованих шкал у текстовому форматі. Система взаємодіє з низкою біологічних і технічних агентів. Враховуючи той факт, що галузь є міждисциплінарною, до складу біологічних агентів входять фахівці інженерних та медичних спеціальностей, а також безпосередньо пацієнти-користувачі.

У таблиці 7.1 наведено перелік біологічних агентів системи.

Таблиця 7.1 – Перелік біологічних агентів системи

Експерти	Сервіси: «Хірургія», «Діагностика»	Пацієнти – користувачі сервісів	Забезпечення підтримки сервісів
1. Фахівці в галузі CFD - аналізу 2. Фахівці 3D – моделювання 3. IT-експерти 4. Лікарі	1. Хірурги 2. Молодший медичний персонал 3. Лікарі-клініцисти	1. Пацієнти шпиталів 2. Пацієнти приватних лікарень	1. Інженери (біомедичного та IT профілей) 2. Керівники 3. Бізнес-експерти 4. Лікарі

Структурну схему інформаційної системи наведено на рис. 7.1

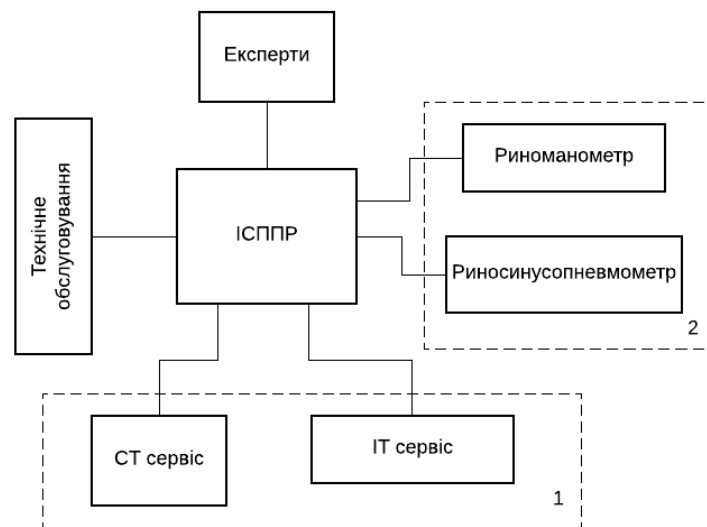


Рисунок 7.1 – Структурна схема ринологічної інформаційної системи

1 – сервіси, 2 – програмно-апаратні засоби – джерела даних.

Далі наведено перелік технічних агентів системи:

- Веб-браузер – забезпечує доступ і контроль сервісів і технічних засобів системи;
- Веб-сервіс (Web Service Gateway & Portal) - забезпечує доступ для біологічних агентів;
- Сервіс КТ – зовнішній сервіс, що забезпечує отримання КТ-сканів та їх передавання до системи;
- Сервіс КТ-постобробка – реалізує операції цифрової обробки зображень, реконструкції тривимірних моделей та їх підготовку до моделювання та печаті;
- Сервіс CFD-моделювання – забезпечення in-silico моделювання та його валідації;
- Облачний сервіс (Cloud Bursting) – реалізує обчислення CFD-аналізу у випадку потреби додаткових обчислювальних потужностей;
- Сервіси in-vivo вимірювань – апаратні засоби, що реалізують проведення риноманометрії та ін.;
- Сервіс отримання даних від апаратних засобів;
- Зовнішній сервіс in-vitro моделювання;
- Сервіс отримання даних експериментального моделювання;
- Сервіс керування базами знань та базами даних;
- Сервіс статистики і агрегації –реалізація обробки і оцінювання даних, які потрапляють у базу даних;
- Аутентифікація та управління потоками даних, включаючи бізнес-процеси.

Технічні агенти взаємодіють з системою шляхом використання даних, які зберігаються у сховищах КТ-сканів, даних тривимірних моделей, базах знань предметної області, які представлені у вигляді онтологій, баз даних, які генеруються різними процесами, такими як CFD-моделювання, дані риноманометричних вимірювань та експериментальних досліджень за допомогою in-vitro моделювання.

Детальна візуалізація архітектури верхнього рівня наведена на рис. 7.2.

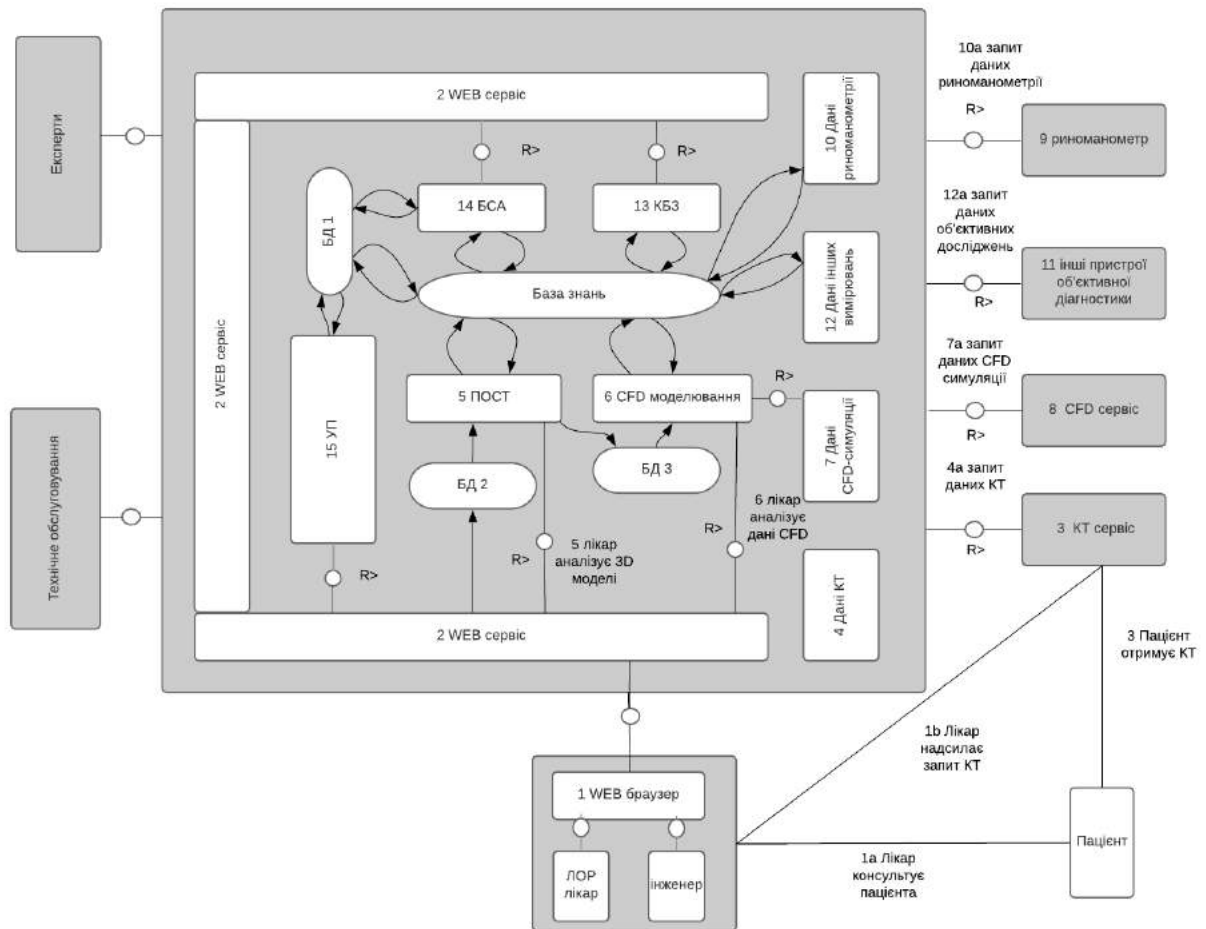


Рисунок 7.2 – Архітектура ринологічної інформаційної системи в нотації ТАМ

1- Web-браузер, Web-сервіс, 3 – КТ-сервіс, 4 – дані КТ, 5 – постобробка КТ-зображень, 6 – CFD-моделювання, 7 – дані CFD-моделювання, 8 – CFD-сервіс, 9 – риноманометр, 10 – дані риноманометрії, 11 – інші пристрої об'єктивної діагностики, 12 – дані інших вимірювань, 13 – керування базою знань, 14 – блок статистики та агрегації, 15 – управління потоками.

Для реалізації бази знань використовуються методи та системи, які можна знайти у відкритому доступі, відповідно до міжнародних стандартів. З цією метою будуть використовуватися стандартні системи управління базами даних на основі реляційних баз даних, які містять метадані, відформатовані в JSON (наприклад, представлення процесів діагностики, бізнес-процесів або словників). Також можуть бути використані системи типу «Protégé» [362] або «Tematres» [363] для управління структурованими словниками. Графічний

інтерфейс користувача для доступу розроблений та керований «WebDesigner» [364], який заснований на JavaScript [365], також для розробки застосовані елементи HTML5 та CSS3 [366]. Доступ до баз даних забезпечується сервісом WebServices, за допомогою стандартних протоколів REST та конвенції обміну даними JSON [367]. Механізми висновку та процеси машинного навчання взаємодіють таким чином з базою знань.

7.2 Реалізація інформаційної технології раннього виявлення розладнань

Інформаційна технологія виявлення розладнань є основою ринологічної інформаційної системи, що являє собою інтелектуальну систему підтримки прийняття рішень та реалізована у підсистемі прийняття рішень. Функціональна модель підсистеми прийняття рішень зображена в нотатії DFD на рис. 7.3.

На першому етапі після отримання даних з бази даних та їх обробки за допомогою глибоких згортальних мереж, реалізується обчислення ознак розладнань, використовуючи комплекс статистичних методів обробки даних та розроблених у роботі моделей і методів. На другому етапі реалізується бінарна класифікація розладнань за допомогою методу на основі нейромереж опорних векторів. На третьому етапі реалізується процедура інтерпретації отриманих результатів за допомогою їх графічної візуалізації для ОПР. На четвертому етапі, після отримання знань предметної галузі, необхідних для прийняття рішення експертом реалізується корекція бази знань, яка може здійснюватися як автоматизовано за допомогою алгоритмів машинного навчання, так і за участю інженера знань, який може вводити нові знання у базу.

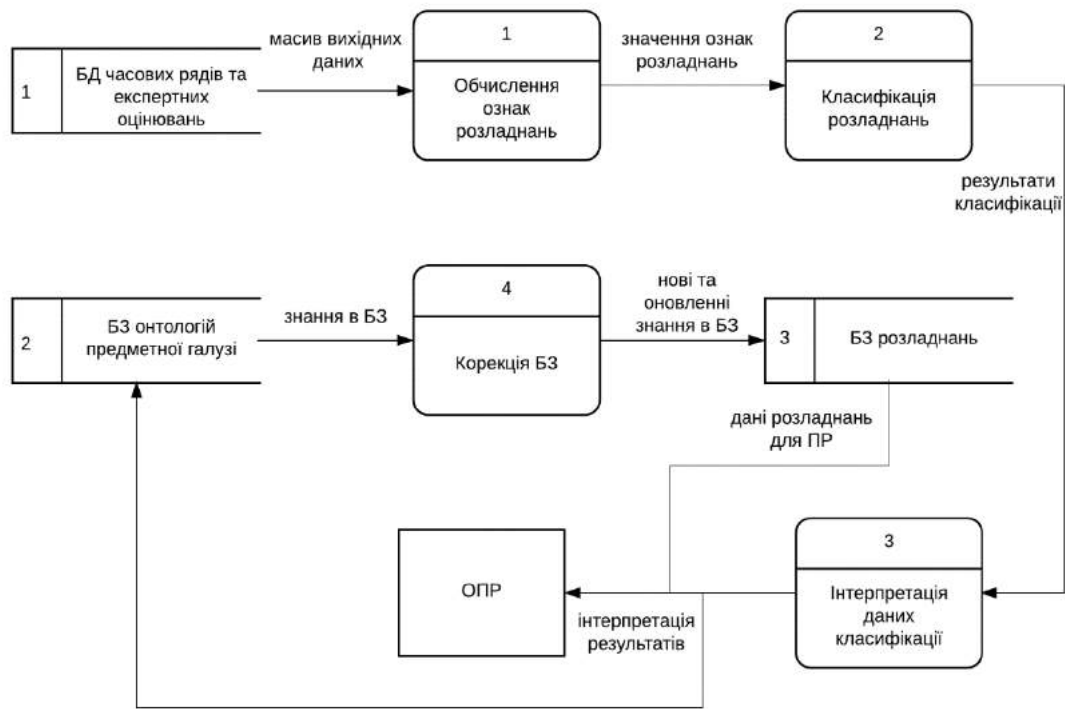


Рисунок 7.3 - Функціональна модель підсистеми підтримки прийняття рішень в нотації DFD

Таким чином формується база нових знань про розладнання. Інформаційне забезпечення підсистеми реалізується на основі логічної бази даних у вигляді діаграми сутності класів, яку наведено на рис. 7.4

БД містить 6 таблиць, опис яких наведено нижче.

Таблиця 7.2 – Patient – таблиця даних пацієнтів, яка містить дані за якими можна ідентифікувати пацієнта, а також дату реєстрації пацієнта.

Таблиця 7.3 – Measure – таблиця даних вимірювань, яка містить ID вимірювання, ID пацієнта, частоту опитування вимірювальних каналів, дату вимірювання та приналежність до типу вимірювання (наприклад «проба з деконгестантами»).

Таблиця 7.4 – Measure_values – таблиця даних вимірювань, яка містить числові значення вимірювань часових рядів тиску і витрати потоку, їх індекси.

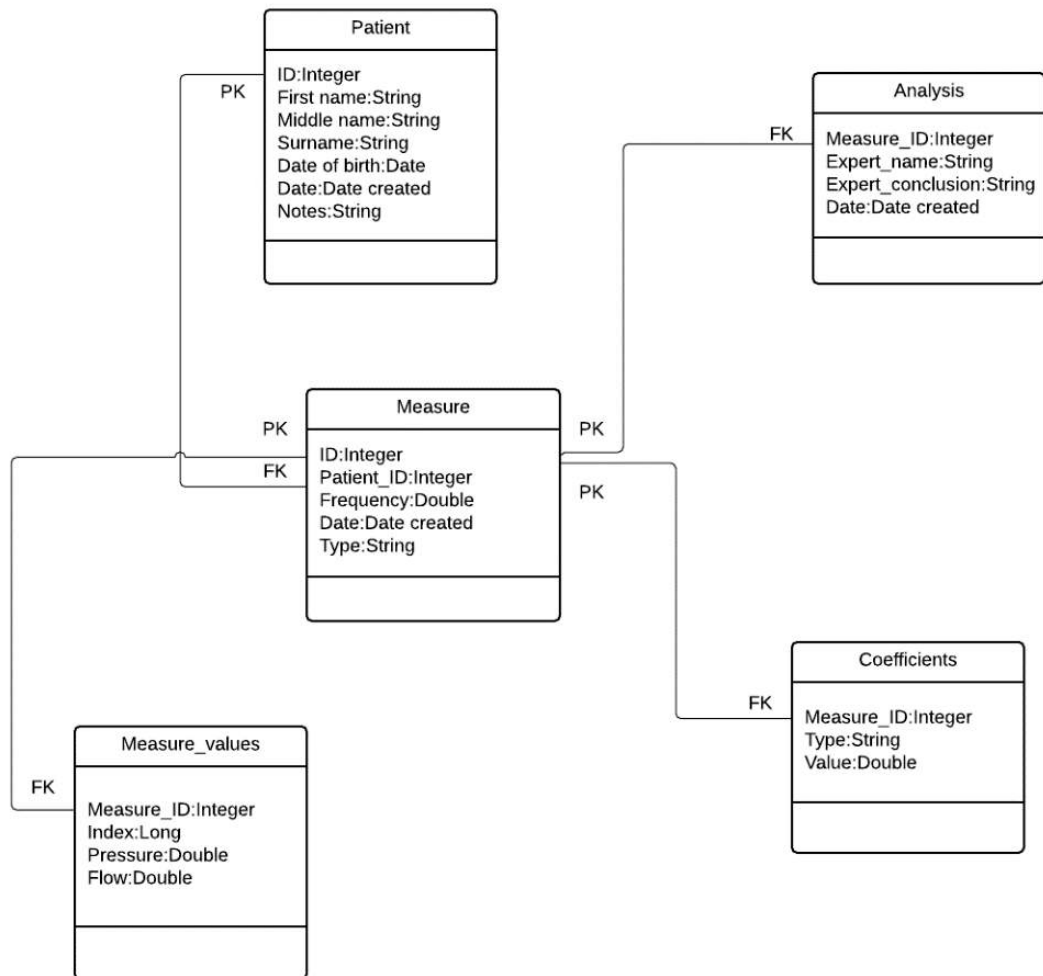


Рисунок 7.4 - Логічна структура бази даних

Таблиця 7.5 – Coefficients – таблиця, яка містить результати розрахунків значущих коефіцієнтів, позначення їх типу та прив'язку до конкретного пацієнта.

Таблиця 7.6 – Analysis – таблиця містить ID вимірювання, дані про експерта, дані експертних оцінювань, дату складання експертного заключення.

Таблиця 7.2 – Patient – таблиця даних пацієнтів

Ім'я поля	Тип поля	Опис поля
ID	Integer	ID пацієнта
First name	String	Ім'я
Middle name	String	По батькові
Surname	String	Прізвище
Date of birth	Date	дата народження
Date	Date	дата реєстрації
Notes	String	дані анамнезу

Таблиця 7.3 – Measure – таблиця даних вимірювань

Ім'я поля	Тип поля	Опис поля
ID	Integer	ID вимірювання
Patient_ID	Integer	ID пацієнта
Frequency	Double	частота опитування вимірювальних каналів
Date	Date	дата проведення вимірювання
Type	String	

Таблиця 7.4 – Measure_values – таблиця кількісних даних вимірювань

Ім'я поля	Тип поля	Опис поля
Measure_ID	Integer	ID вимірювання
Index	Long	Порядковий номер вимірювання часового ряду у кожен момент часу
Pressure	Double	дані часових рядів диференційного тиску
Flow	Double	дані часових рядів потоку

Таблиця 7.5 – Coefficients – таблиця результатів розрахунків значущих коефіцієнтів

Ім'я поля	Тип поля	Опис поля
Measure_ID	Integer	ID вимірювання
Type	String	тип коефіцієнту
Value	Double	значення коефіцієнту

Таблиця 7.6 – Analysis – таблиця аналізу даних

Ім'я поля	Тип поля	Опис поля
Measure_ID	Integer	ID вимірювання
Expert_name	String	дані експерта
Expert_conclusion	String	експертні заключення
Date	Date	

Перейдемо до програмної реалізації підсистеми підтримки прийняття рішення, яка містить функціональні можливості, які полягають у забезпеченні реєстрації, зберігання, пошуку та обробки даних пацієнтів та експертів, даних вимірювань у вигляді часових рядів, функції обчислювання інформативних ознак, які використовуються для вирішення завдання

класифікації за допомогою нейронних мереж опорних векторів візуалізації, графічних залежностей з функцією масштабування. Дані збираються та аналізуються підсистемою програмного забезпечення (C #, SQLite, платформа «.NET») у режимі реального часу.

На рис. 7.5 зображено візуалізацію вихідного вікна програми.

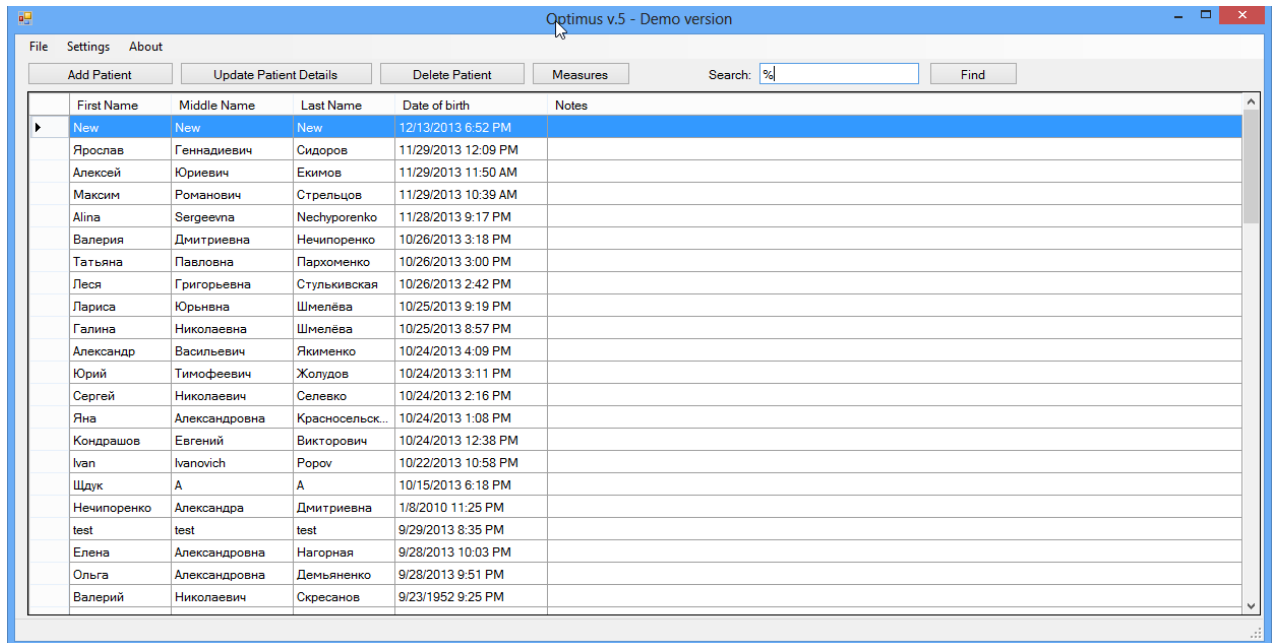


Рисунок 7.5 – Вихідне вікно вводу даних

Наступні пункти головного меню, що доступні користувачеві: «File», «Settings», «About». Пункт меню «File» містить опцію «Exit» з комбінацією «Alt x» для виходу з програми. Пункт меню «Settings» (рис. 7.6) містить службову інформацію про підключення порту обміну даними (Com-port), частоту опитування вимірювальних каналів, колірної гами, що використовується для візуалізації графічної матеріалу.

Пункт меню «About» містить інформацію про версію програмного забезпечення. Також доступні пункти верхнього меню програми: «Add patient», «Update Patient Details », «Delete Patient», «Measurements», «Search». При активації пункту «Update Patient Details » спливає вікно «Patient details» (рис. 7.7), також є можливість редагування даних.

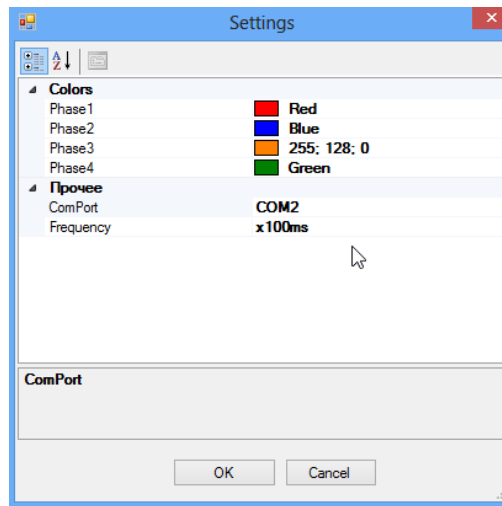


Рисунок 7.6 – Пункт меню «Settings»

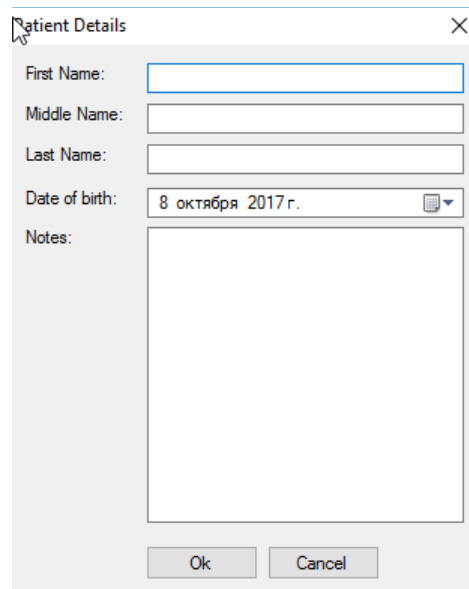


Рисунок 7.7 – Вікно меню «Patient details»

При активації пункту меню «Measurements» відображаються результати вимірювання диференційного тиску і витрати повітряного потоку у спливаючому вікні, яке наведено на рис. 7.8.

Вікно «Measurements» розділено на 2 частини: історія вимірювань та результати вимірювань. Над історією вимірювань розташовані пункти меню «New measurement», «Edit measurement».

На графічній ділянці розташовані пункти меню «Without anemization», «With anemization», «With allergic», «Cotl test», «Print», «Export», «Recalclate», «Copy result».

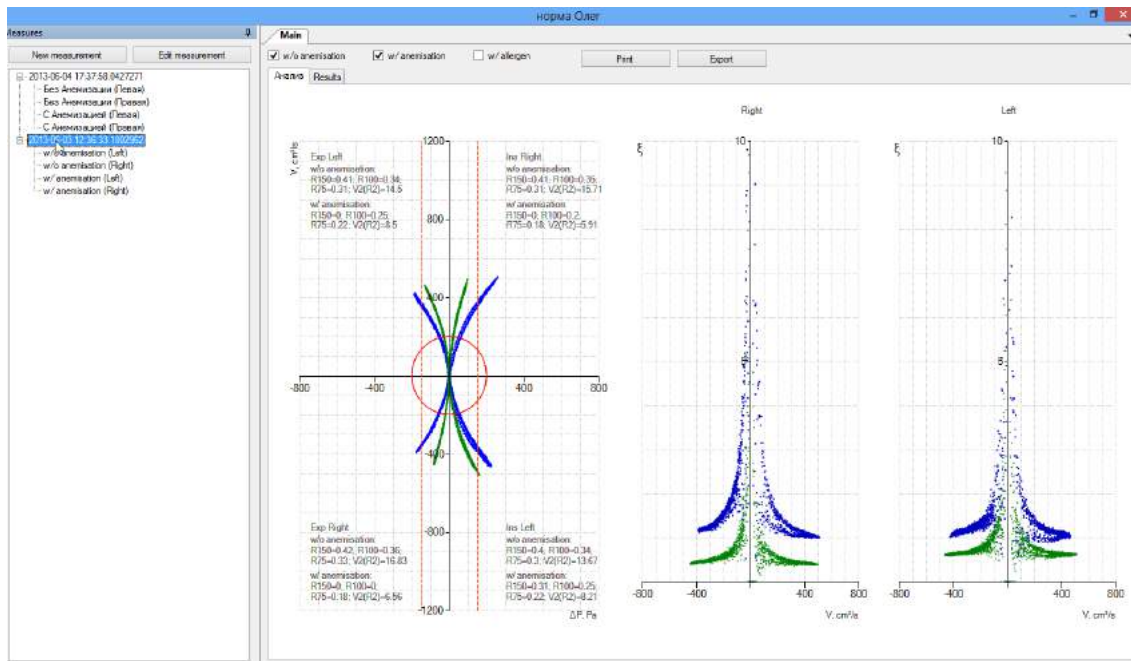


Рисунок 7.8 – Вікно «Measurements»

Візуалізація робочого вікна «New measurement» зображена на рис. 7.9.

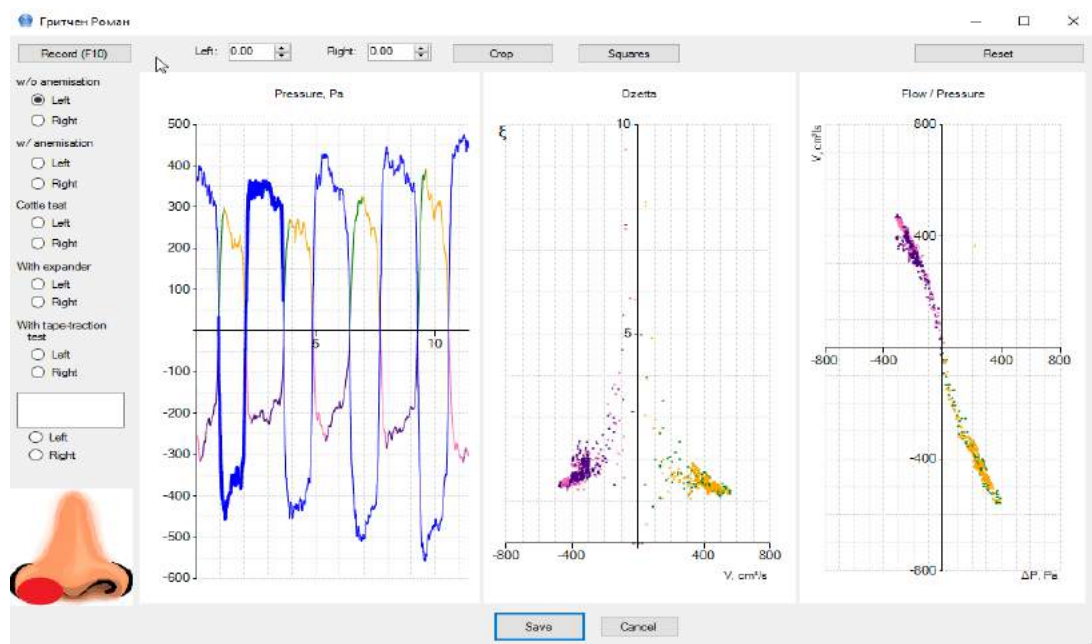


Рисунок 7.9 – Вікно «New measurement»

Дане вікно містить пункти меню: «Record (F10)», «Without anemization», «With anemization», «With allergic», «Cotl test» (для лівої і правої половин). Пункт «Save» для зберігання даних, пункт «Cancel» для видалення помилкових даних, два поля для візуалізації графічних залежностей диференційного тиску (Па) і витрати повітряного потоку (см³/с) від часу та витрати повітряного потоку (см³/с) від диференційного тиску (Па). Для

проведення нового вимірювання необхідно активізувати пункт меню «Record», після чого починається запис даних у реальному режимі часу (синім кольором позначено витрату повітряного потоку, зеленим - диференційний тиск). Пункт меню «Stop» призначений для виділення за допомогою маніпулятора миші тієї частини графіки, яка є найбільш оптимальній за думкою лікаря, а також отримана в результаті застосування методу на основі згортальних мереж глибинного навчання. При вимірюванні характеристик носового дихання для лівої половини носа, необхідно виділити опцію «Left», для правої - «Right». Передбачено 4 види риноманометричних досліджень: «Без анемізації», «З анемізацією», «З алергеном», «Тест Котла». В залежності від виду вимірювання опцій «Left» та «Right» обираються під відповідним заголовком. Після проведення вимірювань для обох половин носа необхідно натиснути опцію «Save» для збереження отриманих даних. Якщо виміри проведені некоректно, треба повторити процедуру наново, попередньо натиснувши на опцію «Cancel», яка видаляє некоректні дані. Після вибору опції «Save» відкривається основне вікно «Measurements» (рис. 7.8). Для візуалізації графічних залежностей та розрахункових параметрів носового дихання необхідно в історії вимірювань вибрати відповідний тип вимірювань, натиснувши на запис із ідентифікаційним номером, датою та часом виміру.

Пункт меню «Analysis» (рис. 7.10) основного вікна «Measurements» призначено для візуалізації графічних залежностей потоку від диференційного тиску для кожної половини носа окремо, а також залежностей гідродинамічного коефіцієнта носового опору ζ від витрати повітряного потоку \dot{V} . Пункт «Results» реалізує візуалізацію коефіцієнтів-інформативних ознак груп, $HC = \{ R_{eff}, k_2, R_{100}, VR, \zeta, R_2, d_{eq} \}$ відповідно міжнародних стандартів та груп $SC = \{ PIF, AIF, MIFA, TIV, k_a, k_e, k_{am}, r_t, F_f, \alpha, \beta \}$, що видобуваються з часових рядів нестационарних квазіперіодичних процесів.

	Metric	Ins (w/o anemisation)	Exp (w/o anemisation)	Ins (w/ anemisation)	Exp (w/ anemisation)
▶	100 Left	0.94	2.47	6.87	7.76
	100 Right	24.01	27.3	0.9	2.52
	200 Left	1.9	2.35	12.45	13.03
	200 Right	30.48	35.71	1.77	2.49
	300 Left	2.32	2.58	15.32	16.16
	300 Right	39.72	42.16	2.22	2.63
*					

	Metric	Ins (w/o anemisation)	Ins wo Qcrit1	Ins wo Qcrit2	Ins wo S1	Ins wo S2	Ins wo S3	Exp (w/o anemisation)	Exp wo Qcrit1	Exp wo Qcrit2	Exp wo S1	Exp wo S2	Exp wo S3	Ins (w/ anemisation)	Exp (w/ anemisation)
▶	K1 Left	-0.0221	41.2808	47.2591	0.2064	1641.8859	0.6697	-0.0356	62.1969	59.3805	0.7211	1351.313	3.2658	-0.0182	-0.0587
	K1 Right	0.1832	82.6756	166.0123	2.5088	1116.6281	17.6784	0.1519	45.3092	142.3879	0.5083	1037.1083	26.5914	0.0148	0.0351
	K2 Left	0.0001						0						0.001	-0.0008
	K2 Right	0.0022						-0.0031						0.0001	0
*															

Metric	R150 (w/o anemisation)	R100 (w/o anemisation)	R75 (w/o anemisation)	R150 (w/ anemisation)	R100 (w/ anemisation)	R75 (w/ anemisation)
Right Ins	0.74	0.65	0.49	0	0	0
Left Ins	0	0	0	0.4	0.31	0.26
Total Ins	0	0	0	0	0	0
Right Exp	0.76	0.65	0.6	0	0	0
Left Exp	0	0	0	0.43	0.32	0.27
Total Exp	0	0	0	0	0	0

	w/o anemisation				w/ anemisation			
	R150	R100	R75	V2(R2)	R150	R100	R75	V2(R2)
▶ Right Ins	0.74	0.65	0.49	30.48	0	0	0	1.77
Left Ins	0	0	0	1.9	0.4	0.31	0.26	12.45
Total	0	0	0	3.73	0	0	0	1.55
Right Exp	0.76	0.65	0.6	35.71	0	0	0	2.49
Left Exp	0	0	0	2.35	0.43	0.32	0.27	13.03
Total	0	0	0	2.2	0	0	0	2.09

Рисунок 7.10 – Приклади таблиць результатів розрахунків

Пункти меню «Print» та «Export» передбачають роздрукування результатів досліджень («Print») та експорту даних («Export») у формат *pdf (рис. 7.11).



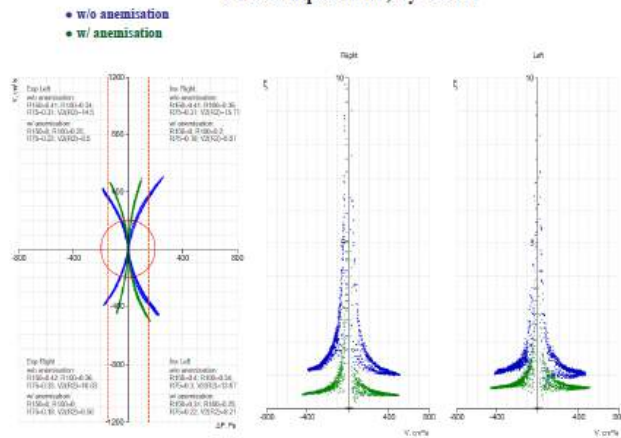
Ear, Nose & Throat Center

Kharkiv, Kulury str., 9
Tel.: (+38 057) 714 95 17
Fax: (+38 057) 705 13 49
e-mail: lorkharkov@gmail.com

16.12.2013

Rhinomanometric analysis

Patient: норма Олег, 1 years old



	w/o anemisation				w/ anemisation			
	R150	R100	R75	V2(R2)	R150	R100	R75	V2(R2)
Right Ins	0.41	0.35	0.31	15.71	0	0.2	0.18	5.91
Left Ins	0.4	0.34	0.3	13.67	0.31	0.25	0.22	8.21
Total	0.2	0.17	0.15	14.26	0	0.11	0.1	3.44
Right Exp	0.42	0.36	0.33	16.83	0	0	0.18	6.56
Left Exp	0.41	0.34	0.31	14.5	0	0.25	0.22	8.5
Total	0.21	0.18	0.16	7.79	0	0	0.1	3.7

Conclusion:

Dr. Novak O.V.

Рисунок 7.11 – Бланк результатів дослідження у форматі *.pdf.

Таким чином, реалізація інформаційної технології раннього виявлення розладнань у підсистемі підтримки прийняття рішення ринологічної інформаційної системи дозволяє забезпечувати повний цикл процесу діагностики, від реєстрації даних до отримання результатів обчислювання на основі яких ОПР приймає рішення про розладнання.

7.3 Реалізація інформаційної технології планування оперативних втручань

Інформаційна технологія планування оперативних втручань входить до складу ринологічної інформаційної системи та є основою підсистеми планування. Як було запропоновано у другому розділі роботи та формалізовано у шостому розділі, для підвищення ефективності проведення

втручання необхідно модифікувати алгоритм планування за рахунок додавання етапу імітаційного моделювання. Функціональну модель підсистеми планування оперативних втручань в нотації DFD наведено на рис.

7.12

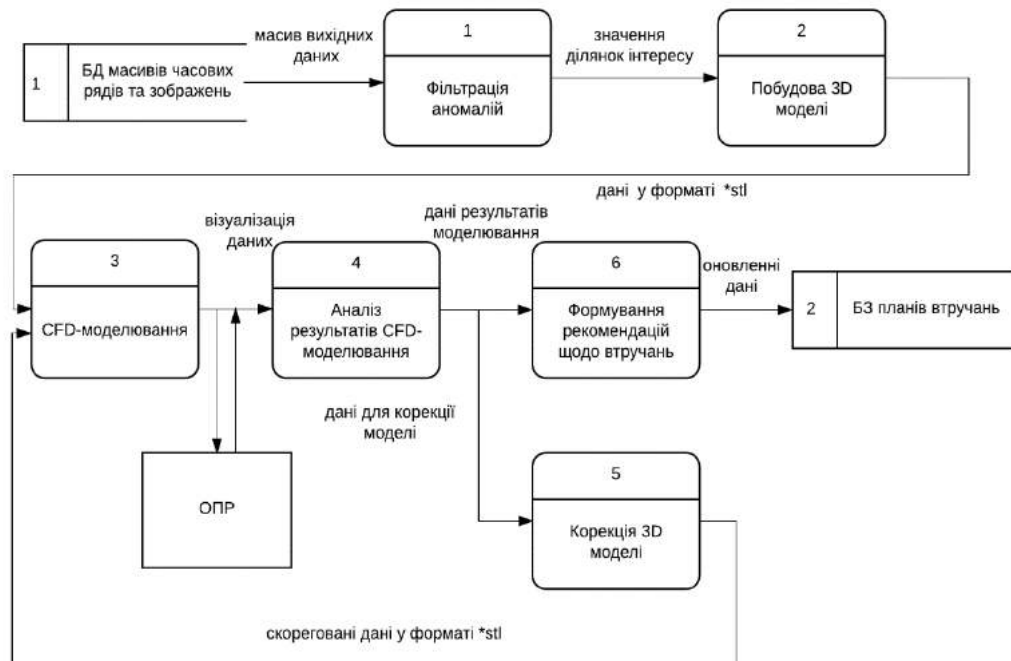


Рисунок 7.12 - Функціональна модель підсистеми планування оперативних втручань в нотації DFD

На першому етапі після отримання даних з бази даних реалізується постобробка даних КТ-зображень, використовуючи комплекс методів цифрової обробки зображень, на другому етапі реалізується побудова тривимірної моделі. Обидва етапи реалізується за допомогою програмному середовищі «3D Slicer», що розглянуто у третьому розділі. На третьому етапі реалізується CFD моделювання. Для отримання аеродинамічних характеристик тривимірної моделі можна використовувати пакети програмного забезпечення для проведення чисельного моделювання «Fluent» [368], «Ansys» [369], «Open Foam» [370] та ін. У даному випадку розрахунки проводимо у пакеті чисельного моделювання «OpenFoam», який є потужним інструментом чисельного моделювання відкритого доступу. «Open Foam» - платформа чисельного моделювання, пов'язаного з рішенням рівнянь в

приватних похідних методом кінцевих об'ємів, який використовується для вирішення задач механіки суцільних середовищ.

На четвертому етапі, виконується корекція геометричної конфігурації тривимірної моделі (якщо прийняття рішення про необхідність). Корекція геометричної конфігурації тривимірної моделі здійснюється за допомогою програми «Blender» [371] розділяються межі носового каналу: бокова поверхня, вхід і вихід [372], тобто ті межі, на яких потрібно при моделювання течії повітря задавати граничні умови.

До функцій пакету «Blender» відносяться:

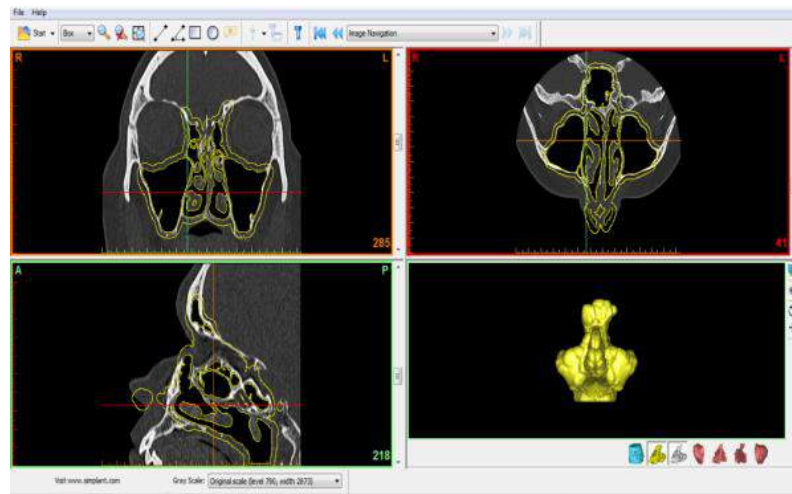
- підтримка різноманітних геометричних примітивів, включаючи полігональні моделі, систему швидкого моделювання в режимі subdivision surface, відсікання полігонів та векторні шрифти;
- вбудовані механізми вимальювання та інтеграція з YafRay;
- інструменти анімації, серед яких inverse kinematics, арматурна (скелетна) та сіткова деформація, ключові кадри, нелінійна анімація, timeline, vertex weighting, constraints, динаміка м'яких тіл, включаючи визначення колізій форми об'єктів при взаємодії, динаміка рідин, Bullet динаміка твердих тіл, система волосся на основі частинок та система частинок при визначенні колізій об'єктів;
- мова Python використовується як засіб створення інструментів і прототипів, системи логіки, як засіб імпорту/експорту файлів (наприклад COLLADA), автоматизації завдань.

Процес реалізується за допомогою трьох основних кроків:

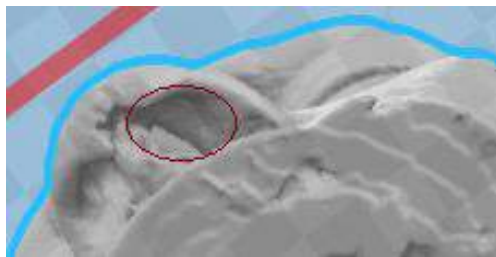
1. Ідентифікація і маркування анатомічних областей, що впливають на аеродинаміку (рис. 7.13 а,б,с) Користувач на основі аналізу медичним фахівцем даних КТ та риноманометрії обирає необхідну ділянку, після чого за допомогою методу Lasso [371] відокремлює ділянку шляхом вибору внутрішніх вершин сітки.
2. Видалення анатомічних областей, що спричиняють обструкцію (рис. 7.13, d)

3. Реконструкція тривимірної моделі за рахунок відтворення коректної геометрії.

Таким чином, користувач виділяє граничні вершини області, яка створилася на ділянці видаленої і має ті ж самі координати та з'єднує ці вершини у необхідний спосіб. Після чого реалізується процедура згладжування ділянки. Даний етап може повторюватися декілька разів, доки є необхідність зміни геометрії моделі. Отримана геометрична конфігурація зображена на рис. 7.13 е.



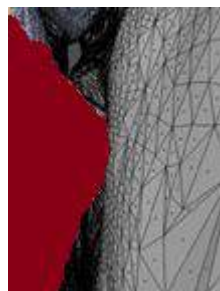
a



b



c



d



e

Рисунок 7.13 – Реконфігурація тривимірної моделі

На останньому етапі ІТ реалізується формування рекомендацій у вигляді плану проведення оперативного втручання.

Інформаційне забезпечення підсистеми реалізується на основі логічної бази даних у вигляді діаграми сутності класів, яка подібна до наведеної на рис.7.4. Треба зазначити, що початкова геометрія моделі та кінцева реконфігурована форма повинні повністю співпадати за виключенням ділянки, яку було модифіковано. Процес реконфігурації тривимірної моделі залежить від навичок користувача, а також обчислювальної потужності системи, зазвичай він триває одну-дві години. Оскільки у Європі та США процес планування оперативних втручань є інтегрованим в середовище страхової медицини, доцільно розробити специфікацію клінічних шляхів планування на основі бізнес-процесів. Відповідно до рекомендацій щодо вимог до проектування інформаційних систем, які запропоновані у роботі [373], а саме формування да представлення бізнес-процесів, а також користуючись стандартом BPMN [207], розроблено схему бізнес-процесів (клінічних шляхів) планування оперативного втручання. Діаграму бізнес-процесів наведено на рис. 7.14.

Специфікація стандарту BPMN описує умовні позначення для відображення бізнес-процесів у вигляді діаграм. Нотація BPMN орієнтована як на технічних фахівців, так і на бізнес-користувачів. Для цього використовується базовий набір інтуїтивно зрозумілих елементів, які дозволяють визначати складні семантичні конструкції.

Крім того, специфікація BPMN визначає як діаграми, що описують бізнес-процес, можуть бути трансформовані в моделі, що виконуються на мові BPEL. Специфікація BPMN 2.0 також є такою, що виконується та яку переносять (тобто процес сформованих в одному редакторі від одного виробника, може бути виконаний на движку бізнес-процесів абсолютно іншого виробника, за умови, якщо вони підтримують BPMN 2.0).

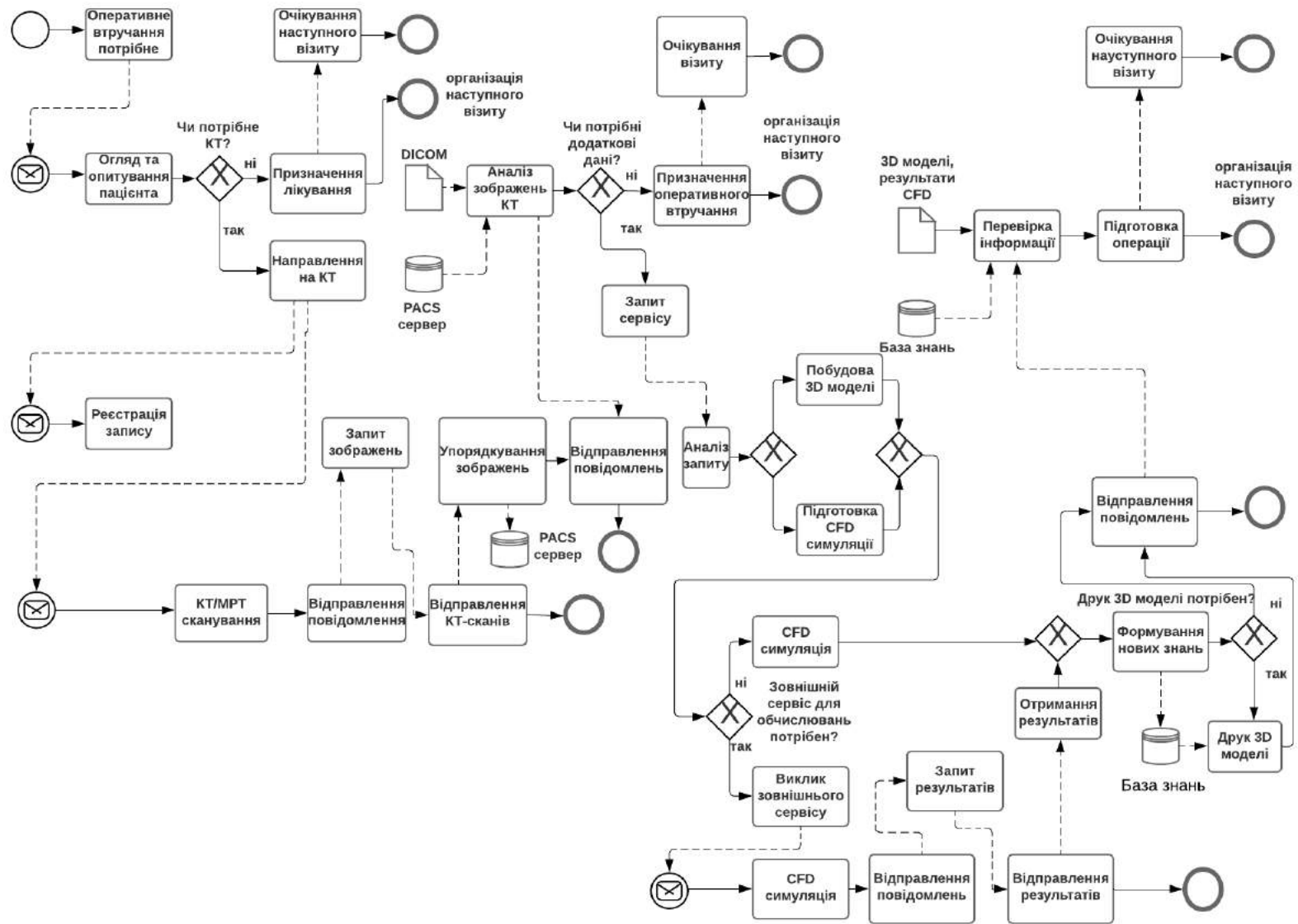


Рисунок 7.14 – Процес планування оперативних втручань. Клінічні шляхи у нотації BPMN 2.0

Відповідно до нотації BPMN розроблена діаграма відображує окремі завдання у визначених умовах, які ініційовані початковими подіями та закінчуються завершальними подіями, що пов'язані між собою стрілками і знаходяться у межах горизонтальної доріжки, яка розбиває простір у даному випадку на три ділянки. Якщо елементи діаграми знаходяться за межами цих ділянок, то зв'язок з ними реалізується за допомогою обміну повідомленнями. У даному випадку маємо три ділянки, що містять завдання огляду та опитування пацієнта, реєстрації запису, КТ/МРТ сканування. Також на діаграмі розташовано артефакти, які надають додаткову інформацію, але за виключенням впливу на послідовність об'єктів потоку виконання. Кожен артефакт має зв'язок з об'єктом потоку за допомогою стрілки асоціацій. Для опису складного процесу використовуються позначення умовного розгалуження потоку виконання, таким чином, що деякі завдання, наприклад направлення на КТ, запит сервісу, підготовка CFD симуляції, побудова 3 D моделі, формування нових знань та ін. будуть виконуватися тільки за умови дотримання спеціальних умов. З метою розгалуження використовуються так звані шлюзи, на рівні яких повинно забезпечуватися рішення про подальші дії. Функція шлюзу забезпечується виконанням попереднього завдання. Треба також зробити акцент на тому факті, що нотація BPMN орієнтована на процеси, а саме часово-логічні послідовності дій, це виключає моделювання бізнес-правил, стратегій, організаційної структури тощо.

В умовах страхової медицини розроблені клінічні шляхи дозволяють оптимізувати не тільки план втручання та запобігти тих втручань, які не є потрібними, а і суттєво зменшити витрати на проведення лікування та час, який пацієнт знаходиться у стаціонарі. BPMN є міжнародним стандартом, який відповідає ISO/IEC 19510:2013. Information technology – Object Management Group. Business Process Model and Notation.

Далі наведено порівняльний аналіз ефективності прийняття рішень про оперативне втручання на основі стандартної методики, яка полягає у використанні сукупності методів обчислювання коефіцієнту R150 та експертного оцінювання даних КТ-зображень, методу синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів, який запропоновано у третьому розділі роботи, а також методу на основі аналізу за допомогою нейромереж опорних векторів з радіальною базисною функцією, що розроблено у п'ятому розділі, який враховує всі дані гетерогенного походження.

Нижче наведено порівняльну таблицю (табл. 7.7) розрахунків коефіцієнтів опору для $n=584$ згідно з діючими стандартами ISCOANA [137] та запропонованими у роботі.

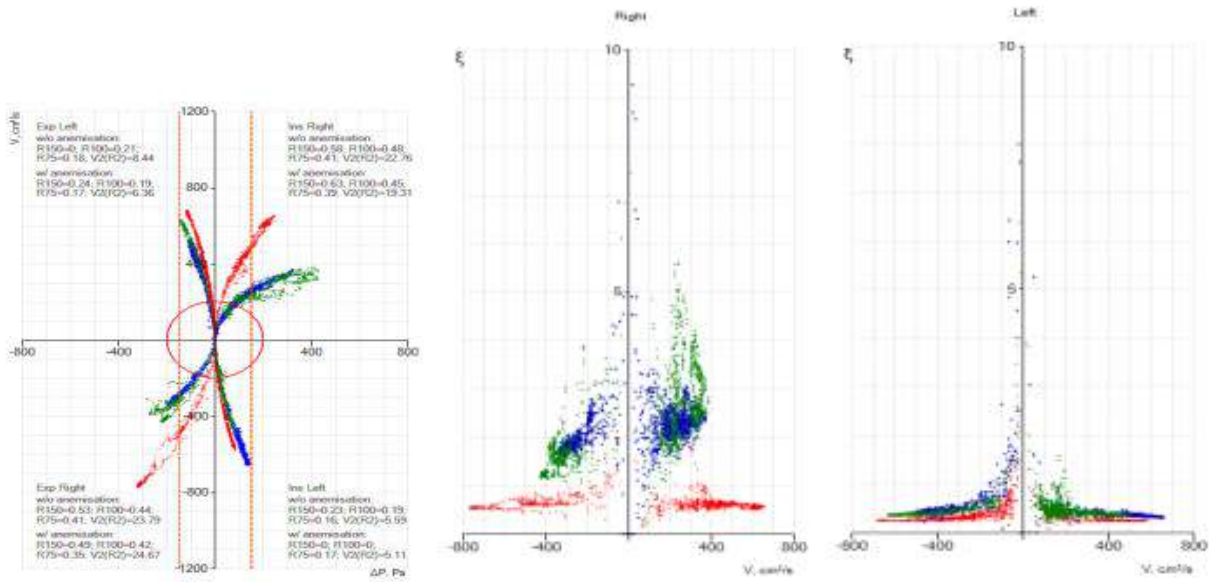
Таблиця 7.7 – Порівняльна таблиця розрахунків коефіцієнтів опору

№	R150 Па с/м ³	Log10R (VR,REFF) Па с/м ³	ζ	Re _{cr}	Обструкція
1	<0,3	<=0,75	0,2-0,5	<=300	дуже низька
2	0,3-0,5	0,75-1,00	0,5-0,8	300-500	низька
3	0,5-0,8	1,00-1,25	0,8-1,2	500-800	помірна
4	>0,8	1,25-1,50	1,2-3,8	800-1500	велика
5	-	>1,50	>3,8	>1500	дуже велика

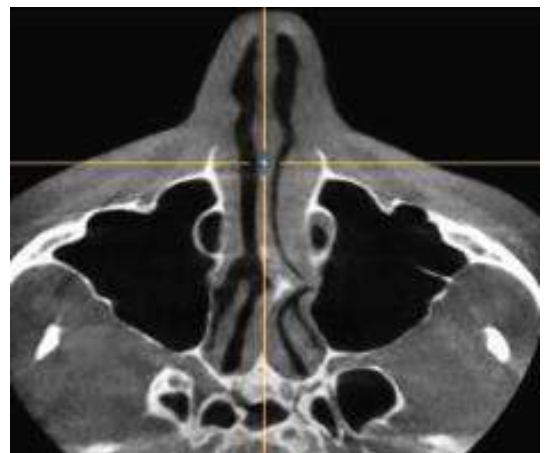
За результатами порівняння спостерігається зсув діапазонів обструкції, що вочевидь впливає на результат прийняття рішення про оперативне втручання. Розглянемо декілька порівняльних практичних прикладів графічної інтерпретації використання при прийнятті рішення про втручання запропонованого методу синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів.

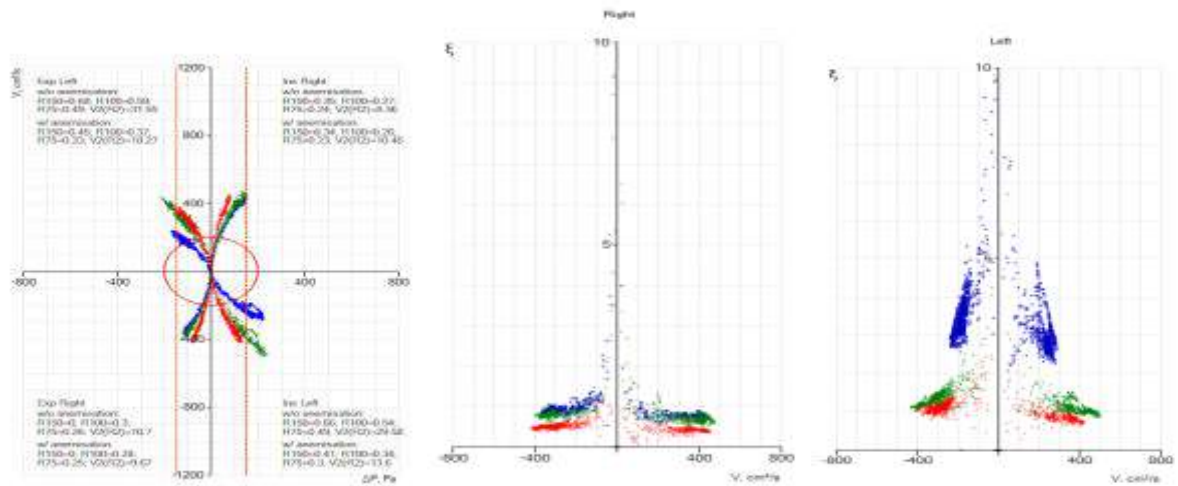
На рис. 7.15 зображено графічні залежності коефіцієнта гідродинамічного опору від витрати повітряного потоку для випадків, коли за даними

«R150+KT» було прийнято рішення про оперативне втручання, в той час, коли за методом « ζ +KT», оперативне втручання вважається недоцільним.



a





б

Рисунок 7.15 – Порівняння використання «R150+KT» та « ζ +KT»

а-викривлення вправо, б – викривлення вправо і вліво

На основі застосування методу для випадку «а» за «R150+KT» приймається рішення оперувати всю перетинку, на основі « ζ +KT» - оперувати тільки передні відділи, які впливають на аеродинаміку. На основі застосування методу для випадку «б» за «R150+KT» приймається рішення оперувати всю перетинку, на основі « ζ +KT» - тільки викривлення в задніх відділах вліво, оскільки викривлення в передніх відділах вправо не впливає на аеродинаміку носової порожнини.

Таким чином, на основі проведених досліджень, а саме в результаті застосування ІТ раннього виявлення розладнань, яка дозволяє реалізовувати диференціювання між структурними розладнаннями та розладнаннями слизової оболонки, було прийнято рішення про недоцільність проведення оперативного втручання, замість якого було призначено курс консервативного лікування.

Наведемо статистику задовільних результатів оперативних втручань за період 2015-2017 р. (рис 7.16) для всіх трьох методів: стандартного «R150+KT», « ζ +KT», обробки сукупності інформативних ознак $CM = \{k_2, \zeta, PIF, k_e, k_{am}, \alpha, H, HFD, CTD, VAS\}$ за допомогою нейромереж

опорних векторів з радіальною базисною функцією. Оцінювання ефективності прийняття рішення про оперативне втручання проводилось на основі суб'єктивної шкали VAS [274].

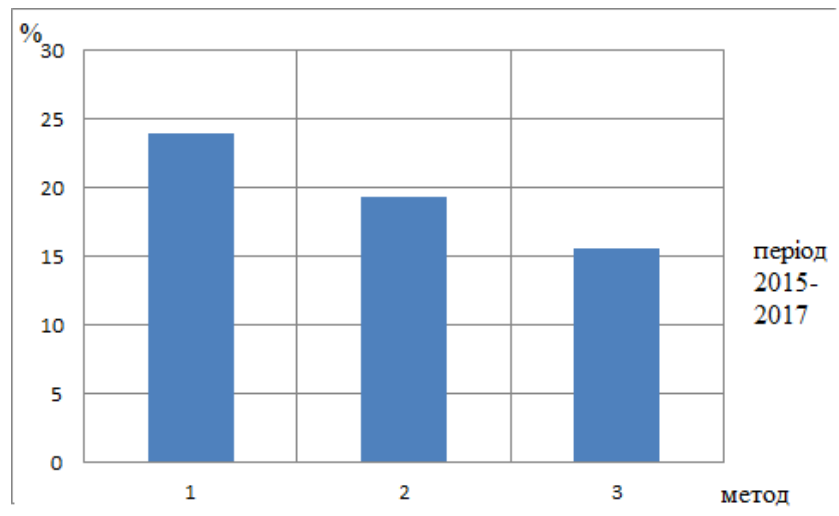


Рисунок 7.16 – Результати оперативного втручання «незадовільні»

Відповідно до рис. 7.16 1 – стандартний метод, 2 – метод синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів, 3 – метод на основі нейромереж опорних векторів

Аналізуючи результати оцінювання можна зробити висновки: при використанні методу ПР про оперативне втручання на основі «R150+КТ», кількість незадоволених оперативним втручанням складає 24%, при використанні методу синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів « ζ +КТ» – кількість незадоволених знижується на 4,7% і складає 19,3%, при застосування методу раннього виявлення розладнань на основі нейромереж опорних векторів кількість незадоволених знижується на 3,7% у порівнянні з другим методом і складає 15,6%.

Розрахунок ефективності застосування розроблених у дисертаційній роботі методів на основі яких приймається рішення про оперативне втручання базується на мінімальній вартості оперативного втручання із корекції носової перетинки, яка складає 30000 грн. Для обчислення

ефективності враховується кількість пацієнтів, які мають позитивний результат втручання. Діаграму фінансових витрат наведено на рис. 7.17.

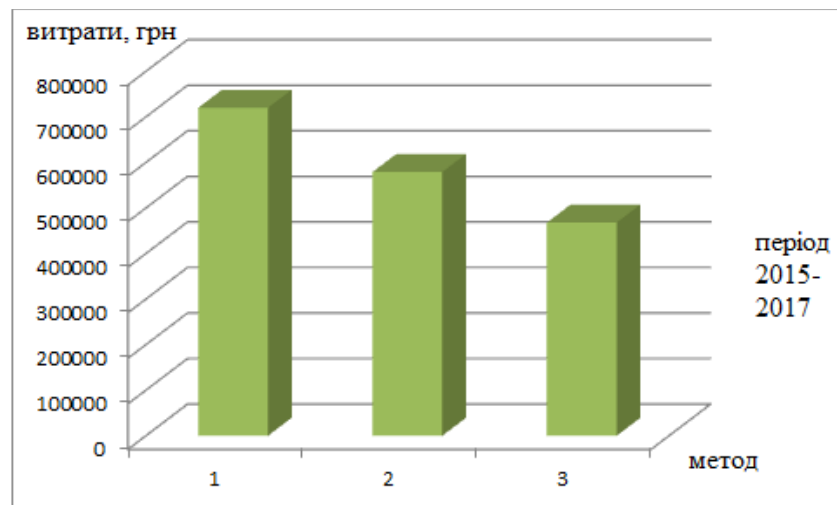


Рисунок 7.17 – Діаграма витрат на непотрібні втручання

1 –стандартний метод, 2 – метод синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів, 3 – метод на основі нейромереж опорних векторів

Таким чином, застосування методу раннього виявлення розладнань на основі нейромереж опорних векторів дає змогу підвищити ефективність прийняття рішень в 1,11 рази, що дозволяє зменшити фінансові витрати у 1,53 рази та отримати економічний ефект 252000 грн за дворічний період.

7.4 Програмно-апаратне забезпечення ринологічної інформаційної системи

У даному підрозділі наведено опис програмно-апаратних комплексів, які входять до складу ринологічної інформаційної системи та які реалізовано на найвищому рівні готовності технології TRL-9 згідно методу оцінювання «Technology readiness levels» [374].

Програмно-апаратна система для оцінювання функції носового дихання.
Програмно-апаратна система для оцінювання функції носового дихання

«Optimus» складається з вимірювального модуля, маски і програмного забезпечення (рис.7.18).



Рисунок 7.18 – Програмно-апаратна система «Optimus»

Вимірювання виконуються відповідно до методу передньої активної риноманометрії (ПАРМ), який є стандартним методом оцінювання функції носового дихання, згідно протоколу ISCOANA [137]. Конструкція приладу зображена на рис. 7.19.

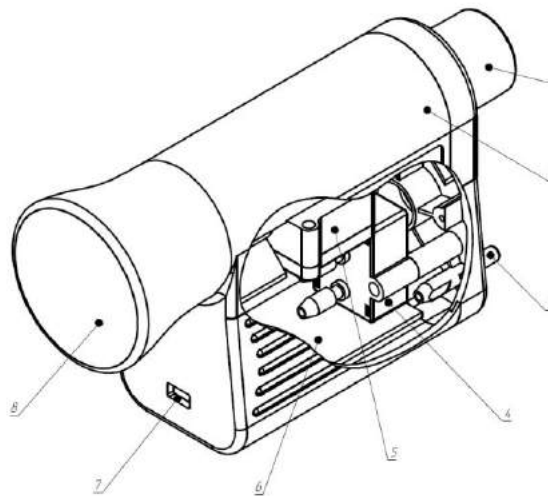


Рисунок 7.19 – Зовнішній вигляд вимірювального модулю

У корпусі 2 конструктивно встановлені датчики диференційного тиску 4 та витрати 5, а також модуль контролера 6. Вхідний потік повітря подається на патрубок 1, що має конічну форму для з'єднання зі стандартним медичним повітряним фільтром, далі йде через датчик масової витрати 5, і минаючи конфузур 8, що забезпечує сполучення вимірювального повітряного каналу, виходить в навколишній простір. Вихід датчика витрати має захист від механічних впливів у вигляді дрібної решітки (не показана).

Вимірюваний тиск подається на датчик малих диференційних тисків за допомогою вакуумних трубок (не показані) з вхідних штуцерів 3, розташованих на вхідній стороні приладу. Штуцера каналів тиску мають різне маркування для виключення можливості помилкового підключення трубок тиску від маски. Блок контролера 6 виконує періодичне вимірювання та цифрову обробку сигналів, і за командою виконує безперервну передачу результатів на ЕОМ з заданим періодом. Дані в ЕОМ передаються по інтерфейсу USB через роз'єм 7.

Схема вимірювань за допомогою програмно-апаратної системи наведена на рис. 7.20

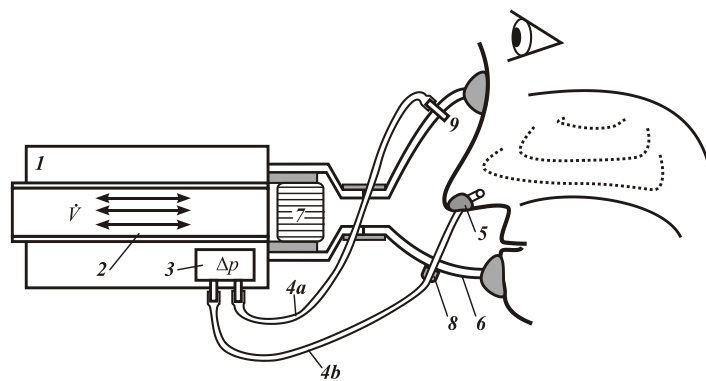


Рисунок 7.20 - Схема вимірювання за допомогою програмно-апаратної системи

вимірювальний модуль (1), витратомір (2), датчик диференційного тиску (3), з'єднувальні шланги (4а, фіксуєчий елемент для гнучкого трубопроводу (5), маска (6), фільтр (7), гермовхід (8), точка забору підмаскового тиску (9).

вимір диференційного тиску здійснюється між точками забору підмаскового тиску і фіксуєчим елементом для гнучкого трубопроводу (5), які з'єднані з датчиком диференційного тиску (3).

Величини, які вимірюються при проведенні риноманометричного дослідження за методом ПАРМ – це диференційний тиск між хоаною та підмасковим простором Δp і витрата повітряного потоку \dot{V} , які реєструються синхронно. Коротко розглянемо методику проведення вимірювань. Вимірювання тиску в носоглотці здійснюється в одній половині носу, інша – обтурується та виключається з акту дихання. Вимір проводиться

для кожної половини носа окремо, досліджуються вдих і видих. Результати вимірювань зображені на рис. 7.21.

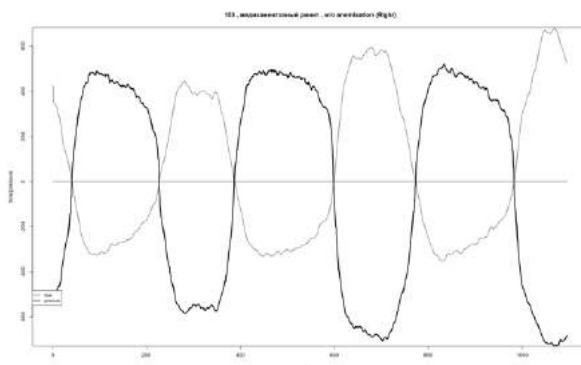


Рисунок 7.21 – Результати вимірювань згідно з ПАРМ

Вимірювання повторюються із застосуванням тесту з використанням деконгестантів (α 2-адреноміметиками оксиметазоліном або ксілометазоліном), для того, щоб провести попереднє диференціювання між структурними розладнаннями та розладнаннями слизової оболонки. Також за необхідністю проводяться тести із застосуванням алергопроб та тести Котла для визначення функції носового клапану [137]. Приклади даних вимірювань наведено у Додатку М.

Технічні характеристики вимірювального модулю наведено у таблиці 7.8

Таблиця 7.8 - Технічні характеристики вимірювального модулю

Канал виміру витрати повітря		Канал виміру диференційного тиску	
Діапазон виміру, см ³ /сек	±3000	Діапазон виміру, см ³ /сек	±7000
Діапазон, що відображується, см ³ /сек	±1200	Діапазон, що відображується, см ³ /сек	±1200
Межа основної похибки, %	± 3	Межа основної похибки, %	±0,25
Ширина смуги пропускання, Гц	2000	Ширина смуги пропускання, Гц	1000

Продовження таблиці 7.8

Частота опитування вимірювальних каналів, Гц	100
Інтерфейс	USB
Напруга живлення, В	5,0
Споживана потужність, Вт	<2
Клас захисту	IP20
Розміри, мм	145x125x70
Маса, кг	0,3

Функціональну схему вимірювального модулю наведено на рис. 7.22. Вимірювальний модуль – це електронний мікропроцесорний пристрій, призначений для вимірювання фізичних величин малого диференційного тиску і двонаправленого потоку повітря з їх первинною обробкою та подальшою передачею в ЕОМ. Функціонально модуль складається з первинних перетворювачів тиску і потоку, ланцюгів аналогової та цифрової обробки сигналу, ланцюгів живлення та перетворення інтерфейсу. Підключення вимірювального модуля до відповідного USB-роз'єму ЕОМ виконують кабелем, через роз'єм X. Живлення модулю здійснюється напругою 5V з шини USB після фільтра і захисних ланцюгів.

Датчик малих диференціальних тисків ВР живиться напругою 3.0 V від джерела зразкової напруги REF. При цьому інформація про поточну величину диференційного тиску у вигляді сигналу амплітудою 5mV подається з датчика на інструментальний підсилювач PGA з програмованим коефіцієнтом підсилення. Далі посилений сигнал подається на блок 24-розрядного АЦП, перетворюючий його в цифровий код.

Датчик двонаправленого потоку повітря ВF має внутрішні ланцюги стабілізації, лінеаризації характеристики і термокомпенсації, тому живиться

первинною напругою 5V. Інформація від датчика потрапляє відразу в цифровій формі за допомогою інтерфейсу I2C.

Блоки інструментального підсилювача PGA, аналого-цифрового перетворювача $\Delta\Sigma$ -ADC контролера шини I2C входять до складу однокристального мікроконтролеру μC , що здійснює первинну обробку отриманої цифрової інформації за двома каналами. Далі оброблена інформація, за запитом, передається через послідовний інтерфейс RX, TX на конвертор інтерфейсів CONV, перетворюючий інтерфейс UART в інтерфейс USB. Контролер живиться від джерела напруги LDO величиною 3.3V

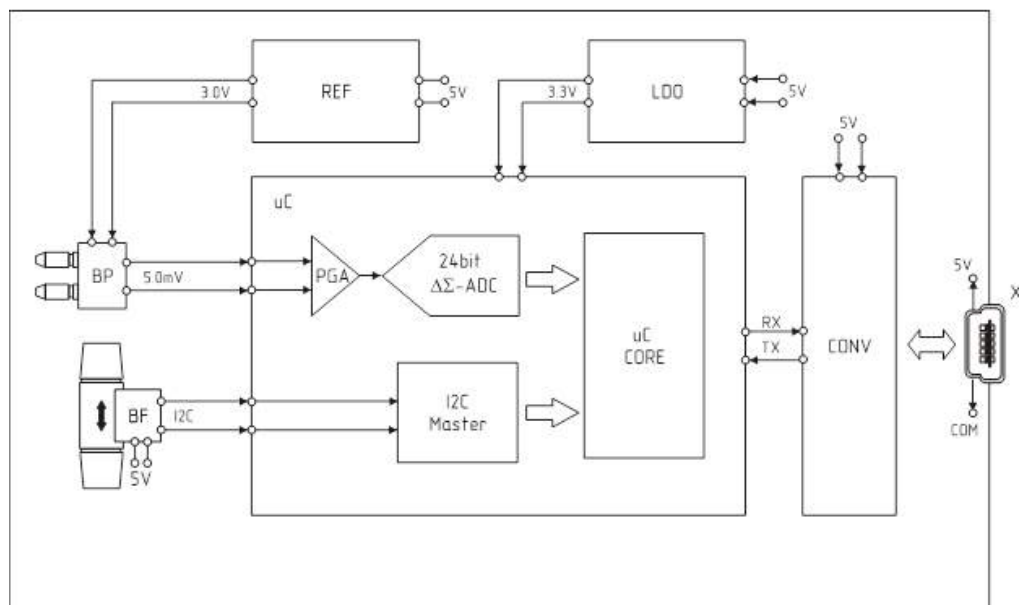


Рисунок 7.22 – Функціональна схема вимірювального модулю

В основному по даним літературних джерел [135, 139] вимір диференційного тиску проводиться між обтурованою половиною носа і фільтром. Згідно з дослідженнями автора, при таких вимірах виникають додаткові втрати за рахунок присутності динамічної складової тиску на ділянці вимірювання. Таку динамічну складову можна врахувати тільки за допомогою використання додаткових пристроїв калібрування. Тому пропонується здійснювати вимірювання диференційного тиску між носоглоткою і

підмасковим простором, а саме в зоні де швидкість повітряного потоку дорівнює нулю [375-378]:

$$\Delta p = p_0 - p_{cm} \quad (7.1)$$

де p_0 - тиск, що вимірюється у точці 5, а p_{cm} - тиск, що вимірюється у точці 9 (рис. 7.20.)

Згідно рівнянню Бернуллі [136] існують втрати тиску між носоглоткою і підмасковим простором, які можна формалізувати за допомогою виразу:

$$\Delta p = K \cdot \dot{V}^2 \quad (7.2)$$

де K – коефіцієнт втрат, \dot{V} – величина витрати повітряного потоку. Порівняльна характеристика наведена на рис. 7.23, детальні розрахунки – у Додатку Н.

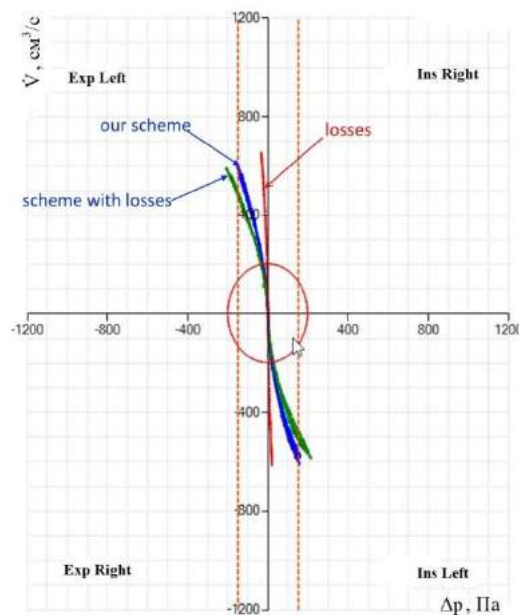


Рисунок 7.23 - Графічні залежності диференційного тиску від витрати потоку з втратами та без них

Запропонована схема вимірювання [379-382] базується на основних принципах гідромеханіки і дає можливість виключити всі можливі шляхові втрати тиску, що повністю виключає спотворення вимірюваних даних і необхідність додаткового калібрування вимірювального модулю.

Розроблена програмно-апаратна система «Optimus» пройшла сертифікацію «Укрсепро», а також всі етапи доклінічних і клінічних випробувань та отримала свідоцтво державної реєстрації № 14777/2015 від 12.06.2015, яке наведено у Додатку П. Систему впроваджено у клінічну практику лікарів відділень отоларингології в Україні та Грузії.

Програмно-апаратна система для оцінювання функції остіомеатального комплексу.

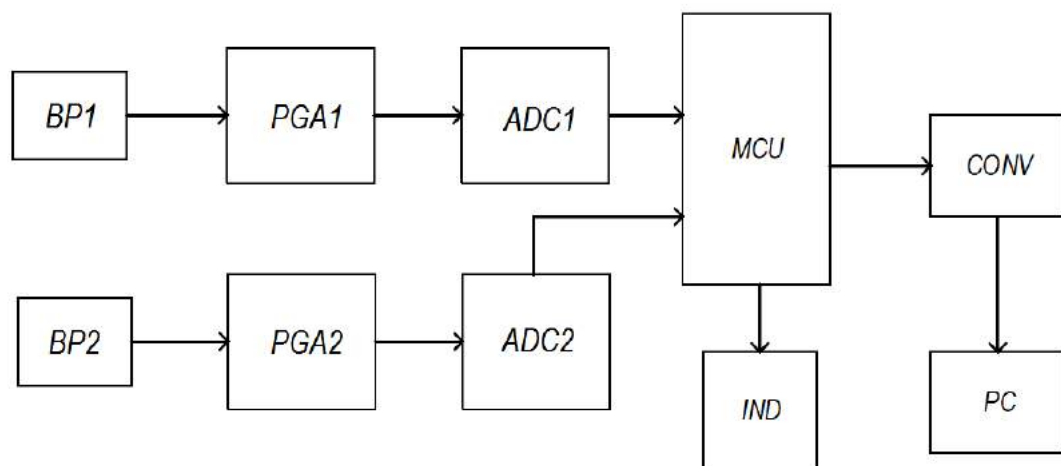
Завдання вимірювання диференційного тиску в верхньощелепної пазусі людини є дуже важливою для діагностування лор-захворювань. Складна будова остіомеатального комплексу пов'язане з аеродинамічними характеристиками потоків повітря, а саме з повітрообміном між порожниною носа і верхньощелепною пазухою. Тому для дослідження функції остіомеатального комплексу необхідна розробка технічних засобів реєстрації характеристик тиску у верхньощелепній пазусі.

Вимірювання здійснюються за допомогою розробленого програмно-апаратного комплексу для вимірювання тиску «Imed» [383, 384]. Функціонально програмно-апаратний комплекс являє собою вимірювальний модуль і програмне забезпечення. Зовнішній вигляд вимірювального модулю представлений на рис. 7.24.



Рисунок 7.24 – Вимірювальний модуль програмно-апаратного комплексу «Imed»

Діапазон вимірювання диференційного тиску ± 7000 Па, відображуваний діапазон ± 1200 Па, частота опитування вимірювальних каналів 200 Гц, ширина смуги пропускання 1 кГц, межі допустимої зведеної похибки при вимірюванні тиску не перевищують $\pm 0,25\%$, напруга живлення 5 В, споживана потужність менш 2 Вт, клас захисту IP20. Вимірювані величини при проведенні дослідження - тиск повітряного потоку в верхньощелепної пазусі і носоглотці. Вимірювані параметри реєструються синхронно. Структурна схема комплексу наведена на рис. 7.25.



BP1,2 – датчики диференційного тиску, PGA1,2 – інструментальні підсилювачі, ADC1,2 – аналого-цифрові перетворювачі, MCU – мікроконтролер, IND – засіб індикації, CONV – конвертор інтерфейсу, PC – персональний комп’ютер.

Рисунок 7.25 – Структурна схема програмно-апаратного комплексу «Imed»

Технічна реалізація за основними ознаками відповідає реалізації попередньої системи, а саме каналу реєстрації диференційного тиску. Проте методика вимірювань запропонована вперше. Після ендоскопічного видалення стороннього тіла в перфоровану передню стінку гайморової пазухи вводиться голка, герметично з’єднана за допомогою трубки з датчиком вимірювання тиску. Синхронно з ним вимірюється тиск в

носоглотці, в протилежній обтурованій половині носу так, як це робиться при передній активній риноманометрії. Схема вимірювань наведена на рис. 7.26.

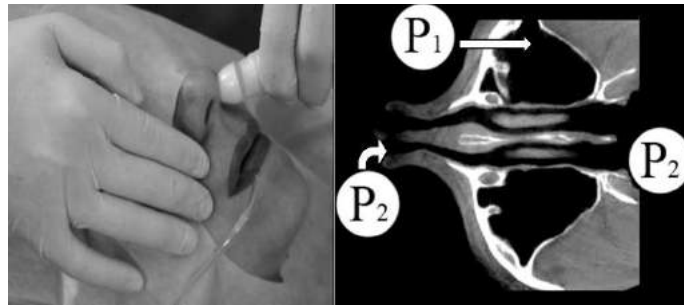


Рисунок 7.26 – Схема виміру тиску у верхньощелепній пазусі (P_1) і носоглотці (P_2)

Для обробки і зберігання даних дослідження розроблено програмне забезпечення на основі платформи «.NET». За отриманими даними будуються графіки залежності величин диференційного тиску від часу (рис. 7.27).



Рисунок 7.27. Графічна залежність тиску у верхньощелепній пазусі (P_1) і носоглотці (P_2) від часу

Як можна побачити з рис. 7.27 зміни тиску повітря в верхньощелепній пазусі щодо атмосферного відбуваються у тому ж напрямку, що і в носоглотці. Однак вони відрізняються за амплітудою. У верхньощелепній пазусі амплітуда зміни тиску повітря в усіх випадках є меншою. Різниця варіює від 10 до 200 Па [385-389]. Амплітуда коливань залежить від ступеню форсування дихання. Система пройшла метрологічну атестацію, методика вимірювань запатентована [390, 391]. Дана система у якості системи підтримки прийняття рішень [392] використовується в клінічній практиці

отоларингологічних відділень для оцінки аеродинамічних характеристик верхньощелепної пазухи і повітряної резистентності співустя.

7.5 Висновки за розділом

1. На основі запропонованих інформаційних технологій розроблено сервіс-орієнтовану архітектуру ринологічної інформаційної системи, яка забезпечує обробку, аналіз та інтеграцію інформаційних потоків предметної області. Розроблена архітектура забезпечує взаємодію біологічних і технічних агентів системи, основною функцією яких є обробка та аналіз гетерогенних даних для інформаційної підтримки процесів прийняття рішень про розладнання та планування оперативних втручань.
2. Реалізовано інформаційну технологію виявлення неадитивних розладнань, що є основою підсистеми прийняття рішень ринологічної інформаційної системи. Розроблено функціональну модель підсистеми прийняття рішень, базу даних, алгоритмічне і програмне забезпечення. Підсистема забезпечує виявлення розладнань, на основі яких приймається рішення про оперативне втручання.
3. Реалізовано інформаційну технологію планування оперативних втручань, що є основою підсистеми планування ринологічної інформаційної системи. Розроблені функціональна модель підсистеми планування, а також специфікація клінічних шляхів планування на основі бізнес-процесів в нотатії BPMN. Підсистема забезпечує повний цикл процесу планування оперативних втручань.
4. Розроблено і сертифіковано технічне забезпечення ринологічної інформаційної системи, що являє собою програмно-апаратну систему для оцінювання функції носового дихання, а також програмно-апаратну систему для оцінювання функції остіомеатального комплекс та методику

оцінювання. Дані програмно-апаратні комплекси забезпечують реєстрацію гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів, їх обробку і аналіз на основі розроблених у попередніх розділах дисертаційної роботи методів раннього виявлення розладнань у режимі реального часу.

Список використаних джерел у даному розділі наведено у повному списку використаних джерел під номерами [135-137, 139, 196, 205,207, 274, 358-392]

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішено актуальну науково-прикладну проблему створення теоретичних та прикладних основ раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. У процесі досліджень отримано наступні нові теоретичні і практичні результати:

1. Проведено аналіз сучасного стану проблеми раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах на підставі обробки гетерогенних даних, існуючих підходів до її вирішення, інформаційного і математичного забезпечення. Досліджено стан проблеми планування оперативних втручань на основі виявлення розладнань у нестационарних квазіперіодичних процесах. Аналіз показав, що існуючі підходи до раннього виявлення розладнань в основному ґрунтуються на моделях і методах математичної статистики, які придатні для аналізу стаціонарних стохастичних процесів та виявлення адитивних розладнань. Існуючі інформаційні технології планування втручань не містять процесу імітаційного моделювання для дослідження фізичних властивостей процесів та візуалізації місцезнаходження розладнань, що знижує ефективність оперативного втручання.

2. Розроблено теоретико-множинну модель процесів обробки та аналізу гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів, яка на відміну від існуючих містить функції інтелектуальної підтримки прийняття рішень та планування втручань з використання методів імітаційного моделювання, комплексу математичних моделей на базі обчислювального інтелекту, за допомогою яких здійснюється обробка та аналіз гетерогенних даних, що характеризують нестационарні квазіперіодичні процеси.

3. Удосконалено метод оцінювання аналітичної неоднозначності гетерогенних даних, який на відміну від існуючих містить етапи ідентифікації типу даних та класу невизначеності, що дає змогу підвищити

точність раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

4. Розроблено модель інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів та метод синтезу інтегрального критерію оцінювання структури процесів, за допомогою яких реалізовано визначення інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів, які враховують сукупний вплив статичних та динамічних параметрів зовнішнього середовища, а також забезпечують прогнозування розладнань в умовах неповної інформації про стан процесу.

5. Вдосконалено метод імітаційного моделювання просторово-часових характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних рядів шляхом задання нестационарних граничних умов, що дозволяє виявляти локалізацію змінення характеристик нестационарних квазіперіодичних процесів, що дає змогу підвищити ефективність раннього виявлення розладнання під час проведення планування втручань. Результати моделювання використовуються в інформаційній технології планування оперативних втручань.

6. Отримав подальший розвиток метод визначення інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів на основі аналізу часових рядів, який містить етапи нечіткої апроксимації, визначення спектральних компонент на основі модифікованого коваріаційного методу та визначення хаотичних властивостей ряду, використання якого дозволяє сформувати вектор інформативних ознак для забезпечення раннього виявлення розладнань.

7. Розроблено метод раннього виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів, який враховує властивість лінійної нероздільності даних, параметрів регуляризації та зворотної ширини радіальної базисної функції ядра та використовує підхід до формування масиву інформативних ознак гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів, що ґрунтується на моделях відбору інформативних ознак за допомогою нечіткої

регресії та методу найменших кутів, сукупності моделей обчислювання інформаційної ентропії, екстракції інформативних ознак за допомогою нечіткої апроксимації фазових портретів часових рядів та дозволяє здійснювати виявлення розладнань з точністю від 87% до 89,51%.

8. Запропоновано метод фільтрації аномалій на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання, в якому синтез моделі відбору інформативних ознак реалізується за допомогою перетворення одномірних масивів часових рядів у двомірні масиви зображень із застосуванням методики обчислювання оптимального значення роздільної здатності за допомогою ансамбля дерев рішень. Метод дозволяє виявляти дані, які є результатом помилок реєстрації з точністю 90,1%.

9. Розроблено інформаційну технологію раннього виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах шляхом забезпечення інформаційних процесів обробки гетерогенних даних за допомогою методів фільтрації аномалій, оцінювання аналітичної неоднозначності, екстракції та селекції інформативних ознак часових рядів та класифікації, яка реалізує раннє виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

10. Розроблено інформаційну технологію планування оперативних втручань на основі візуалізації місцезнаходження розладнань, шляхом інтеграції інформаційного процесу чисельного моделювання на основі CFD-аналізу, що дозволяє отримувати додаткову значущу інформацію, яка є основою процесу планування втручання та впливає на його результативність. Впровадження даної інформаційної технології дозволяє підвищити ефективність втручань у ринології та запобігти непотрібним втручанням.

11. Результати дисертаційної роботи впроваджено в лікувально - діагностичний процес міської клінічної лікарні № 30, м. Харків, Харківський науково-практичний центр хвороб вуха, горла, носа ХМАПО, стандарти оцінювання функції носового дихання «ISCOANA», в наукову діяльність Інституту проблем машинобудування ім. А.М. Підгорного Національної

Академії Наук, навчальний процес ХНУРЕ, що підтверджується відповідними актами.

12. Розроблено програмно-апаратні системи для оцінювання функції носового дихання і оцінювання функції остіомеатального комплексу. Дані програмно-апаратні системи реалізують запропоновані у дисертаційній роботі моделі, методи та інформаційні технології раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. Програмно-апаратна система «Optimus» пройшла сертифікацію УКРСЕПРО та її включено у державний реєстр, свідоцтво № 14777/2015 від 12.06.2015 р.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Basseville M., Nikiforov I. Detection of Abrupt Changes: Theory and Application/Englewood Cliffs: N.J. PTR Prentice, 1993. 528 p.
2. Page E. Estimating the point of change in a continuous process. *Biometrika*, 1957, №44. P. 248–252.
3. Wang, J., Li J., You X., Liu F. Engineering equipment integrated fault diagnosis system based on component technology. Measuring technology and mechatronics automation:international conference. Zhangjiajie, 11-12 April, Proc. Los Alamitos:IEEE, 2009. P. 630–633.
4. Blanke M., Kinnaert M., Lunze J., Staroswiecki M. Diagnosis and fault-tolerant control. Berlin: Springer, 2006. 672 p.
5. Patton R., Chen J. A review of parity space approaches to fault diagnosis. SAFEPROCESS' 91, Baden-Baden, 1991, №91. P. 239–256.
6. Ерманюк А. Е. Врачебные ошибки: современное состояние проблемы. Человек в экстремальных условиях:здоровье, надежность, реабилитация, 5-й международный конгрес.,16-20 октября, Минск, 2006. С. 225.
7. Габай П. Виды врачебных ошибок [Электронный ресурс] Дата оновлення: 08.04.2017. URL: <http://pravo.kormed.ru/otvetstvennost-meditsinskoj-organizatsii/vidy-vrachebnyh-oshibok> (дата звернення: 09.07.2017).
8. Broms P. Rhinomanometry. III. Procedures and criteria for distinction between skeletal stenosis and mucosal swelling. *Acta Otolaryngol*, 1982, №94. P. 361–370.
9. Баевский Р. М., Иванов Г. Г., Чирейкин Л. В. Анализ вариабельности сердечного ритма при использовании различных электрокардиографических систем, 2001, №24. С. 65–87.
10. Наумкина Д.Д., Парашин В.Б., Кубланов В.С. Применение вейвлет-анализа для распознавания типов функциональных реакций вариабельности сердечного ритма. Биомед. радиоэлектроника, 2011, №10.С. 89–94.
11. Reynolds J. S., Goldsmith W. T., Day J. B. Classification of voluntary cough airflow patterns for prediction of abnormal spirometry. *Journal of biomedical and health informatics*, 2016, №20. P. 963–969.

12. Abusharka A., Faezipour M. Acoustic signal classification of breathing movements to virtually aid breath regulation. *Journal of biomedical and health informatics*, 2013. P. 493–500.
13. Chaves C., Ribeiro de Andrade C., Ibiapina C. Objective measures for functional diagnostic of the upper airways: practical aspects. *Rhinology*, 2014. P. 99–103.
14. Alvarez-Estevez D., Moret-Bonillo V. Identification of Electroencephalographic Arousals in Multichannel Sleep Recordings. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 2011. P. 54–63.
15. Mygind N., Dahl R., Bachert C. Nasal polyposis, eosinophil-dominated inflammation, and allergy. *Thorax*, Vol. 55, 2000. P. 79-83.
16. Stewart M., Ferguson B.J., Fromer L. Epidemiology and burden of nasal congestion. *Int. J. General Medicine*, Vol. 3, 2010. P. 37-45.
17. Smith K. A., Orlandi R. R., Rudmik L. Cost of Adult Chronic Rhinosinusitis: A Systematic Review. *The Laryngoscope*, Vol. 125, 2015. P. 1547-1556
18. Dykewicz M., Fineman S., Skoner D., Nicklas R., Lee R., Blessing-Moore J., Li J., Bernstein I., Berger W., Spector S., Schuller D. Diagnosis and management of rhinitis: Complete guidelines of the Joint Task Force on practice parameters in allergy, asthma and immunology. *Ann Allergy Asthma Immunol*, no. 81(5 Pt 2), 1998. P. 478–518.
19. Sipilä J, Suonpaa J, Laippala P Sensation of nasal obstruction compared to rhinomanometric results in patients referred for septoplasty. *Rhinology*, Vol. 32, 1994. P. 141–144.
20. Fokkens W, Hellings P Objective measurements of nasal function: necessary before nasal surgery? *Rhinology*, Vol 52, 2014. P. 289.
21. Haapaniemi J., Suonpaa J., Salmivalli A., Tuominen J. Prevalence of septal deviation in school-aged children. *Rhinology*, Vol. 33, no. 1, 1995. P. 1-3.
22. Asaka D, Nakayama T, Hama T, Okushi T, Matsuwaki Y, Yoshikawa M. et al. Risk factors for complications of endoscopic sinus surgery for chronic rhinosinusitis. *Am J Rhinol Allergy*, no. 26(1), 2012. P. 61–64.

23. Salihoglu M, Cekin E, Altundag A, Cesmecı E Examination versus subjective nasal obstruction in the evaluation of the nasal septal deviation. *Rhinology*, Vol 52, 2014. P. 122–126.
24. Thulesius H. L. Rhinomanometry in clinical use. A tool in the septoplasty decision making process. Ph.D. dissertation, Department of Otorhinolaryngology, Head and Neck Surgery, Clinical Sciences, Lund University Sweden, 2012. 117 p.
25. Висоцька О. В. Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень при здійсненні діагностично-лікувальних процесів: дис. докт. техн. наук: 05.13.09. Національна академія наук України Мін. осв, 2015. 362 с.
26. Ротштейн А. П. Медицинская диагностика на нечёткой логике: монографія. Винница: Континент-ПРИМ, 1996. 132 с
27. Мельников В. Г. Медицинская кибернетика / Под редакцией Мисюренко И. В., Харьков: Полиграфкнига, 1978. 112 с.
28. Гублер Е. В. Вычислительные методы распознавания патологических процессов, Л.: Медицина, 1980. 342 с
29. Ротштейн А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечёткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети. Универсум, Винница, 1999. 320 с.
30. Frank-Ito D., Kimbell J., Purushottam L., Garcia G. Predicting post-surgery nasal physiology with computational modelling: curren challenges and limitations. *Otolaryngol Head Neck Surg.*, Vol. 151, no. 5, 2014. P. 751-759.
31. Dillmann A., Heller G., Krämer E., Wagner C., Bansmer S., Radespiel R., Semaan R., New Results in Numerical and Experimental Fluid Mechanics XI, Springer Berlin, 2016. 767 p.
32. Lintermann A., Meinke M., Schröder W. Investigations of Nasal Cavity Flows based on a Lattice-Boltzmann Method. *High Performance Computing on Vector Systems*, 2011. P. 143-158.
33. Lintermann A., Schlimpert S., Grimm J. H., Günther C., Meinke M. and Schröder W. Massively parallel grid generation on HPC systems. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, Vol. 277, 2014, P. 131-153.

34. Lintermann A., Schroeder W. Simulation of aerosol particle deposition in the upper human tracheobronchial tract. *European Journal of Mechanics*, Vol. 63, 2017. P. 73-89.
35. Quadrio M., Pipolo C., Corti S., Lenzi R., Messina F., Pesci C. Review of computational fluid dynamics in the assessment of nasal air flow and analysis of its limitations. *Eur Arch Otorhinolaryngol*, Vol. 271, no. 9, 2014. P. 2349-2354.
36. M. Quadrio M., Pipolo C., Corti S., Messina F., Pesci C., Saibene A.M., Zampini S. and Felisati G. Effect of CT resolution and radiodensity threshold on the CFD evaluation of nasal airflow. *Med Biol Eng Comput*, Vol. 54, 2016. P. 411-419.
37. Chow E.Y., Willsky A. S. Issues in the development of a general design algorithm for reliable failure detection. *Proc. 19-th IEEE Conf. Decis. and Contr.-Albuquerque*, 1980. P. 1006-1012.
38. Montgomery D.C., Johnson L. A., Gardiner J. S., *Forecasting and Time Series Analysis*. N.Y.:Mc Graw-Hill, 1990. 394p.
39. Isermann R. Process fault detection based modelling and estimating methods- a survey. *Automatica*, №4, 20, 1984. P.387-404.
40. Romberg T.M., Black J.L., Ledwidge T.J. *Signal Processing for Industrial Diagnostics*. Chichester: John Wiley & Sons, 1996. 317 p.
41. Pau L.F. *Failure Diagnosis and Performance Monitoring*. N.Y.: Marcel Dekker, Inc., 1981. 427 p.
42. Badavas P.C. *Real-time Statistical Process Control*. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice Hall, 1993. 232 p.
43. Nikiforov I. V., Varrava V., Kirechikov V. Application of statistical fault detection algorithms for navigation systems monitoring. *Proc. Safeprocess, Baden-Baden, FRG*, 1991. P. 351-356.
44. Novikov A., Ergashev B. Analytical approach to the calculation of moving average characteristics. *Statistical Problems of Control*, Issue 83, 1988. P.110-114.

45. Pollak M., Siegmund D. Sequential decision of a change in a normal mean when the initial value is unknown. *Annals Statistics*, Vol.19, no 1, 1991. P. 394-416.
46. Prairie R.R., Zimmer W.J. Continuous sampling plans based on cumulative sums. *Applied Statistics*, vol.19, 1970. P. 222-230.
47. Ray A., Desai M., Deyst J. Fault detection and isolation in a nuclear reactor. *Jal Energy*, vol.7, no 1, 1983. P. 79-85.
48. Никифоров И.В. Последовательное обнаружение изменения свойств временных рядов. М.: Наука, 1983. 199 с.
49. Brodsky B. E., Darkhovsky B. S. Nonparametric methods in change-point problems. Dordrecht: Kluwer Academic Publishings, 1993. 210 p.
50. Жиглявский А. А., Красковский А. Е. Обнаружение разладки случайных процессов в задачах радиотехники. Л.: Изд-во Ленинградского университета, 1988. 224 с.
51. Nadler J., Robbins N. B. Some characteristics of Page's twosided procedure for detecting a change in a location parameter. *Ann.Math.Statist*, №42, 1971. С. 538–551.
52. Луценко О. П. Розробка інформаційної технології оцінки функцій ризику при біржовій торгівлі : автореф. дис. на здобуття наук. ступеня канд. техн. наук : спец. 05.13.06 "інформаційні технології" / Луценко Олег Павлович – Дніпро, 2016. – 27 с.
53. Бассвиль М., Вилски А., Банвенист А. Обнаружение изменения свойств сигналов и динамических систем. М.: Мир, 1989. 278 с.
54. Бодянський Є.В., Плісс І.П., Соловйова Т.В. Адаптивне узагальнене прогнозування багатовимірних випадкових послідовностей. *Доп.АН УРСР.Сер.А.*, № 9, 1989. С. 73 – 75.
55. Bodyanskiy Ye., Pliss I. Adaptive generalized forecasting of multivariate stochastic signals. *Proc.Latvian Sign. Process. Intern. Conf.- Riga*, V.2., 1990. P. 80 – 83.

56. Бодянский Е. В. Автоматический синтез моделей в САПР адаптивных систем. АСУ и приборы автоматики, Харьков: Вища шк., Вып.79, 1986. С. 14 – 17.
57. Бодянский Е. В., Руднева И. А. Об одном адаптивном алгоритме обнаружения разладок в случайных последовательностях. Автоматика и телемеханика, №10, 1995. С. 101-106.
58. Бодянский Е.В., Котляревский С.В., Сухарев С.А. Адаптивное обнаружение разладок в многомерных случайных последовательностях. Проблемы управления и информатики, №6, 1998. С.87 – 95.
59. Kowalczyk L. Competitive identification for self -tuning control: Robust estimation design and simulation experiments. Automatica, № 28(1), 1992. P. 193 – 201.
60. Бодянский Е.В., Воробьев С.А., Штефан А. Алгоритм адаптивной идентификации динамических параметрически нестационарных объектов. Известия академии наук. Теория и системы управления, № 1, 1999. С. 19 – 23.
61. Бодянский Е.В., Удовенко С.Г., Ачкасов А.Е., Вороновский Г.К. Субоптимальное управление стохастическими процессами. Харьков: Основа, 1997. 140 с.
62. Бодянский Є. В., Соловйова Т. В. Синтез псевдодуальних адаптивних регуляторів. Доп. АН УРСР. Сер.А., №11, 1987. С. 69 – 71.
63. Бодянский Е. В., Плисс И. П. Проектирование многомерных стохастических адаптивных субоптимальных дуальных регуляторов. Изв.высш. учебн.завед. СССР. Приборостроение, № 11, 1989. С. 16-19.
64. Подлесный Н. И., Рассоха А. А., Левков С. П., Бодянский Е. В. Методы идентификации, проектирования и живучесть систем. К.:Вища шк. 1990. 446 с.
65. Михалев А. И., Лысая Н. В. Многомодельный подход к прогнозированию состояний нестационарных динамических систем. Системные технологии. Компьютерная обработка экспериментальных данных: Регион. межвуз. сб. научн. Системные технологии, 1998, №. 3. С. 99 – 105.

66. Гроп Д. Методы идентификации систем. М.:Мир, 1979. 304 с.
67. Бодянский Е.В., Плисс И.П. Об одном модифицированном алгоритме одновременного действия для идентификации объектов управления. Харьков, Рук.деп. в Винити, 1981. № 4474-81 Деп.
68. Зайцев И.Д., Бодянский Е.В., Руденко О.Г. Применение адаптивных алгоритмов идентификации при разработке математического обеспечения АСУТП химических производств. Черкассы :ОНИИТЭХИМ, 1989. 89 с.
69. Girshich M. A., Rubin H. A. Bayes approach to quality control model. *Ann.Math.Statist*, №23, 1952. P. 114 – 125.
70. Ширяев А. Н. Об оптимальных методах и задачах скорейшего обнаружения. *Теория вероятности и ее применения*, №8, 1963. С. 264–281.
71. Ширяев А. Н. Некоторые точные формулы в задачах о "разладке". *Теория вероятности и ее применения*, №10, 1965. С. 380–385.
72. Page E. S. Control charts for the mean of a normal population. *R.J.StatistSoc.* 1954, №16. P. 131–135.
73. Page E. S. An improvement of Wald's approximation for some properties of sequential tests. *R.J.StatistSoc*, 1954, №16. P. 136–139.
74. Gorden G. Procedures for reacting to a change of distribution. *Ann.Math.Statist.*, 1971. №42. P. 1897–1908.
75. Lorden G., Eisenberg I. Detection of failure rate increases, 1973, №15. P. 1667–1675.
76. Леман Э. Проверка статистических гипотез. Москва: Наука, 1979. 408 с.
77. Shewart W. A. economic control of quality of manufactured product. Seattle: Quality Press, 1980. 501 p.
78. Roberts S. W. Control chart tests based on geometric moving average. *Technometrics*, 1959, №1. P. 239–250.
79. Калишев О. Н. Метод диагностирования измерительных каналов с учетом предыстории. *Автоматика и телемеханика*, 1988, №6. С. 135–143.
80. Hinkley D. V. Inference about the change-point in a sequence of random variables. *Biometrika*, 1970, №57. P 1–17.

81. Mcgilchrist C. A., Woodyer K. D. Note on distribution-free CUSUM technique. *Technometrics*, 1975, №17. P. 321–325.
82. Бодяньський Є. В., Михальов О. І., Плісс І. П. Адаптивне виявлення розладнань в об'єктах керування за допомогою штучних нейронних мереж Д.: Систем.технології, 2000. 140 с.
83. Поворознюк А. И., Бурцев М. В. Синтез комбинированного решающего правила в задаче медицинской диагностики. Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт». Сборник научных трудов. Тематический выпуск: Информатика и моделирование, 2009, №43. С. 27–33.
84. Bayes Th. An essay towards solving a Problem in the Doctrine of Chances. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 1763. 53 p.
85. Malm, L., Wijk R.G., Bachert C. Guidelines for nasal provocations with aspects on nasal patency, airflow, and airflow resistance. *International Committee on Objective Assessment of the Nasal Airways, International Rhinologic Society. Rhinology*, 2000, 38(1) P. 1-6.
86. Juliá J.C., Enriqueta M., Burchés A. Martorell Active anterior rhinomanometry in paediatrics. Normality criteria. *Allergol Immunopathol*, 2011, № 39. P. 342 – 6.
87. Кузнецов Д. Ф. Интеллектуальная система поддержки принятия решений прогнозирования заболеваний на основе нечеткой логики. *Искусственный интеллект*, 2004, №. 3. С. 337 – 342.
88. Субботин С. А., Олейник Ан. А., Гофман Е. А., Зайцев С. А., Олейник Ал. А. Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностирования и распознавания образов. Монография, Харьков, Смит, 2012. 318 с.
89. Дубровин В. И., Субботин С. А., Богуслаев А. В., Яценко В. К. Интеллектуальные средства диагностики и прогнозирования надежности авиадвигателей. Монография, Запорожье ООО «Мотор –Сич», 2003. 279 с.
90. Bishop C. M. *Pattern Recognition and machine learning*, New York, Springer, 2006. 738 p.

91. Загоруйко Н.Г. Методы распознавания и их применение. М. Советское радио, 1972. 206 с.
92. Нечипорук О.П. Моделі та алгоритми діагностування технічних об'єктів з множинними відмовами (на прикладі авіаційних двигунів), автореф. Дис. к.т.н.:05.13.06 "Інформаційні технології", К.:ІПММС НАНУ, 2008. 18 с.
93. Литвиненко А.Е. Метод направленного перебора в системах управления и диагностирования, К.:НБУВ, 2007. 328с.
94. Доценко Б.И., Диагностирование динамических систем, К.:Техніка, 1983. 159 с.
95. Angeli C., Chatzinikolaou A. On-line fault detection techniques for technical systems: a survey. International journal of computer science and applications, Vol.1(1), 2004. P. 12-30.
96. Журавлев Ю. И. Об алгебраических методах в задачах распознавания и классификации. Распознавание, классификация, прогноз. Математические методы и их применение. М. Наука, 1989, вып. 1. С. 9-16.
97. Clarke B, Fokoue E., Zhang H. H. Principles and theory for data mining and machine learning, New York, Springer, 2009. 781 p.
98. Айвазян С.А., Бухштабер В.М., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности. М: Финансы и статистика, 1989. 607 с.
99. Montserrat Sams, Michael J. Palumbo, Michael Radermacher, Liu Jun S., and Charles E. Lawrence. A Bayesian method for classification of images from electron micrographs. Journal of Structural Biology, №138, 2002. P. 157–170.
100. Chan K.Y., Lam H.A., Dillon T.S., Ling S.H. A stepwise based fuzzy regression procedure for developing customer preference models in new product development. Fuzzy Systems, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2013, Vol. 23, Issue: 5. P. 1 – 18.
101. Breiman L. Random forests. Machine Learning, no. 45(1), 2001, P. 5–32.
102. Мерков А. Б. Распознавание образов: Введение в методы статистического обучения. УРСС, Москва, 2011. 256 с.

103. Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G. Pattern classification. John Wiley & Sons, 2012.
104. Hira Z. M., Gillies D. F. A review of feature selection and feature extraction methods applied on microarray data. *Advances in bioinformatics*, № 2015, 2015. 13 p.
105. Han J., *Data Mining: Concepts and Techniques*, Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, Calif, USA, 2005.
106. Venkatasubramanian V., Rengaswamy R., Yin K., Kavuric S. A review of process fault detection and diagnosis. Part 1:Quantitative model-based methods,” *Computers and chemical engineering*, Vol. 27 (3), 2003. P. 293-311.
107. Brown T. A. *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research Second Edition*,” Guilford Press, 2015. 462 p.
108. Васильев В. И., Шевченко А. И., Эш С. Н. Принцип редукции в задачах обнаружения закономерностей, Монография, Донецк, Наука і освіта, 2009. 340 с.
109. Blum A. L., Langley P. Selection of relevant features and examples in machine learning. *Artificial Intelligence*, Vol. 97, no. 1-2, 1997. P. 245–271.
110. Saeys Y., Inza I., Larrañaga P. A review of feature selection techniques in bioinformatics. *Bioinformatics*, 2007, Vol. 23, no. 19. P. 2507–2517.
111. Kung S. Y., Mak M. W. *Machine Learning in Bioinformatics, Chapter 1: Feature Selection for Genomic and Proteomic Data Mining*, John Wiley & Sons, Hoboken, NJ, USA, 2009.
112. Gasparovica-Asite M., Polaka I., Alekseyeva L. The impact of feature selection on the information held in bioinformatics data, *Information Technology and Management Science*, 2015, no. 18, P. 115 – 121.
113. Liu H., Setiono R. Ch.2:Feature selection and discretization of numeric attributes. *Proc. IEEE 7th Int.Conf. on Tools with Artificial Intelligence*, 1995, P. 338-391.
114. Kononenko I. Estimating Attributes: Analysis and Extensions of RELIEF. *European Conf. on Machine Learning*, 1994, P. 171-182.

115. Hall M. A. Correlation-based Feature Subset Selection for Machine Learning. Dissertation at University of Waikato (Hamilton, New Zeland), 1998. 198 p.
116. Langley P. Selection of relevant features in machine learning. Proc. of the AAAI Fall Symposium on Relevance. New Orlean, Lousiana, USA, Nov. 4-6, 1994. New Orleans:AAAI Press, P. 127-144.
117. Efroymson M. A. Multiple regression analysis. New York: Ralston, Wiley, 1960.
118. Тихонов А. Н. О решении некорректно поставленных задач и методе регуляризации. Доклады академии наук СССР, 1963, Т.151. С. 501-504.
119. Ивахненко А. Г., Степашко В. С. Помехоустойчивость моделирования. Киев: Наукова думка, 1985. 216 с.
120. Goldberg D. E. Genetic algoirothms in search, optimization, and machine learning. Addison-Wesley, 1989.
121. Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the lasso // Journal of the Royal Statistical Society. 1996. Vol. 32, no. 1., Pp. 267_288.
122. Efron B., Hastie T., Johnstone I. and Tibshirani R. Least angle regression // Ann. Statist. Vol. 32, № 2, 2004. P. 407 – 499.
123. Bogunovic N., Jovic A. Biomedical nonlinear signals by data mining methods. Proceedings of 17th Conference on Systems, Signals and Image Processing IWSSIP, 2010. P. 276-280.
124. Бодянский Е.В., Руденко О.Г. Адаптивные модели в системах управления техническими объектами. К.:УМК ВО, 1988. 212 с.
125. Бодяньський Є.В., Борячок М.Д. Оптимальне керування стохастичними об'єктами в умовах невизначеності. К.:ІСДО, 1993. 164 с.
126. Бодянский Е., Воробьёв С., Ламонова Н., Штефан А. Обнаружение изменений свойств стохастических последовательностей на основе искусственных нейронных сетей. АСУ приборы и автоматики. Харьков, 1997, Вып. 106. С. 75 – 79.
127. Sountausta Y., Sorsa T., Koivo H.N. Radial base network for dynamic fault detection. Proc. Int. Conf. "ICANN'91", Brighton, 1992. P. 1495 – 1498.

128. Connor J.T., Martin R.D., Atlas L.E. Recurrent neural network and robust time series prediction. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1994, 5, №1. P. 240 – 254.
129. Oja E. A simplified neuron model as a principal component analyzer. *Journal of Math. Biology*, 1982, 15. P. 267 – 273.
130. Reiter R. A. Theory of diagnosis from first principles. *Artificial intelligence*, 1987, Vol.32, P.57 – 95.
131. Gertler J. Fault detection and diagnosis in engineering systems. New York, Marcel Dekker Inc., 1998. 483 p.
132. Demirbas D., Cingi C., Cakli H., Kaya E. Use of rhinomanometry in common rhinologic disorders. *Expert Rev. Med. Devices*, 2011, no. 8(6), P. 769–777.
133. Kern E. B. Committee report on standardization of rhinomanometry. *Rhinology*. 1981, vol. 19(4). P. 231 – 236.
134. Clement P. A., Gordts F. Standardisation Committee on Objective Assessment of the Nasal Airway. Consensus report on acoustic rhinometry and rhinomanometry. *Rhinology*. 2005, № 43. P. 169–179.
135. Vogt K., Jalowayski A. A., Althaus W., Cao C., Han D., Hasse W., Hoffrichter, Mosges R., Pallanch J., Shah-Hosseini K., Peksis K., Wernecke K. D., Zhang L., Zaporoshenko P. 4-Phase- Rhinomanometry (4PR) – basics and practice. *Rhinology*, 2010, Suppl. 21. 50 p.
136. Нечипоренко А. С. Технические аспекты риноманометрии. *Восточно-европейский журнал передовых технологий*, 2013, №4. С. 11–14.
137. Clement P. A. Committee report on standardization of rhinomanometry. *Rhinology*. 1984, № 22 (3). P. 151–155.
138. Röhrer F. Der Stromungswiderstand in der menschlichen Atemwegen. *Pflügers Arch Ges Physiology*. 1915, № 162. P. 225–295.
139. Mlynski G., Beule A. Diagnostik der respiratorischen Funktion der Nase. *HNO*. 2008, Vol. 56, Issue 1. P. 81–99.
140. Дж. Бендат, А. Пирсол Прикладной анализ случайных данных. М. Мир, 1989.

141. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Т. 1, 2, М.:1974. 406 с.
142. Hamilton J. D. Time Series Analysis. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1994.
143. Dickey D. A. and Fuller W. A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root. Journal of the American Statistical Association, 74, 1979. P. 427 – 431.
144. Phillips P. C. B., Perron, P. Testing for a Unit Root in Time Series Regression Biometrika, 1988, 75(2). P. 335–346.
145. Айвазян С.А. Прикладная статистика. Основы эконометрики. Том 2. М.: Юнити-Дана, 2001. 432 с.
146. Русов В.А. Спектральная вибродиагностика. Пермь, 1996. 176 с.
147. Linh B. N., Amy A., Doug H. An Empirical Study on Forecasting using Decomposed Arrival Data of an Enterprise Computing System. Proc. Of 9th International Conference on Information Technology. New Generations, 2012. P. 756–763.
148. Gorshkov Ye., Kokshenev I., Bodyanskiy Ye., Kolodyazhniy V. Robust recursive fuzzy clustering-based segmentation of biological time series. Proc. 2006 Int. Symp. on Evolving Fuzzy Systems (EFS'06). Ambleside, Lake District, UK, 7-9 Sep., IEEE Press, 2006. P. 101 – 105.
149. Connor J.T., Martin R.D., Atlas L.E. Recurrent neural networks and robust time series prediction. IEEE Trans, on Neural Networks, 5. 1994. P. 240 - 254.
150. Saxen H. Nonlinear time series analysis by neural networks. A casestudy. Int. J. Neural Systems, 1996, no. 7. P. 195 – 201.
151. Madhavan P.G. A new recurrent neural network learning algorithm for time series prediction. J. of Intelligent Systems, 1997, N 7. P. 103 – 116.
152. Conway A.J., Macpherson K. P., Brown J. C. Delayed time series predictions with neural networks. Neurocomputing, 1998, N 18. P. 81 – 89.
153. Сухомлин Р.А. Математическое и информационное обеспечение процессов выявления разладок в технических системах / Р.А. Сухомлин //

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук, 2015. 157 с.

154. Павлов А. Н., Филатова А. Е., Храмов А. Е. Частотно-временной анализ нестационарных процессов: концепции вейвлетов и эмпирических мод, Изв. Вузов «ПНД», Т.19 (2), 2011. с. 141-154.

155. Щелкалин В. Н. Декомпозиционный подход прогнозирования временных рядов на основе метода «Гусеница»-SSA. Матер. 14-й Междун. науч.-тех. конф. SAIT, УНК «ИПСА» НТУУ «КПИ», 2012. С. 260 – 261.

156. Abushakra A., Faezipour M. Acoustic signal classification of breathing movements to virtually aid breath regulation. IEEE Journal of biomedical and health informatics, 2013, Vol. 17, no. 2, P. 493–500.

157. Styliani A., Tapildou L., Hadjileontiadis J. Wheeze detection based on time-frequency analysis of breath sounds. Computers in biology and medicine, 2007 Vol.37, no.8, P.1073 – 1083.

158. Golabbakhsh M., Moussavi Z. Relationship between airflow and frequency-based features of tracheal respiratory sound. IEEE CCECE-2004-CCGEI-2004, Niagara Falls, 2004. P. 751-754.

159. Wittaker J. M. On the function are represented by the expansion of interpolation theory. Proc. Roy. Soc. Edinburg, V. 35, 1915. P. 181-194.

160. Balakrishnan A. V. A note on the sampling principle for continuous signals. IRE Trans., Vol.3(2), 1957. P. 143 – 146.

161. Karagiannis A., Constantinou P., Vouyioukas D. Biomedical Time Series Processing and Analysis Methods: The Case of Empirical Mode Decomposition, Advanced Biomedical Engineering. Date of refresh: 04.04.2016. [Online], Dr. Gaetano Gargiulo (Ed.), InTech, 2011, Available from: URL <https://www.intechopen.com/books/advanced-biomedical-engineering/biomedical-time-series-processing-and-analysis-methods-the-case-of-empirical-mode-decomposition>, Accessed 06.06.2017.

162. Левитан Б. М., Почти-периодические функции, М., 1953. 396 с.

163. Мун Ф. Хаотические колебания: Вводный курс для научных работников и инженеров, М:Мир, 1990. 312 с.
164. Пащенко Р.Э. Основы теории формирования фрактальных сигналов. Харьков, ХООО «НЭО «Экоперспектива»», 2005. 296 с.
165. Linsay P. S. Period doubling and chaotic behavior in a driven anharmonic oscillator. *Phys. Rev.Lett*, 1981, Vol. 47(19). P.1349-1352.
166. Mackey M. C., Glass L. Oscillation and chaos in physiological control systems. *Science, New Series*, 1977, Vol. 197, p. 287-289.
167. Murray J. D. *Mathematical Biology*, Springer, 2002. 553 p.
168. Sunitha A., Babu G. S. Ontology-driven knowledge-based health-care system, an emerging area-challenges and opportunities-Indian Scenario. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2014, Т. 40, №. 8. P. 239.
169. Gruber T. R. A translation approach to portable ontology specifications. *Knowledge acquisition*, 1993, Т. 5, №. 2. P. 199 – 220.
170. Riaño D. et al. An ontology-based personalization of health-care knowledge to support clinical decisions for chronically ill patients. *Journal of biomedical informatics*, 2012, Т. 45, №. 3. P. 429 – 446.
171. Cruz I.F., Isabel F. Cruz, Huiyong Xiao The Role of Ontologies in Data Integration. *Journal of Engineering Intelligent Systems*, 2005, № 4. P. 68 – 83.
172. Pollak M. Optimal detection of a change in distribution. *Annals Statistics*, Vol.13, 1985 P. 206-227.
173. Луценко О. П., Байбуз О. Г., Чорна А. О. Особливості застосування методів виявлення розладнань у процесі дослідження даних екологічного моніторингу в регіонах з техногенним навантаженням Актуальні проблеми автоматизації та інформаційних технологій, Т. 20, 2016. С. 31-41.
174. Гаспарян С. А. Классификация медицинских информационных систем. *Врач и информационные технологии*, № 3, 2005. С. 21-26.
175. Jay F., Piccirillo M. D. Sino-nasal outcome test (SNOT-20). *Washington University School of Medicine, St. Louis, Missouri*, 1996, no 2. P. 2 – 5

176. Bohlin L., Dahlqvist A. Nasal airway resistance and complications following functional septoplasty: a ten-year follow-up study. *Rhinology*, 1994, №. 4, T. 32. P. 195 – 197.
177. Broms P., Jonson B., Malm L. Rhinomanometry. IV. A pre-and postoperative evaluation in functional septoplasty. *Acta oto-laryngologica*, 1982, T. 94, №. 5-6. P. 523 – 529.
178. Yoon J., Davtyan C., Van der Schaar M. Discovery and clinical decision support for personalized healthcare. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, Vol 21(4), 2017. P. 1133 – 1145.
179. The Open Biological and Biomedical Ontologies Date of refresh: 02.09.2017. [Online], Access mode: <http://www.obofoundry.org>, Accessed 10.09.2017.
180. Abidi S. S. R., Chen H. Adaptable personalized care planning via a semantic web framework. 20th Intl Cong European Fed for Medical Informatics Maastricht. 2006.
181. Yang T. et al. Modeling cutting force of laparoscopic scissors //Biomedical Engineering and Informatics (BMEI). 3rd International Conference on. IEEE, 2010, Vol. 4. P. 1764 – 1768.
182. Satava R. M. Accomplishments and challenges of surgical simulation. *Surgical endoscopy*, 2001, T. 15, №. 3. P. 232 – 241.
183. Zhang J. et al. A novel laparoscopic surgery simulator: System and evaluation. *Information Technology and Applications in Biomedicine*, 2008. ITAB 2008. International Conference on. IEEE, 2008. P. 467 – 470.
184. Soler L. et al. Virtual reality and augmented reality applied to laparoscopic and notes procedures. *Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, 2008. ISBI 2008. 5th IEEE International Symposium on. IEEE, 2008. P. 1399 – 1402.
185. Lintermann A., Meinke M., Schröder W. Fluid mechanics based classification of the respiratory efficiency of several nasal cavities. *Computers in Biology and Medicine*, Vol. 43, 2013. P. 1833-1852.
186. Kumar S., Chethan H. An Insight to Drug Designing by In Silico approach in Biomedical Research. *J Pub Health Med Res*, 2013, T. 1, №. 2. P. 63 – 66.

187. Löhner R. et al. CFD in medicine and life sciences-Applications on the living human being. Proc. 5th World Conf. on Applied Fluid Dynamics, Freiburg i. Br., Germany, 2001.
188. Quadrio M. OpenNOSE: an open-source procedure for the simulation of nasal aerodynamics. Anno Accademico, 2013. 118 p.
189. Говоруха В. Б., Ткачова О. К. Теоретичні основи розробки системи прийняття рішень. Вісник академії митної служби України, Серія: Технічні науки, № 2(44), 2010. С. 130-137.
190. Ruffolo M., Curia R., Gallucci L. Process management in health care: A system for preventing risks and medical errors. Business Process Management, 2005. P. 334 – 343.
191. Chassin M. R., Loeb J. M. The ongoing quality improvement journey: next stop, high reliability. Health Affairs, 2011, T. 30, №. 4. P. 559 – 568.
192. Нечипоренко А. С. Інформаційна технологія раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. Системи управління, навігації та зв'язку, 2017, №5. С. 88–94.
193. Урма А. Learning methods of machine vibration analysis and health monitoring: proefschrift...doctor. Delft:Technische Universiteit Delft, 2001. 223 p.
194. Vachtsevanos G., Lewis F., Roemer M. Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems. New Jersey:John Wiley&Sons, 2006. 434 p.
195. Spilka J. et al. Sparse support vector machine for intrapartum fetal heart rate classification. IEEE journal of biomedical and health informatics, 2017, T. 21., №. 3. P. 664 – 671.
196. Ерохин А.Л., Нечипоренко А. С. Формальные модели дифференциальной диагностики функции носового дыхания. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2014, № 2(83). С. 61–65.
197. Nechyporenko A. New Intelligent-based Approach for the Early Detection of Disorders: Use on Rhinological Data. Journal of Graphic, Image and signal processing, 2017, № 8. P. 1 – 8.

198. Yerokhin A., Turuta O., Babii A., Nechyporenko A. Intelligent Information System of Heterogeneous Medical Data Analysis. Proc. of the International Conference on Computer Sciences and Information Technologies, Lviv, Ukraine, 2017. P. 332 – 335.
199. Peng C.K., Costa M., Goldberg A. L. Adaptive data analysis of complex fluctuations in physiologic time series. *Adv Adapt Data Anal.* 2009 Jan 1; no 1(1), P. 61 – 70.
200. Fainzilberg L. S., Potapova T. P. Computer analysis and recognition of cognitive space electrocardiographic image. Proc. of the 6th Intern. Conf. on Computer analysis of Images and Patterns (CAIP'95) Prague, 1995. P. 668 –673.
201. Bender D., Sartipi K. HL7 FHIR: An Agile and RESTful approach to healthcare information exchange. *Computer-Based Medical Systems (CBMS), 2013 IEEE 26th International Symposium on.* IEEE, 2013. P. 326 – 331.
202. Mildenberger P., Eichelberg M., Martin E. Introduction to the DICOM standard. *European radiology*, 2002, T. 12, №. 4. P. 920 – 927.
203. Gardner R. M. et al. Real time data acquisition: recommendations for the Medical Information Bus (MIB). *International journal of clinical monitoring and computing*, 1991, T. 8, №. 4. P. 251 – 258.
204. Назаренко Г. И., Гулиев Я. И., Ермаков Д. Е. Медицинские информационные системы: теория и практика Москва, Физматлит, 2005, 320 с.
205. Nechyporenko A. S. Intelligent decision-support system in rhinology. *System technology*, 2016, № 6(107). P 133 – 141.
206. Нечипоренко А. С., Зацеркляний Г. А. Комп'ютерне планування оперативних втручань на основі CFD-аналізу. *Научно-технический журнал «Бионика интеллекта»*, 2017, № 1(88). С. 96 – 100.
207. Dijkman R., Hofstetter J., Koehler J. (ed.). *Business Process Model and Notation.* Springer, 2011. P. 10 – 12.
208. Elkin P. L. et al. Evaluation of the content coverage of SNOMED CT: ability of SNOMED clinical terms to represent clinical problem lists. *Mayo Clinic Proceedings.* Elsevier, 2006, T. 81, №. 6. P. 741 – 748.

209. McDonald C. J. et al. LOINC, a universal standard for identifying laboratory observations: a 5-year update. *Clinical chemistry*, 2003, T. 49, №. 4. P. 624 – 633.
210. Міжнародна класифікація хвороб МКХ-10, Data of refresh: 30.09.2017. [Online], URL: <https://medinfo.in.ua/> Accessed 10.10.2017.
211. Isaac A., Summers E. SKOS Simple Knowledge Organization System. Primer, World Wide Web Consortium. Date of refresh: 10.10.2017 [Online], URL: <http://www.w3.org/TR/2009/NOTE-skos-primer-20090818/>. Accessed 15.10.2017.
212. Bechhofer S. OWL: Web ontology language. *Encyclopedia of Database Systems*. Springer US, 2009. P. 2008 – 2009.
213. Paziienza M. T., Stellato A., Turbati A. Linguistic Watermark 3.0: An RDF Framework and a Software Library for Bridging Language and Ontologies in the Semantic Web. SWAP. Date of refresh: 02.05.2017 [Online], URL: <http://www.w3.org/TR/rdf-sparql-query/>, Accessed 13.10.2014.
214. Prud E. et al. SPARQL query language for RDF. – 2006.
215. Pérez J., Arenas M., Gutierrez C. Semantics and Complexity of SPARQL. *International semantic web conference*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2006. P. 30 – 43.
216. Kalra D., Beale T., Heard S. The openEHR foundation. *Studies in health technology and informatics*, 2005, T. 115. P. 153 – 173.
217. Hägglund M., Chen R., Koch S. Modeling shared care plans using CONTsys and open EHR to support shared homecare of the elderly. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 2010, T. 18, №. 1. P. 66 – 69.
218. Muñoz P. et al. The ISO/EN 13606 standard for the interoperable exchange of electronic health records // *Journal of Healthcare Engineering*, 2011, T. 2, №. 1. P. 1 – 24.
219. World Health Organization. International classification of procedures in medicine. World Health Organization. Date of refresh: 07.08.2017 [Online], URL www.who.int. Accessed 13.09.2017.

220. Lund V. J. et al. European position paper on the anatomical terminology of the internal nose and paranasal sinuses. *Rhinology*, 2014, №. 24. P. 1 – 34.
221. Мінцер О. П., Стрижак О. Є., Денисенко С. В. Використання принципів медичної онтології для побудови сценарних моделей післядипломного навчання лікарів і провізорів. *Медична інформатика та інженерія*, 2013, №. 2. С. 18 – 23.
222. Gruber T.R. A Translation Approach to Portable Ontology Specifications. *Knowledge Acquisition*, № 5/2, 1993. P. 199 – 220.
223. Tsou J. C. The ontology of a supply chain model based on IDEF5 and Ontolingua. *Production Planning and Control*, 2008, Т. 19, №. 3. P. 265 – 274.
224. Han S. H. et al. Implementation of medical information exchange system based on EHR standard. *Healthcare informatics research*, 2010, Т. 16, №. 4. P. 281 – 289.
225. Champin P. A., Houben G. J., Thiran P. Cross: An OWL wrapper for reasoning on relational databases. *Conceptual Modeling—ER 2007 (Lecture Notes in Computer Science Series)*. New York: Springer-Verlag, Vol. 4801, 2007, P. 502 – 517.
226. Berges I., Bermudez J., Illarramendi A. Toward Semantic Interoperability of ElectronicHealth Records, *IEEE Transactions on information technology in biomedicine*, Vol. 16, No. 3, 2012. P. 424 – 431.
227. Van de Velde R., Degoulet P. *Clinical information systems: a component-based approach*. Springer Science & Business Media, 2003. 294 p.
228. Захаров И. П., Кукуш В. Д. Теория неопределенности в измерениях. Харьков : Консум, 2002, 256 с.
229. Abernethy R. B., Ringhiser B. The history and statistical development of the new ASME-SAE-AIAA-ISO measurement uncertainty methodology. *Proc. AIAA/SAE/ASME/ASME 21st Joint Propulsion Conf*, 1985. P. 8 – 10.
230. Ruiz P. A. et al. Uncertainty management in the unit commitment problem. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2009, Т. 24, №. 2. P. 642 – 651.

231. Kirkup L., Frenkel R. B. An introduction to uncertainty in measurement: using the GUM (guide to the expression of uncertainty in measurement). – Cambridge University Press, 2006. 233 p.
232. Заде Л. Основы нового подхода к анализу сложных систем и процессов принятия решений. Математика сегодня. М.: Знание, 1974. 165 с.
233. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Прасол И. В., Гарюк О. Г. Неопределённость измерения дифференциального давления при передней активной риноманометрии. Системи обробки інформації, 2014, № 3(119). С. 112-115.
234. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Гарюк О. Г., Климова Е. А. Программно-аппаратный биомедицинский комплекс для измерения дифференциального давления в верхнечелюстной пазухе. Сборник науч. трудов 24-го Национального научного симпозиума с международным участием “Metrology and Metrology assurance 2014”, Созополь, Болгария, 2014. С. 290 – 294.
235. Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement. Geneva: ISO, First Edition., 1995. 101 p.
236. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Перова И. Г., Гарюк О. Г. Выбор диагностического параметра при выполнении риноманометрических измерений. Науково-виробничий журнал Метрологія та прилади, 2014, № 1(45). С. 66-69.
237. Stewart M. G. et al. Development and validation of the Nasal Obstruction Symptom Evaluation (NOSE) scale. Otolaryngology—Head and Neck Surgery, 2004. T. 130, №. 2. P. 157 – 163.
238. Saaty T. L. Decision making with dependence and feedback. The analytic network process. Pitsburg: PWS Publications, 2000. 370 p.
239. Eichler J. Power-Curves in Rhinomanometry Leistungskurven in der Rhinomanometrie. Biomedizinische Technik, 34, 1989. P. 42 – 45.
240. Chometon, F., Gillieron, P., Laurent, J. et al. Aerodynamics of nasal airways with application to obstruction. Proceedings of the 6th Triennial International Symposium on Fluid Control, Measurement and Visualization, 2000. P. 65 –71.

241. Милн-Томсон Л. М. Теоретическая гидродинамика, Л: Мир, 1962. 655 с.
242. Yerokhin A. L., Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V.V. Software and hardware systems for rhinomanometric research «Optimus». Proceedings of the International Ukrainian-Japanese Conference on Scientific and Industrial Cooperation, 2013. С. 74 – 76.
243. Нечипоренко А.С., Гарюк О.Г., Чмовж В.В. Критерий идентификации фаз носового дыхательного цикла. Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт». Сборник научных трудов. Тематический выпуск: Информатика и моделирование, Харьков: НТУ «ХПИ», 2013, № 19(992). С.106 – 112.
244. Гарюк О. Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Особенности идентификации фаз носового дыхательного цикла. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2013. С. 49 – 50.
245. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В., Гарюк О. Г., Линник Е. В. Оценивание результатов расчета коэффициента гидродинамического сопротивления носовой полости. Системи обробки інформації, 2015, № 11(136). С. 157-160.
246. Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Обоснование разделения носового дыхательного цикла на шесть фаз. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 6, 2013. С. 59 – 62.
247. Нечипоренко А.С., Гарюк, О. Г., Чмовж, В. В., Касьяненко, О. Б., Спосіб об'єктивної оцінки носового дихання. Патент на винахід № 107854 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) А61В 5/087 (2006.01) А61В 5/091 (2006.01), публ. 25.02.2015, Бюл. № 4, Власник ХНУРЕ.
248. Vogt K., Wernecke K., Behrbohm W., Gubish W., Argale M. Four-Phase Rhinomanometry: A multicentric retrospective analysis of 36,563 clinical measurements. *Erurop Arch. Otorhinolaryngol*, Vol. 273, no. 5, 2016. P. 1185 – 1198.

249. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Реконструкция трёхмерной модели полости носа по томографическим снимкам. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2012. С. 37 – 38.
250. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю. Модель полости носа и околоносовых пазух по данным компьютерно-томографического исследования. Ринологія, № 3, 2012. С. 3 – 7.
251. Ерохін А.Л., Нечипоренко А. С., Зацеркляний Г. А. CFD-моделювання для оцінювання носового дихання. II Международная научно-техническая конференция «Полиграфические, мультимедийные и WEB-технологии», 16 – 22 мая, Харьков: ХНУРЭ, 2017. С. 167 – 170.
252. Maya 3D animation software Date of refresh: 10.06.2017 [Online], URL: <https://www.autodesk.com/education/free-software/maya> Accessed 15.08.2017.
253. Geomagic 3D Design Tools Date of refresh: 16.09.2017 [Online], URL: <http://www.geomagic.com/en/products-landing-pages/3d-design> Accessed 30.09.2017.
254. Hjelle O., Dæhlen M. Triangulations and applications. – Springer Science & Business Media, 2006. 229 p.
255. Fedorov A. et al. 3D Slicer as an image computing platform for the Quantitative Imaging Network. Magnetic resonance imaging. 2012, T. 30. № 9. С. 1323 – 1341.
256. Simmen D. A., Scherrer J., Moe K., Heinz B. Dynamic and direct visualization model for the study of nasal airflow? 1999, no. 125(9). P. 1015 – 1021.
257. Wen J. Airflow patterns in both sides of a realistic human nasal cavity for laminar and turbulent conditions / J. Wen, K. Inthavong, Z. F. Tian, J.Y. Tu, C.L. Xue, C.G. Li // 16th Australasian fluid Mechanics Conference Crown Plaza, Gold Coast, Australia 2-7 december, 2007, p. 68 – 75.
258. Zubair M., Riazuddin V. N., Abdullah M. Z., Ismail R., Shuaib I. L., Suzinaand A. H., Ahmad K. A. Airflow inside the nasal cavity: visualization using

- computational fluid dynamics Suzinaand. Asian Biomed., no. 4, 2010. P. 657 – 661.
259. Wang K. Jr.T.S.D., Morrison E. E., Vodyanov V.J. Numerical simulation of air flow in the human nasal cavity. Proceeding of the IEEE, 2005. P. 5607 –5610.
260. Белов И.А., Исаев С.А. Моделирование турбулентных течений. Санкт-Петербург: Балт. гос. техн. ун-т., 2001. 108 с.
261. Doorly D.J., Taylor D. J., Schroter R. C. Mechanics of airflow in the human nasal airways. Respiratory Physiology&Neurobiology, № 163, 2008. P. 100-110.
262. Zhao K., Dalton P., Yang G. C., Scherer P. W. Numerical Modeling of Turbulent and Laminar Airflow and Odorant Transport during Sniffing in the Human and Rat Nose. Chem. Senses 31, 2006. P. 107 – 118.
263. Riazuddin V.N., Zubair M., Abdullah M. Z., Ismail R., Shuaib I. L., Hamid S. A., Ahmad K. A. Numerical study of inspiratory and expiratory flow in a human nasal cavity. Journal of Medical and biological engineering, 2010, № 31(3). P. 201 – 206.
264. Menter F.R. Zonal Two Equation $k-\epsilon$ Turbulence Models for Aerodynamic Flows. AIAA Paper, 1993, V. 93-2906. 21 p.
265. Chung SK, Son YR, Shin SJ, Kim SK. Nasal airflow during respiratory cycle. Am J Rhinol, no. 20, 2006. P. 379–384.
266. Yerokhin A. L. Heat and mass exchange analysis indoors / A.L. Yerokhin, H.A. Zatserklyanyi // Збірник наукових праць «Відбір і обробка інформації». - 2016. - №44 (120), с. 51-55.
267. Чмовж В.В., Лукьянов Г. Н., Неронов Р. В. Аэрогидродинамика. Часть 1. Харьков: «ХАИ»., 2006. 193 с.
268. Воронин А.А. Моделирование воздушного потока человека в носовой полости при дыхании. Modern problems and ways or their solution in science, transport, production, education, Dec. 2012. P. 18-27.
269. Doroshenko V.A., Ievleva S. N., Klimova N. P., Nechyporenko A. S., Strelnitsky A. A. Solution to the model problem of excitation of loaded conic slot

- antenna by method of singular integral equations. *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol 75, № 20, 2016. P. 1799-1812.
270. Wienhold I., Mlynski G. Numerical simulation of airflow in human nose. *Eur. Arch. Otorhinolaryngol.*, № 261, 2004. P. 452-455.
271. Wilcox D. C. *Turbulence Modelling for CFD*. DCW Industries, Inc. La Canada, California, 1998. 522 p.
272. Нечипоренко А. С. Математична модель руху повітряного потоку крізь носову порожнину людини. *Системи управління, навігації та зв'язку*, 2016, Вип. 3 (39). С. 57 – 61.
273. Menter F.R. Two–Equation Eddy–Viscosity Turbulence Models for Engineering Applications. *AIAA J*, 1994, 32, № 8. P. 1598 –1605.
274. Crichton N. Visual analogue scale (VAS). *J Clin Nurs*, 2001, Т. 10, №. 5. P. 706 – 712.
275. Chmovzh V.V., Nechyporenko A. S., Garyuk O. G. System approach to finding hydrodynamic resistance coefficient on a nasal cavity. *Computer science, information technology, automation journal*, 2016, № 4. P. 8 – 15.
276. Чмовж В. В., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С. Аэродинамика носовой полости человекаю XX Міжнародна науково-технічна конференція «Гідроаеромеханіка в інженерній практиці», 26-29 травня 2015. С. 70 – 72.
277. Ерохин А., Нечипоренко А., Чмовж А., Гарюк О. Оценивание неопределённости при расчёте коэффициента гидродинамического сопротивления носовой полости. *Сборник докладов 25-й Национального научного симпозиума с международным участием “Metrology and Metrology assurance 2015”*, Созополь, Болгария, 2015. С. 328 – 333.
278. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Некоторые аэродинамические характеристики полости носа, полученные на трёхмерной стереолитографической модели. *Сборник научных трудов украинско-российской конференции «Инновации в диагностике и лечении Лор-заболеваний»*. Харьков, 5 – 6 апр., 2012. С. 17.

279. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Характер седиментации аэрозольных частиц в полости носа *in vitro*. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2012. С. 40 – 41.
280. Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Визуализация областей осаждения аэрозольных частиц в полости носа в эксперименте. Ринологія, № 4, 2012. С. 46 – 49.
281. Гарюк О. Г., Нечипоренко А.С. Количественная характеристика оседания аэрозольных частиц в полости носа в эксперименте. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2013, С. 26 – 31.
282. Shu Y. T. et al. Internet traffic modeling and prediction using FARIMA models. Chinese Journal of Computers. CHINESE EDITION, 2001, Т. 24, №. 1. P. 46 – 54.
283. Hocquet D. et al. Involvement of the MexXY-OprM efflux system in emergence of cefepime resistance in clinical strains of *Pseudomonas aeruginosa*. Antimicrobial agents and chemotherapy, 2006, Т. 50, №. 4. P. 1347 – 1351.
284. Box G. E. P. et al. Time series analysis: forecasting and control. John Wiley & Sons, 2015. 712 p.
285. Hurvich C. M., Tsai C. L. Regression and time series model selection in small samples. Biometrika, 1989, Т. 76, №. 2. P. 297 – 307.
286. Engle R. Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. Journal of Business & Economic Statistics, 2002, Т. 20, №. 3. P. 339 – 350.
287. Kalekar P. S. Time series forecasting using holt-winters exponential smoothing. Kanwal Rekhi School of Information Technology, 2004, Т. 4329008. P. 1 – 13.
288. Марпл-мл. С. Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения / Пер. с англ. М.: Мир, 1990. 265 с.
289. Hamilton, J. D. Time Series Analysis. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1994. 816 p.

290. Reaz M.B.I., Hussain M. S., Mohd-Yasin F. Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications. *Biol. Proced.*, 2006, 8(1). P. 11 – 35.
291. Воскобойников Ю. Е., Гочаков А. В., Колкер А. Б. Фильтрация сигналов и изображений: фурье и вейвлет алгоритмы (с примерами в Mathcad): монография/Новосиб. гос. архитектур.-строит. ун-т (Сибстрин). – Новосибирск: НГАСУ (Сибстрин), 2010. 188 с.
292. Perfilieva I. Fuzzy approach to solution of differential equations with imprecise data: application to reef growth problem. *Fuzzy Logic in Geology*, R.V. Demicco and G.J. Klir (Eds.), Chap. 9, Academic Press, Amsterdam, 2003. P. 275–300.
293. Perfilieva I., Peters J. F., Skowron A. Fuzzy transforms., *Transactions on Rough Sets II. Rough Sets and Fuzzy Sets*, 2004, LNCS 3135, P. 63–81.
294. Perfilieva I. Fuzzy transforms: Theory and Applications. *Fuzzy Sets and Systems*, 157, 2005. P. 993–1023.
295. Грицунов А. В. Возбуждение электромагнитных колебаний произвольного спектрального состава замкнутыми электронными потоками в системах со скрещенными полями. Автореферат диссертации на соискание ученой степени доктора физико-математических наук, 01.04.04 – физическая электроника, 2006. 42 с.
296. Brown R.G. Smoothing forecasting and prediction of discrete time series. N.Y., 1963. 123 p.
297. Отнес Р., Эноксон Л. Прикладной анализ временных рядов. М.: Мир, 1982. 428 с.
298. Hai Qiu, Jay Leeb, Jing Linc, Gang Yu Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics. *Advanced Engineering Informatics* no 17 (3-4), 2003. P. 127 – 140.
299. Сафиуллин Н. Т., Поршнева С. В. Анализ характеристик компонент, получаемых с помощью преобразования Хуанга-Гильберта, на примере

- модельных сигналов. Известия высших учебных заведений России. Радиоэлектроника. Спецвыпуск 60 лет ИРИТ-РТФ УрФУ. 2012. С. 9–12.
300. Wickerhauser M. Adapted wavelet analysis from theory to software. Wellesley, MA: A.K. Peters, 1994. 486 p.
301. K. S. Naga, A. Dutta, A. Sen, V. Netkar, T. M. Sridhar, Analysis of EEG signal by Pattern Recognition methods using Wavelets. World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering 2006 IFMBE Proceedings, Vol. 14, 2007. P. 587 – 590.
302. Holschneider M. et al. A real-time algorithm for signal analysis with the help of the wavelet transform. Wavelets. Springer, Berlin, Heidelberg, 1990. P. 286 – 297.
303. Grossmann A., Morlet J. Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape. SIAM journal on mathematical analysis, 1984, T. 15, №. 4. P. 723 – 736.
304. Нечипоренко А.С. Особенности применения спектрального анализа для объективной оценки носового дыхания. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2013, № 2(81). С. 105-109.
305. Ерохин А. Л. Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г. Объективное оценивание функции носового дыхания по риноманометрическим данным. Восточно-европейский журнал передовых технологий, 2014, № 4/9(70). С.47-51.
306. Yerokhin A., Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. Usage of F-transform to finding informative parameters of rhinomanometric signals. Scientific and Technical Conference "Computer Sciences and Information Technologies" (CSIT), Lviv, Ukraine, 2015. P. 129 – 132.
307. Nechyporenko A. S. Method of biomedical time series processing for pathology classification. System technology, 2016, № 5(106). P. 85 – 93.
308. Нечипоренко А.С., Черненко Т.И. Спектральный анализ риноманометрических данных. Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке: 18-

- й Міжнародний молодіжний форум, 14 – 16 апр., Харків: ХНУРЕ, 2014. С. 126 – 127.
309. Анищенко В.С. Сложные колебания в простых системах. Механизмы возникновения, структура и свойства динамического хаоса в радиофизических системах. М.: Наука, 1990. 312 с
310. Файнзильберг Л.С. Оценка функционального состояния оператора на рабочем месте по фазовому портрету электрокардиограмм. Кибернетика и вычислительная техника. 2007. Вып. 155. С. 3 – 17.
311. Hull T. E. et al. Comparing numerical methods for ordinary differential equations. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1972, Т. 9, №. 4. С. 603 –637.
312. Пашенко Р.Э. Фрактальный анализ процессов, структур, сигналов Коллективная монография, Харків, ХООО «НЭО «Экоперспектива»» 2006. 348 с.
313. Nechyporenko A.S. Rhinomanometric signal processing for selection of formalized diagnostic criterion in rhinology. Telecommunications and Radio Engineering, Vol 74, № 14, 2015. P. 1285 – 1294.
314. Кіріченко Л. О. Моделі та методи оцінювання параметрів самоподібних і мультифрактальних стохастичних процесів: дис. докт. техн. наук : 01.05.02. Харк. нац. ун-т радіоелектрон, 2012. 380 с.
315. Abásolo D. et al. Analysis of regularity in the EEG background activity of Alzheimer's disease patients with Approximate Entropy. Clinical Neurophysiology, 2005, Т. 116, №. 8. P. 1826 – 1834.
316. Bachmann M. et al. Spectral asymmetry and Higuchi's fractal dimension measures of depression electroencephalogram. Computational and mathematical methods in medicine, 2013, Vol. 2013. P. 1 – 8.
317. Higuchi T. Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory. Physica D, 1988, Vol. 31, no. 2, P. 277–283.
318. Нечипоренко А.С., Ерохин М. А. Опыт применения сети Хопфилда для задач диагностики в ринологии. XXIII Міжнародна науково-практична конференція, Харків, 2015. С. 62.

319. Perfilieva I., Chaldeevea E. Fuzzy transformation and its applications, 4th Czech - Japan Seminar on Data Analysis and Decision Making under Uncertainty, 2001. P. 116–124.
320. Yerokhin A., Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. Processing and analysis of rhinomanometric signals by F-transform approximation. IEEE First International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP), Lviv, Ukraine, 2016. P. 314 – 317.
321. Yerokhin A., Turuta O., Babii A., Nechyporenko A., Mahdalina I. Usage of phase space diagram to finding significant features of rhinomanometric signals XIth International Scientific and Technical Conference Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), Lviv, Ukraine, 2016. P. 70 – 72.
322. Dinh Nghia Do, Osowski S. Shape recognition using FFT processing and neural network. *Compel*, 1998, Vol.17, No 5/6. P. 658-666.
323. Kamen E., Heck B. Fundamentals of signals and systems using Matlab. N.Y. Prentice Hall, 1997.
324. Вапник В.Н., Червоненкис А. Я. Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения). М.: Наука, 1974. 416 с.
325. Cover T. Geometrical and statistical properties of systems of linear inequalities with application in pattern recognition. *IEEE Trans. on Electronic Computers*, 1965. P.326 – 334.
326. Haykin S. S. et al. Neural networks and learning machines. – Upper Saddle River, NJ, USA:Pearson, 2009. 938 p.
327. Вапник В.Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным. М.: Наука, 1979. 448 с.
328. Cortes C., Vapnik V. Support-vector networks. *Machine Learning*, 1995, Vol. 20, Num. 3, P. 273 – 297.
329. Tanaka H., Uejima S. and Asai K. Linear regression analysis with fuzzy Model. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1982, 12(6). P. 903 – 907.

330. Diamond P. Fuzzy least squares. *Information Sci.*, 1988, Vol. 46, N 3. P. 141–157.
331. Peters G. Fuzzy linear regression with fuzzy intervals. *Fuzzy Sets and Systems*, 1994, 63(1). P. 45 – 55.
332. Kim K.J., Moskowitz H., Koksalan M. Fuzzy versus statistical linear Regression. *European Journal of Operational Research*, 1996. № 92(2). P. 417 – 434.
333. Milea V., Almeida R.J., Kaymak U., Frasincar F. A fuzzy model of a European index based on automatically extracted content information. *Symposium on Computational Intelligence for Financial Engineering & Economics. IEEE Symposium*, 2011, 11-15 April. P. 1 – 8.
334. Yerokhin A., Babii A., Nechyporenko A., Turuta A. A Lars-Based Method of the Construction of a Fuzzy Regression Model for the Selection of Significant Features. *Cybernetics and Systems Analysis*, 2016, Vol. 52(4). P. 641 – 646.
335. Shapiro A.F. Fuzzy regression models. *ARC USA*, 2005. P. 1 – 17.
336. Sauerbrei W. The use of resampling methods to simplify regression models in medical statistics. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, 1999, T. 48, №. 3. P. 313 – 329.
337. Burges C. J. C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, Vol. 2, P. 121–167.
338. Ben-Hur A., Weston J. A user's guide to support vector machines. *Methods Mol. Biol.*, 2010, Vol. 609, P. 223–239.
339. Zeiler M. D., Fergus R. Visualizing and understanding convolutional networks. *CoRR*, abs/1311.2901, 2013.
340. LeCun Y., Kavukcuoglu K., Farabet C. Convolutional networks and applications in vision. *Circuits and Systems (ISCAS), Proceedings of 2010 IEEE International Symposium*, 2010, P. 253 – 256.
341. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 2012. P. 1097 – 1105.

342. Jarrett K., Kavukcuoglu K., Ranzato M. A., LeCun Y. What is the best multi-stage architecture for object recognition? In International Conference on Computer Vision, IEEE, 2009. P. 2146 – 2153.
343. Caffe – deep convolutional neural network framework. Update date 02.09.17, [Online], URL: <http://caffe.berkeleyvision.org>, Accessed 10.09.17.
344. Zeiler M.D., Taylor G., Fergus R. Adaptive deconvolutional networks for mid and high level feature learning. In: ICCV, 2011.
345. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Бабий А. С., Турута А. П. Применение глубоких сверточных нейронных сетей для классификации риноманометрических данных. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2016, № 2(87). С. 30 – 34.
346. Когаловский М.Р. Перспективные технологии информационных систем. М.: ДМК Пресс, Компания АйТи, 2003. 288 с.
347. Zhang P., Wang F., Hu J., Sorrentino R. Towards personalized medicine: Leveraging patient similarity and drug similarity analytics. AMIA Summits Translational Sci. Proc., Vol. 2014, P. 132 – 136.
348. Schizas C., Pattichis C. Learning systems in biosignal analysis. BioSystems. Vol. 41, no. 2, 1997. P. 105–125.
349. Теленик С. Ф. Концепція, моделі, алгоритми та засоби адаптивної технології створення інформаційно-керуючих систем : автореф. дис. на здобуття наук. ступеня докт. техн. наук : спец. 05.13.06 "інформаційні технології" / Теленик Сергій Федорович. Київ, 2000. 40 с.
350. Neves, J., Alves, V., Nelas, L., Romeu, A., and Basto, S. An information system that supports knowledge discovery and data mining in medical imaging. Proceedings of Workshop on Machine Learning in Medical Applications, Advance Course in Artificial Intelligence-ACAI99, Chania, Greece, 1999. P. 37 – 42.
351. Jankowski N. Approximation and classification in medicine with IncNet neural networks. In Proceedings of Workshop on Machine Learning in Medical Applications, Advance Course in Artificial Intelligence-ACAI99, Chania, Greece, 1999. P. 53 – 58.

352. Wang Y., Simaan M. A. A suction detection system for rotary blood pumps based on the lagrangian support vector machine algorithm //IEEE journal of biomedical and health informatics, 2013, T. 17, №. 3. P. 654 – 663.
353. Jacobs B. E. On database logic. Journal of the ACM (JACM), 1982, T. 29. №. 2, P. 310 – 313.
354. Wirth R., Hipp J. CRISP-DM: Towards a standard process model for data mining. Proceedings of the 4th international conference on the practical applications of knowledge discovery and data mining, 2000. P. 29 – 39.
355. Yerokhin A. Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. A new intelligence-based approach for rhinomanometric data processing. Scientific and Technical Conference "ELNANO", Kyiv, Ukraine 2016. P. 198 – 201.
356. Naito K., Mamiya T., Mishima Y., Kondo Y., Miyata S., Iwata S. Comparison of calculated nasal resistance from Rohrer's equation with measured resistance at delta P 150Pa. Rhinology, Vol. 36(1), 1998. P. 28 – 31.
357. Zubair M. et al. a critical overview of limitations of CFD modeling in nasal airflow. Journal of Medical and Biological Engineering, 2012, T. 32, №. 2. P. 77 – 84.
358. The «4RHINO-System». Update date 02.04.17, [Online], URL: <https://www.rhinolab.com/english/products/>, Accessed 07.06.17.
359. Компьютерная система «Ринолан». Дата оновлення 13.04.16, [Електронний ресурс], URL: <http://www.mitsar-eeg.ru/download/promo/Rinolan.pdf>, Доступ 07.09.17
360. The «Rhino-sys» system. Update date 12.11.16, [Online], URL <http://www.otopront.de/en/products/diagnosis-and-treatment/rhino-sys.html>. Accessed 07.10.17.
361. Karunamurthy R., Khendek F., Glitho R. Method, Web service gateway (WSG) for presence, and presence server for presence information filtering and retrieval : заяв. пат. 10/811,821 США. 2004.

362. Gennari J. H. et al. The evolution of Protégé: an environment for knowledge-based systems development. *International Journal of Human-computer studies*, 2003, T. 58, №. 1. P. 89 – 123.
363. Gonzales-Aguilar A., Ramírez-Posada M., Ferreyra D. TemaTres: software para gestionar tesauros. *El profesional de la información*, 2012, T. 21, №. 3. P. 319 – 325.
364. Hong J. I., Landay J. A. WebQuilt: a framework for capturing and visualizing the web experience. *Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web*. ACM, 2001. P. 717 – 724.
365. Flanagan D. *JavaScript: the definitive guide*. O'Reilly Media, Inc., 2006.
366. Frain B. *Responsive web design with HTML5 and CSS3*. Packt Publishing Ltd, 2012.
367. Crockford D. *The application/json media type for javascript object notation (JSON)*. 2006.
368. Fluent I. N. C. *FLUENT 6.3 user's guide*. Fluent documentation. 2006.
369. Stolarski T., Nakasone Y., Yoshimoto S. *Engineering analysis with ANSYS software*. Butterworth-Heinemann, 2011.
370. Gjesing R., Hattel J., Fritsching U. Coupled atomization and spray modelling in the spray forming process using open foam. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 2009, T. 3, №. 4. P. 471 –486.
371. Hess R. *The essential Blender: guide to 3D creation with the open source suite Blender*. No Starch Press, 2007.
372. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С. Оптимизация обучения врачей-отоларингологов на 3D-моделях полости носа и околоносовых пазух. *Проблеми безперервної медичної освіти та науки*, № 3, 2013. С. 48 – 50.
373. Евланов М. В. Модели, методы и информационная технология разработки архитектуры сложных информационных систем на основе функциональных требований : дис. докт. техн. наук 05.13.06 / Евланов Максим Викторович. Харк. нац. ун-т радиоэлектрон, Харьков, 2017. 429 с.

374. Mankins J. C. Technology readiness levels. White Paper, April, 1995. Т. 6.
375. Нечипоренко А.С., Гарюк, О. Г., Чмовж, В. В., Касьяненко, О. Б. Спосіб вимірювання диференційного тиску для оцінки носового дихання. Патент на винахід № 107855 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) А61В 5/091 (2006.01), пуб. 25.02.2015, Бюл. № 4, Власник ХНУРЕ.
376. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Чмовж В.В., Гарюк О.Г. Особенности измерения дифференциального давления при передней активной риноманометрии. Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт». Сборник научных трудов. Тематический выпуск: Информатика и моделирование, Харьков: НТУ «ХПИ», 2014, № 62(1104). С.49 – 57.
377. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г. Особенности измерения дифференциального давления при активной риноманометрии. 6-та Міжнародна науково-технічна конференція «Сенсорна електроніка та мікросистемні технології» (СЕМСТ-6), Україна, Одеса, 29 вересня- 3 жовтня 2014. С. 117.
378. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V.V. Improved method for measuring the differential pressure at the active anterior rhinomanometry. Proc. 25th Congress of the European Rhinologic Society Amsterdam, June 22-26, Vol. 52 (Sup. 25), 2014. P. 277.
379. Нечипоренко А. С., Чмовж В. В., Гарюк О. Г. Особенности оценки риноманометрических данных. Проблемы информатики и моделирования: Материалы 13-й международной научно-технической конференции, 23 – 29 сент., Ялта, НТУ «ХПИ», РВУЗ «КГУ». 2013 С. 51.
380. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Особенности анализа данных ринопневмометрии. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 5, 2012. С. 37 – 38.
381. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V. V. Usage of hydrodynamic resistance coefficient as a diagnostic parameter in the septoplasty decision-making

process. Proc. 26th Congress of the European Rhinologic Society Stockholm, July 02-08, Vol. 59, 2016. P. 345.

382. Гарюк О. Г., Гарюк Г. Г., Нечипоренко А.С. Объективное состояние функции носового дыхания у больных с храпом и синдромом обструктивного апноэ сна. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, 2016, № 5. С. 20 – 21.

383. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Линник Е. В., Суверов Д. С. Разработка программно-аппаратной системы для исследования функции остиомеатального комплекса. Восточно-европейский журнал передовых технологий, 2015, № 5/9(77). С.47 – 51.

384. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Динамика изменения давления воздуха в верхнечелюстной пазухе при дыхании носом в норме. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2013. С. 48 – 49.

385. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Новак А. В., Нечипоренко А. С. Поведение давления воздуха в верхнечелюстной пазухе в норме. Международный научно практический журнал «Отоларингология. Восточная Европа», Минск, 2013, № 3(12). С. 23 – 27.

386. Гарюк О.Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Поведение давления воздуха в верхнечелюстной пазухе при острых синуситах. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 5, 2013. С. 34 – 35.

387. Гарюк О. Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Влияние бугорка перегородки носа на некоторые аэродинамические характеристики. Вестник оториноларингологии, № 3, 2014. С.45 – 48.

388. Васянович А.В., Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г., Черненко Т. И. Особенности диагностики остиомеатального комплекса. 5-й международный радиоэлектронный форум «Прикладная электроника. Состояние и перспективы», 14-17 октября 2014. С. 14 – 15.

389. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Yerokhin A. L. Aerodynamic criteria of ostium of maxillary sinus that functions normally. Proc. 26th Congress of the European Rhinologic Society Stockholm, Jule 02-08, Vol. 59, 2016. P. 279.
390. Єрохін А.Л., Нечипоренко А.С.Гарюк, О. Г., Турута О.П., Бабій А.С. Спосіб оцінювання вентиляційної функції співустья верхньощелепної пазухи. Патент на корисну модель № 116343 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) публ. 10.05.2017, Бюл. № 9. Власник ХНУРЕ.
391. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Гарюк О. Г., Климова Е. А. Программно-аппаратный биомедицинский комплекс для измерения дифференциального давления в верхнечелюстной пазухе. Сборник науч. трудов 24-го Национального научного симпозиума с международным участием “Metrology and Metrology assurance 2014”, Созополь, Болгария, 2014. С. 290 – 294.
392. Yerokhin A., Nechyporenko A. Decision support system for sleep apnea detection. VIII Міжнародна школа семінар теорія прийняття рішень, Україна, Ужгород, 26 вересня-1 жовтня 2016. С. 26 – 27.

ДОДАТОК А

Дані нестационарних квазіперіодичних процесів

Таблиця А1 – Риноманометричні дані

№	P_1 , Па	P_2 , Па	P , Па	№	P_1 , Па	P_2 , Па	P , Па
1	37	163	126	21	471	763	292
2	111	171	60	22	474	800	326
3	109	171	62	23	505	778	273
4	100	163	63	24	478	778	300
5	101	152	51	25	485	753	268
6	101	162	61	26	446	746	300
7	85	66	19	27	441	671	230
8	48	118	70	28	441	805	364
9	130	443	313	29	505	808	303
10	294	443	149	30	511	759	248
11	316	510	194	31	473	759	286
12	344	535	191	32	460	745	285
13	344	597	253	33	477	767	290
14	366	613	247	34	488	730	242
15	377	624	247	35	488	814	326
16	391	660	269	36	498	833	335
17	421	660	239	37	505	726	221
18	495	779	284	38	461	726	265
19	489	776	287	39	438	751	313
20	471	773	302	40	89	321	232

ДОДАТОК Б

Розрахунок коефіцієнту гідродинамічного опору з урахуванням невизначеності

1. Скалярна величина
2. Невизначеності класів А, В
3. Модельне рівняння :

$$\zeta = \frac{2S_n^2}{\rho} \left(\frac{k_1}{\dot{V}} + k_2 \right) \quad (\text{Б1})$$

4. Обчислимо сумарну стандартну невизначеність при умові відсутності кореляції між результатами вимірювання вхідних величин:

$$u_c(\zeta) = \sqrt{c_s^2 u^2(S_n) + c_\rho^2 u^2(\rho) + c_{k_1}^2 u^2(k_1) + c_V^2 u^2(\dot{V}) + c_{k_2}^2 u^2(k_2)} \quad (\text{Б2})$$

де $u^2(S_n)$, $u^2(\rho)$, $u^2(k_1)$, $u^2(\dot{V})$, $u^2(k_2)$ стандартні невизначеності вимірювання відповідно площі поперекового зрізу S_n , щільності повітря ρ , коефіцієнтів ламінарного k_1 і турбулентного k_2 режимів течії, величини максимальної витрати повітряного повітря \dot{V} ; c_s , c_ρ , c_{k_1} , c_{k_2} , c_V - відповідні коефіцієнти чутливості, причому:

$$\begin{aligned} c_s &= \frac{\partial \zeta}{\partial S} = \frac{4S_n}{\rho} \left(\frac{k_1}{\dot{V}} + k_2 \right); \\ c_\rho &= \frac{\partial \zeta}{\partial \rho} = -\frac{2S_n^2}{\rho} \left(\frac{k_1}{\dot{V}} + k_2 \right); \\ c_{k_1} &= \frac{\partial \zeta}{\partial k_1} = \frac{2S_n^2}{\rho} \frac{1}{\dot{V}}; \\ c_{k_2} &= \frac{\partial \zeta}{\partial k_2} = \frac{2S_n^2}{\rho}; \\ c_V &= \frac{\partial \zeta}{\partial \dot{V}} = -\frac{2S_n^2}{\rho} \frac{k_1}{\dot{V}^2} \end{aligned}$$

Далі за допомогою методу найменших кутів обчислюємо k_1 , k_2 .

Стандартну невизначеність $u(\dot{V})$ отримаємо з паспортних даних програмно-апаратної системи ($\delta_p \pm 3\%$), тоді у випадку рівномірного закону розподілу всередині границь:

$$u(\dot{V}) = \dot{V} \frac{\delta_p}{\sqrt{3} \cdot 100}$$

Отримаємо стандартну невизначеність $u(\rho)$, аналогічно маємо:

$$u(\rho) = \frac{(\rho_1 - \rho_2)}{2\sqrt{3}},$$

де ρ_1 - щільність повітря, що вдихується, ρ_2 - щільність повітря, що видихується.

Далі проведемо розрахунок стандартної невизначеності площі поперекового зрізу:

$$u(S_n) = \sqrt{u_A^2(S_{n_i}) + u_B^2(S_{n_i})},$$

де $u_A(S_{n_i})$ - стандартна невизначеність типу А, $u_B(S_{n_i})$ - стандартна невизначеність типу В.

$$u_A(S_{n_i}) = \sqrt{\frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n (S_{n_i} - S_n)^2}$$

Вимір площі поперекового зрізу реалізується за допомогою вбудованої функції, яка дозволяє користувачу виділяти потрібні ділянки і проводити виміри.

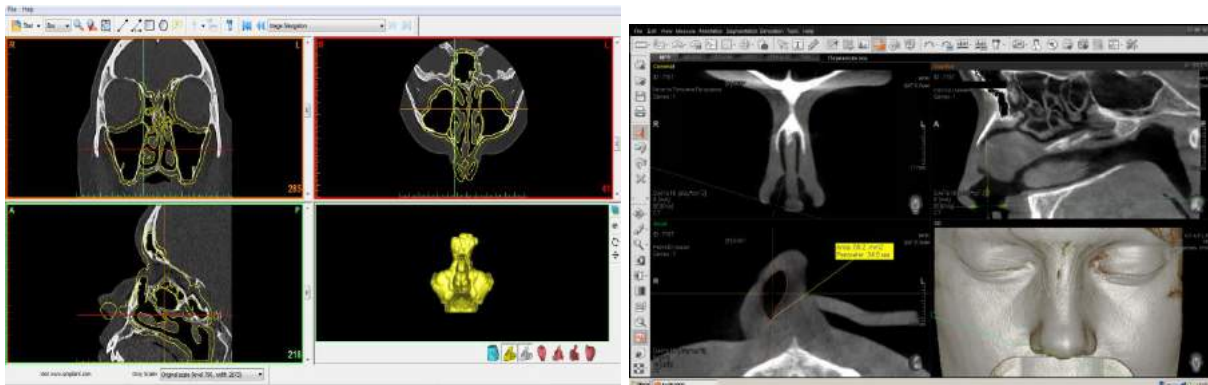


Рисунок Б1 – Візуалізація анатомічних структур носової порожнини

Проведемо розрахунок невизначеності типу В:

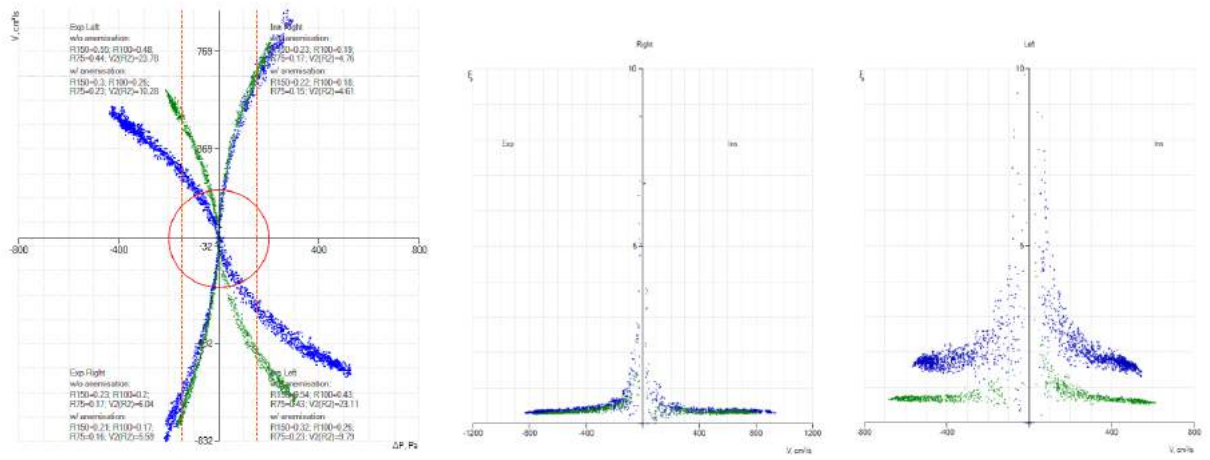
$$u(S_n) = S_n \frac{\delta_s}{\sqrt{3} \cdot 100},$$

де δ_s - похибка вимірювання площі за допомогою програмного засобу, яка не перевищує 0,0001%

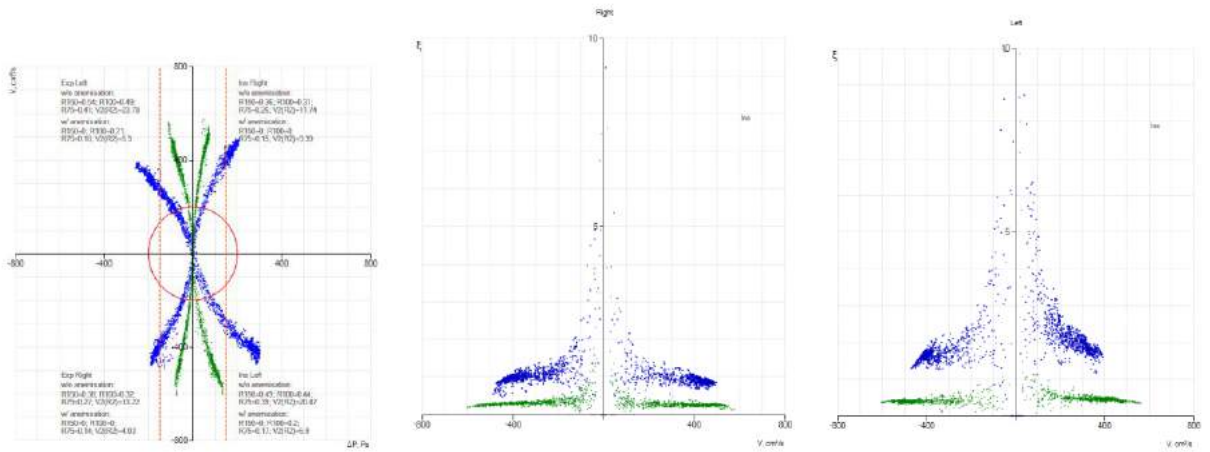
5. Величина сумарної стандартної невизначеності розрахунку коефіцієнту гідродинамічного опору дорівнює $u_c(\zeta)=0,004371$.

ДОДАТОК В

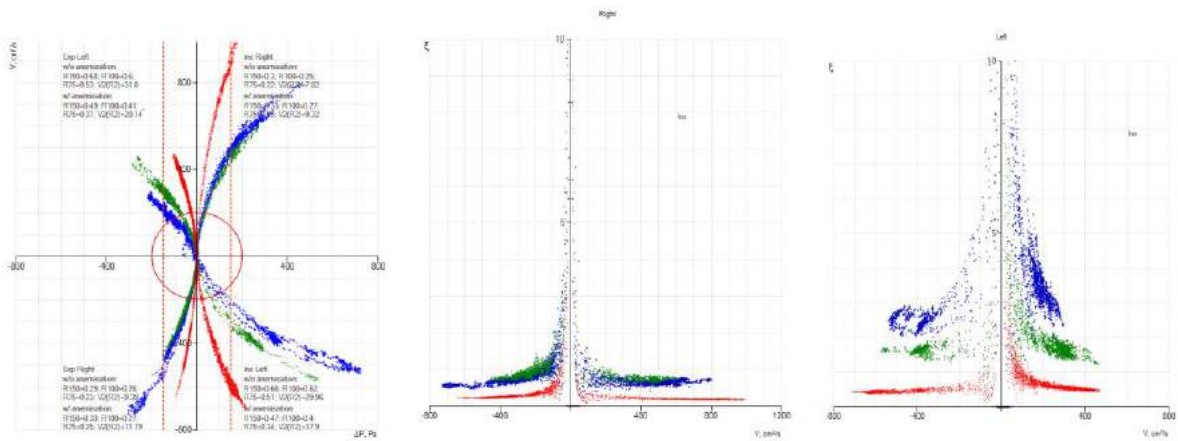
Графічна візуалізація результатів розрахунку



а розладнань немає



б – вазомоторний риніт



с – викривлення перетинки

ДОДАТОК Г

Щільність різних тканин в одиницях Хаунсфілда

Таблиця Г1- Значення щільності різних тканин в одиницях Хаунсфілда

Тканина	Щільність, НУ	Тканина	Щільність, НУ
кістка	+1000	сіра речовина мозку	+20-40
кров, що згорнулася	+55-75	кров	+13-18
селезінка	+50-70	спинномозкова рідина	+15
печінка	+40-70	пухлина	+5-35
підшлункова залоза	+40-60	жовчний міхур	+5-30
нирка	+40-60	вода	0
аорта	+35-50	орбіти	-25
м'язи	+35-50	жир	-100
біла речовина мозку	-36-46	легені	-150-400
мозжечок	+30	повітря	-1000

ДОДАТОК Д

Обчислення числа Re

Таблиця Д1 – вихідні дані для обчислення числа Re

_Vcr	V	k1	k2	S	P	d	Vc	Re
		0,003001164	0,000806284	83,835	33,964			
300,1164300	0,0000173	3001,1643	806284100	0,000083835	0,033964	0,009873	0,206642	135,11672
		0,361586102	0,002637918	110,509	37,643			
36158,6101800	0,0001902	361586,1018	2637917500	0,000110509	0,037643	0,011743	1,720712	1338,1496
		0,416733267	0,000013	45,8205	27,139			
41673,3266600	0,0002041	416733,2666	12583200	0,000045821	0,027139	0,006753	4,455221	1992,5916
		0,000299468	0,000646235	25,758	22,8008			
29,9468000	0,0000055	299,468	646235100	0,000025758	0,0228008	0,004519	0,212453	63,578191
		0,043721654	0,000653772	81,7122	36,5266			
4372,1654400	0,0000661	43721,6544	653771600	0,000081712	0,0365266	0,008948	0,80921	479,53696
		0,093161316	0,001070789	72,7138	32,5481			
9316,1315600	0,0000965	93161,3156	1070788700	0,000072714	0,0325481	0,008936	1,327397	785,55249
		0,564433918	0,00374031	78,0879	34,3506			
56443,3917700	0,0002376	564433,9177	3740309700	0,000078088	0,0343506	0,009093	3,042446	1832,1257
		2,474419622	0,001369017	32,4189	22,4212			
247441,9622300	0,0004974	2474419,622	1369016800	0,000032419	0,0224212	0,005784	15,34399	5877,0700
		0,042288416	0,001329119	78,0879	34,3506			
4228,8416200	0,0000650	42288,4162	1329119100	0,000078088	0,0343506	0,009093	0,832774	501,4867
		0,023143665	0,000447381	32,4189	22,4212			
2314,3664800	0,0000481	23143,6648	447381100	0,000032419	0,0224212	0,005784	1,483945	568,3819
		0,159489022	0,00157647	52,6473	29,6841			
15948,9021900	0,0001263	159489,0219	1576469700	0,000052647	0,0296841	0,007094	2,398774	1127,0017
		0,056437574	0,00160985	77,3783	31,3961			
5643,7573500	0,0000751	56437,5735	1609850200	0,000077378	0,0313961	0,009858	0,970879	633,85732
		0,030779614	0,000783995	118,1961	42,7673			
3077,9613900	0,0000555	30779,6139	783995200	0,000118196	0,0427673	0,011055	0,469384	343,63928
		0,256417665	0,001443501	91,5271	40,4401			
25641,7665300	0,0001601	256417,6653	1443501100	0,000091527	0,0404401	0,009053	1,749542	1048,9259
		0,186238453	0,000778091	86,2108	32,928			
18623,8452800	0,0001365	186238,4528	778090500	0,000086211	0,032928	0,010473	1,582971	1097,8737
		0,052527321	0,000739202	73,8567	31,1311			
5252,7320900	0,0000725	52527,3209	739202200	0,000073857	0,0311311	0,00949	0,981302	616,7103
		0,252674271	0,00041689	136,901	41,9328			
25267,4270900	0,0001590	252674,2709	416889900	0,000136901	0,0419328	0,013059	1,161111	1004,1757
		0,164223047	0,000624585	97,7728	36,4779			
16422,3046700	0,0001281	164223,0467	624584900	0,000097773	0,0364779	0,010721	1,310687	930,61547
		0,022930403	0,000497318	68,0867	32,077			
2293,0402700	0,0000479	22930,4027	497318100	0,000068087	0,032077	0,00849	0,703305	395,45324
		0,029147959	0,000352033	72,0815	30,2368			
2914,7959200	0,0000540	29147,9592	352032500	0,000072082	0,0302368	0,009536	0,748997	472,98927

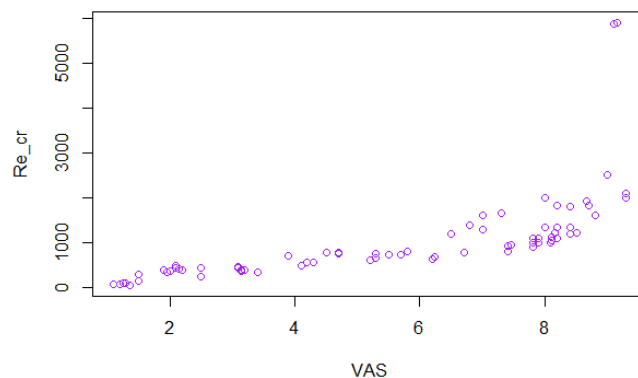


Рисунок Д1 – Кореляційна залежність між величинами числа Re та значеннями суб'єктивного оцінювання

ДОДАТОК Е

Даткові параметри риноманометрії

Таблиця Е1 - Параметри оцінювання функції носового дихання за риноманометричними даними

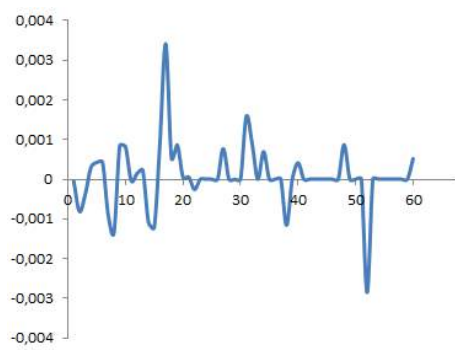
Параметр	Автор	Обчислення	Додаткова інформація
Потік при 150 Па	ISOANA		Порівняльний параметр
Сума потоків при 150 Па	ISOANA	$\dot{V}_{right} + \dot{V}_{left}$	Сумарний потік
Відсоток латералізації	Postema et al.	$\dot{V}_{right} / \dot{V}_{left}$	Латералізація
Сумарний опір	ISOANA	$R_{right} R_{left} / R_{right} + R_{left}$ for R = Reff, LReff, ReffIn, LReffIn, ReffEx, LReffEx	Сумарний носовий опір
Індекс клапану NVI	Bäumle	$NVI = \frac{\int_0^{P_{max}} f(x) - g(x) dx}{A}$ f(x) – функція інспіраторної фази 1 до Pmax [0;Pmax] g(x) – function інспіраторної фази 2 від Pmax [Pmax;0] A = a*b площа прямокутника (a [0; Vmax], b[0;Pmax])	Вплив функції носового клапану на параметри дихання
Коефіцієнт носового опору	Eichler	$O = \Delta p / \dot{V}^2$, де Δp диференційний тиск, \dot{V} - потік	Альтернативний параметр
Продуктивність носового дихання (робота)	Eichler	$p_N = \Delta p \dot{V}$	Альтернативний параметр
Модель Рьохрера	Rohrer	$\Delta p = k_1 \dot{V} + k_2 \dot{V}^2$, де k_1 - лінійний коефіцієнт, k_2 - квадратичний коефіцієнт	Апроксимація
Опір VR, Логарифм опору LVR	Vogt et.al.	$\Delta p / \dot{V}$ при макс. значенні потоку (вдих, видих)	Опір стабільного потоку

Продовження таблиці Е1

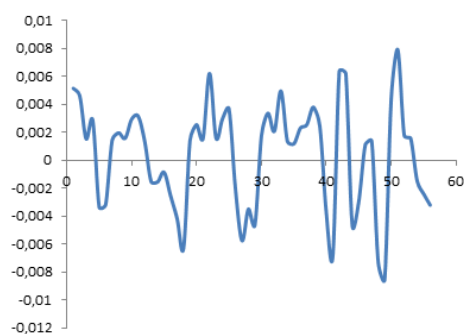
Радіус 2	Broms	Кут між кривою тиск-потік та віссю	Порівняльний параметр
Коефіцієнт гідродинамічного опору, HRC	Гарюк - Нечипоренко	$\zeta = \frac{A}{Re} + B, \text{ де}$ $A = k_1 \frac{4S^2}{P\rho v}, B = k_2 \frac{2S^2}{\rho},$ $Re = \frac{V_{av} d_{eq}}{\nu} = \frac{\dot{V} d_{eq}}{S\nu} = \frac{4\dot{V}}{P\nu}$ <p>S – площа перетину, P- периметр ноздрі, d_{eq} – діаметр ноздрі, ν - коефіцієнт кінематичної в'язкості, ρ - щільність повітря, k_1, k_2 – коефіцієнти рівняння Рьохрера: k_1- коефіцієнт ламінарного потоку, k_2-коефіцієнт турбулентного потоку, Re – число Рейнольдса</p>	Нова класифікація
Опір в резистометрії	Mlynski, Löw	$R = \Delta p / \dot{V}$ при 250 см ³ /с	Оцінювання обструкції
Гідравлічний діаметр	Mlynski, Löw	$d_h = 2\sqrt[4]{\frac{8\dot{V}\eta l}{\Delta p\pi}}$ <p>η - в'язкість, l - довжина каналу</p>	Вимірювання при ламінарному потоці
Потік на початку колапсу носового клапану	Beule, Mlynski, Gogniashwili	Різниця між обчисленим значенням опору та даними вимірювань $R > 5\%$	Диференціація між фізіологічним та патологічним колапсом носового клапану
Турбулентний потік	Mlynski, Löw	$R = \Delta p / \dot{V}^{1.8}$	Параметр транзитного режиму

ДОДАТОК Ж

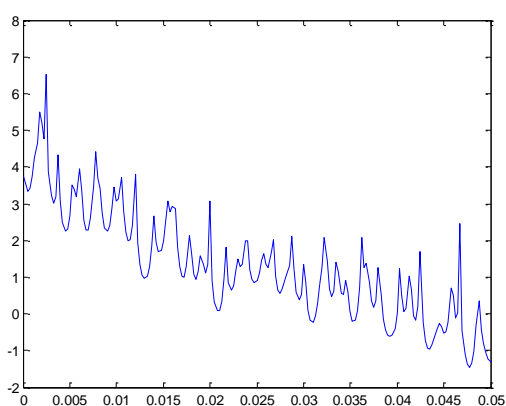
1. Нестационарні квазіперіодичні сигнали (біомедичні сигнали)



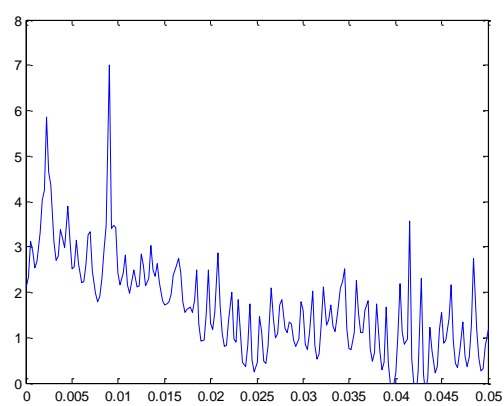
a



b



c



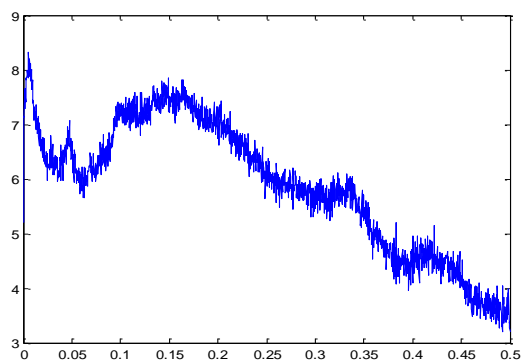
d



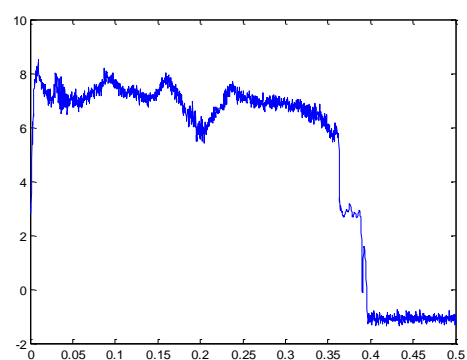
e



f

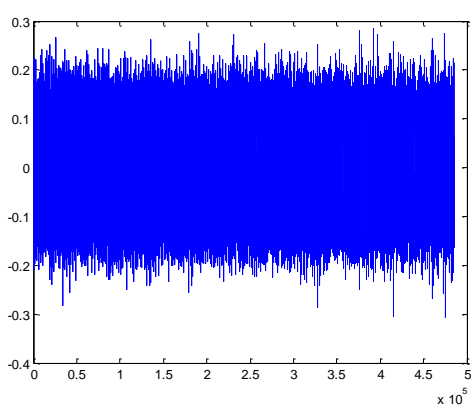


g

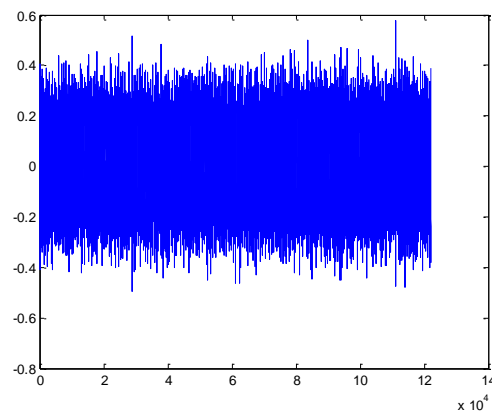


h

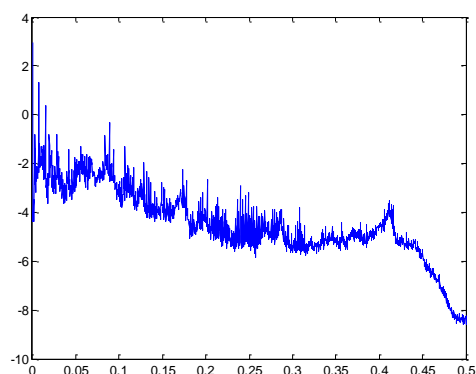
2. Нестационарні квазіперіодичні сигнали (вібросигнали підшипників електродвигунів)



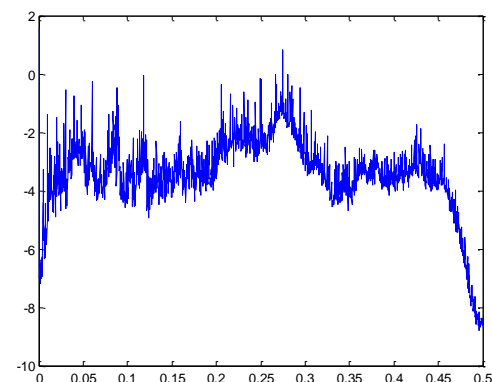
i



j



k



l

Рисунок Ж1 – Спектральна щільність потужності, отримана за допомогою

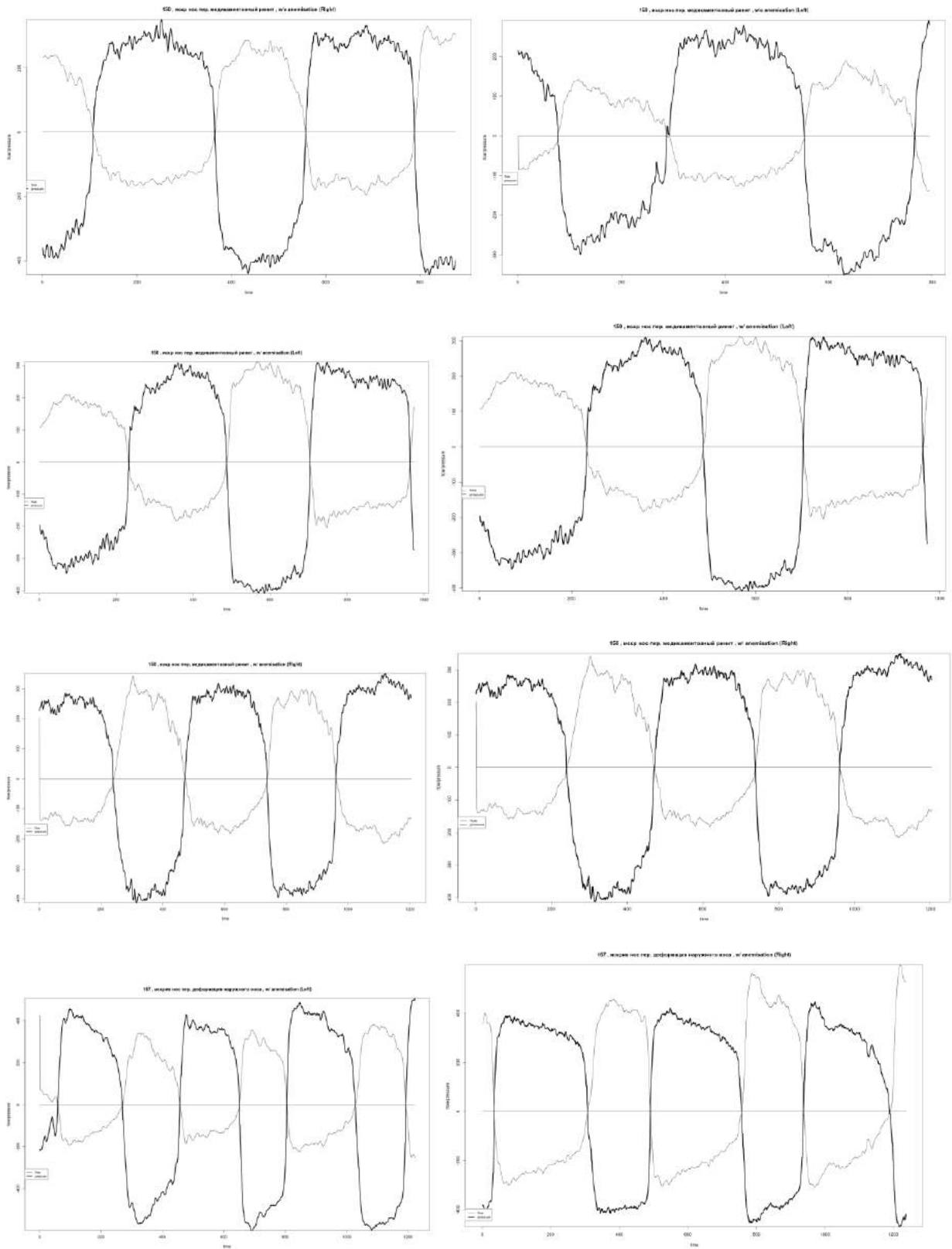
модифікованого коваріаційного методу

a, e, c, g, i, k – розладнання відсутні

b, d, f, j, l – розладнання є

a, b, c, f, i, j – вихідні сигнали об'єкту дослідження

ДОДАТОК К



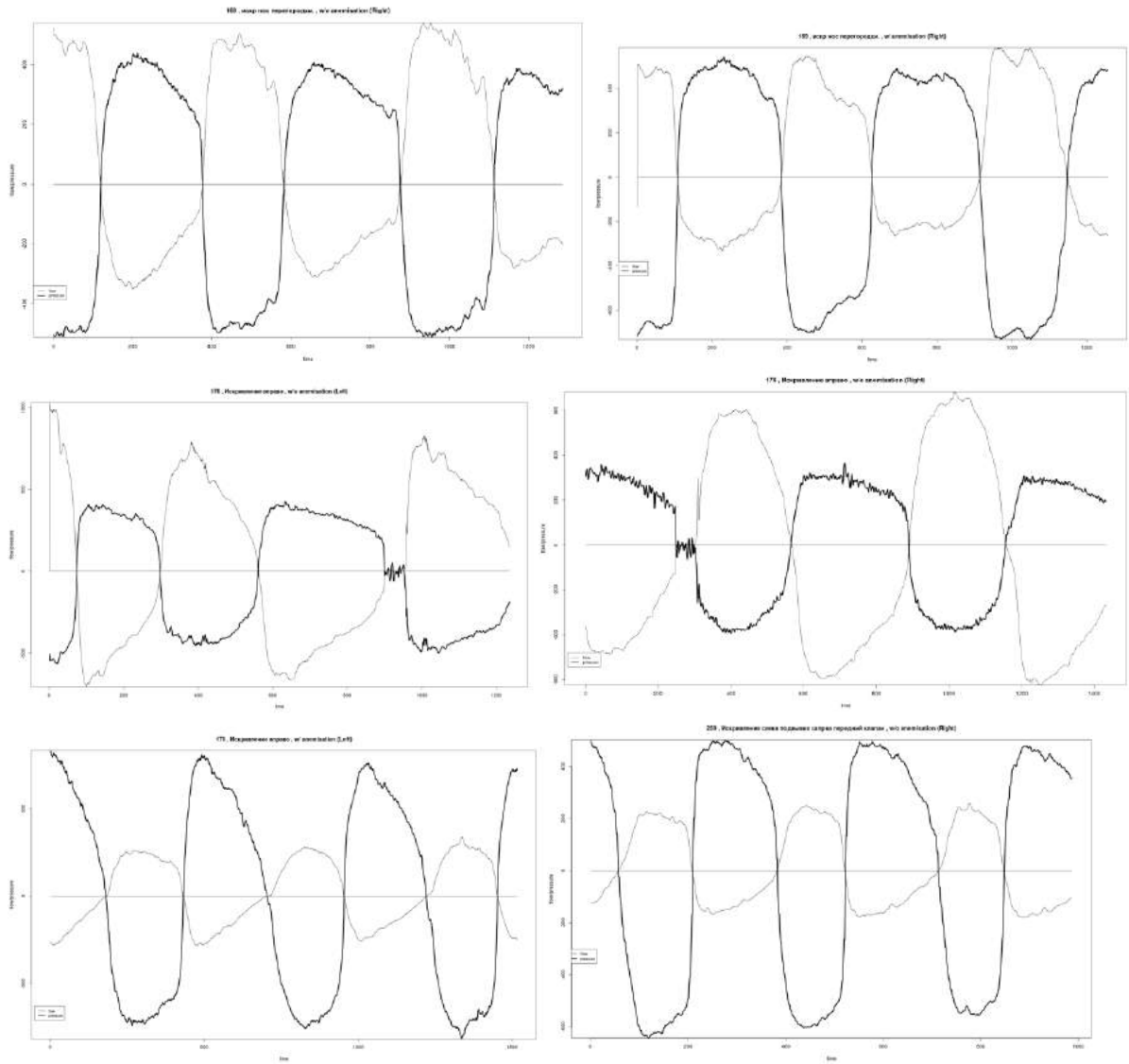
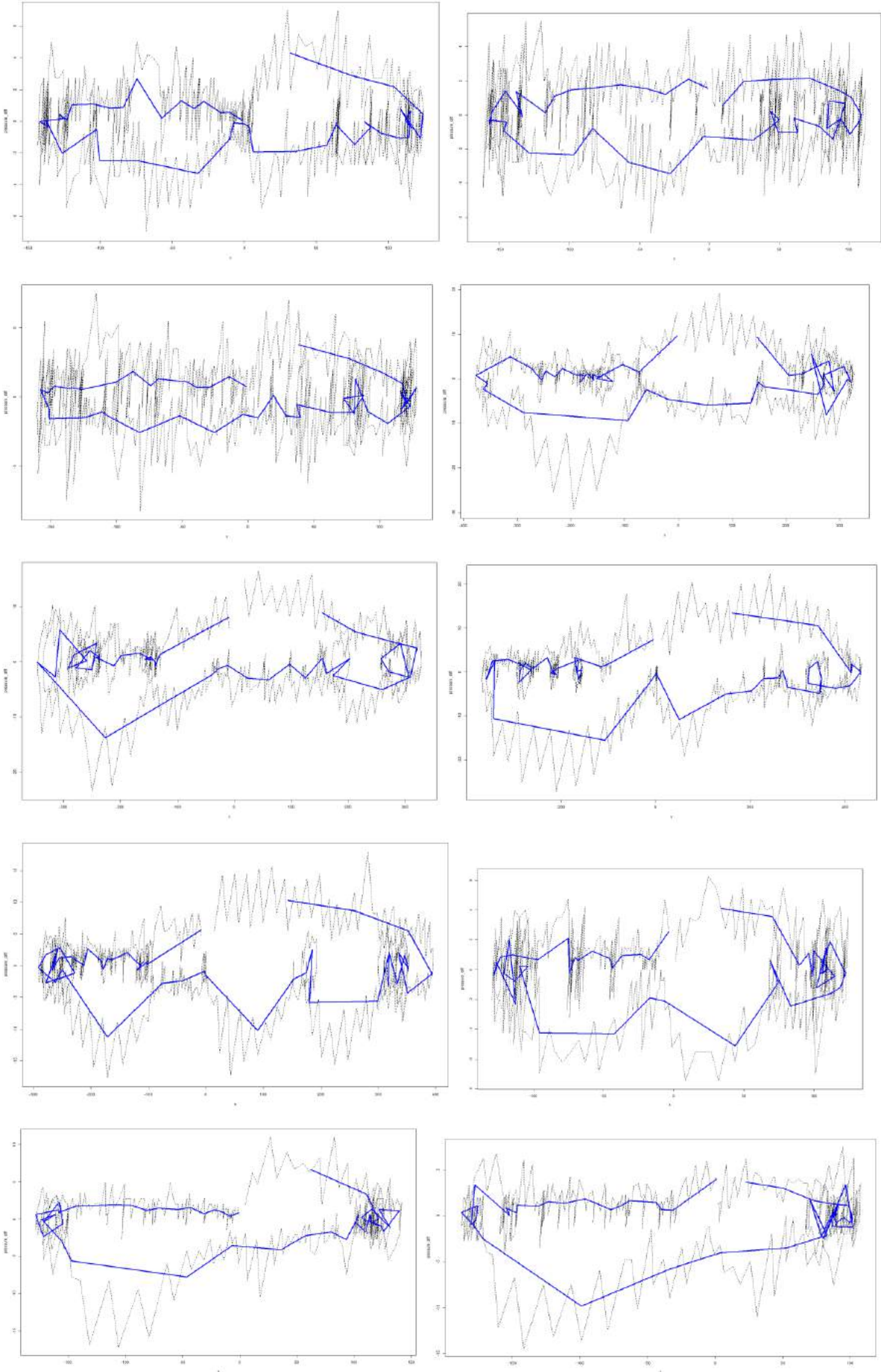


Рисунок К1 – Выхідні риноманометричні сигнали



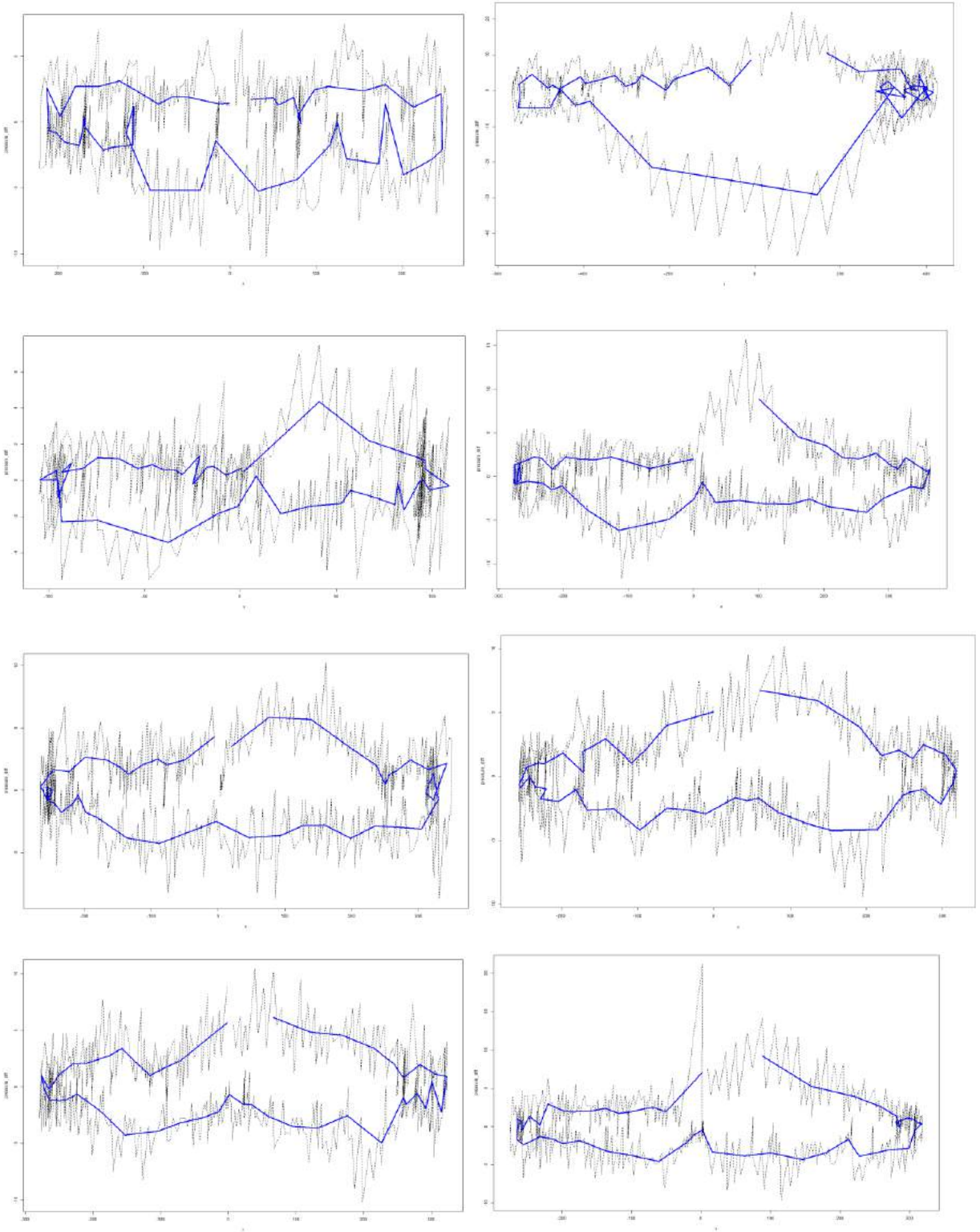
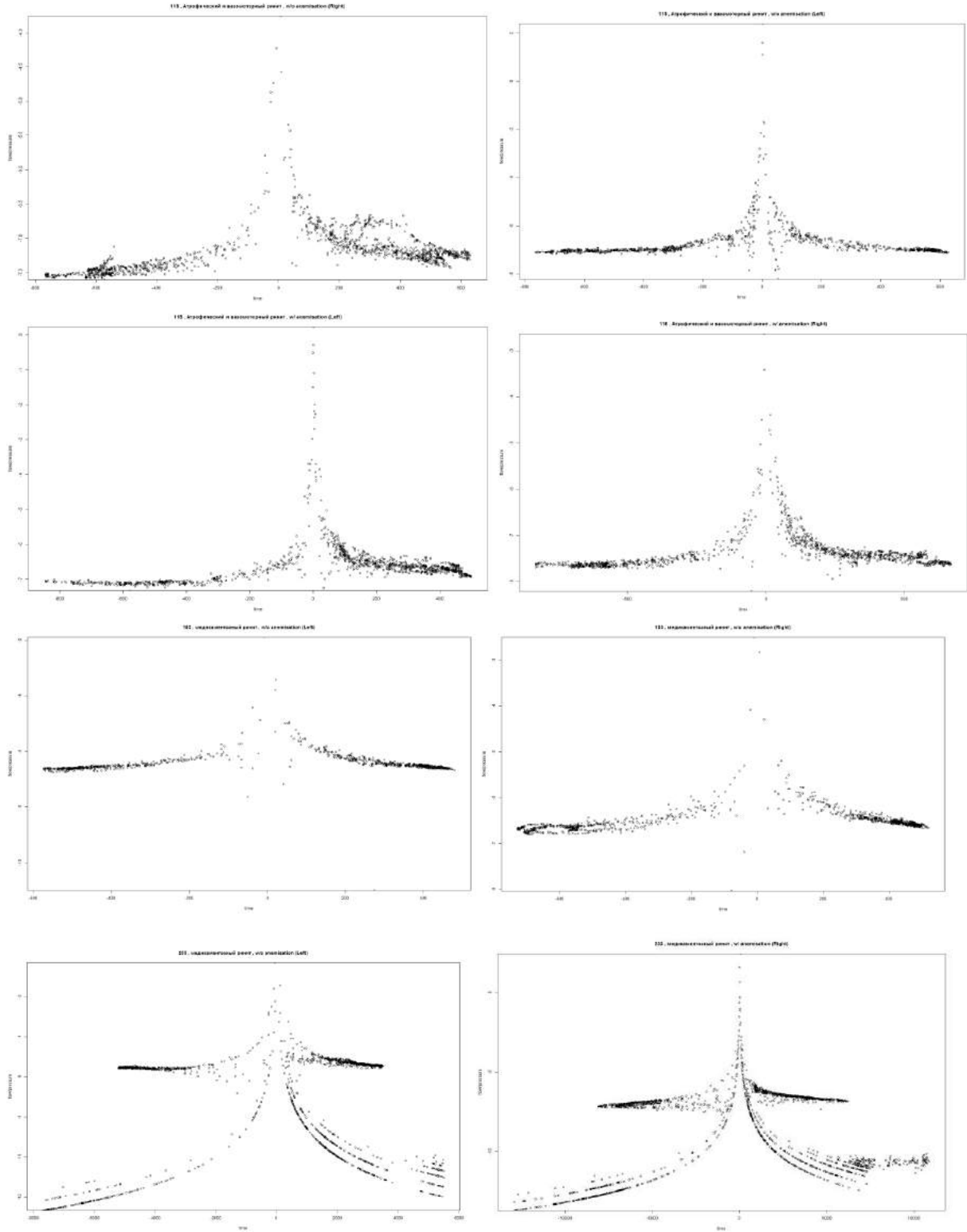


Рисунок К2 – Фазові портрети риноманометричних сигналів

ДОДАТОК Л



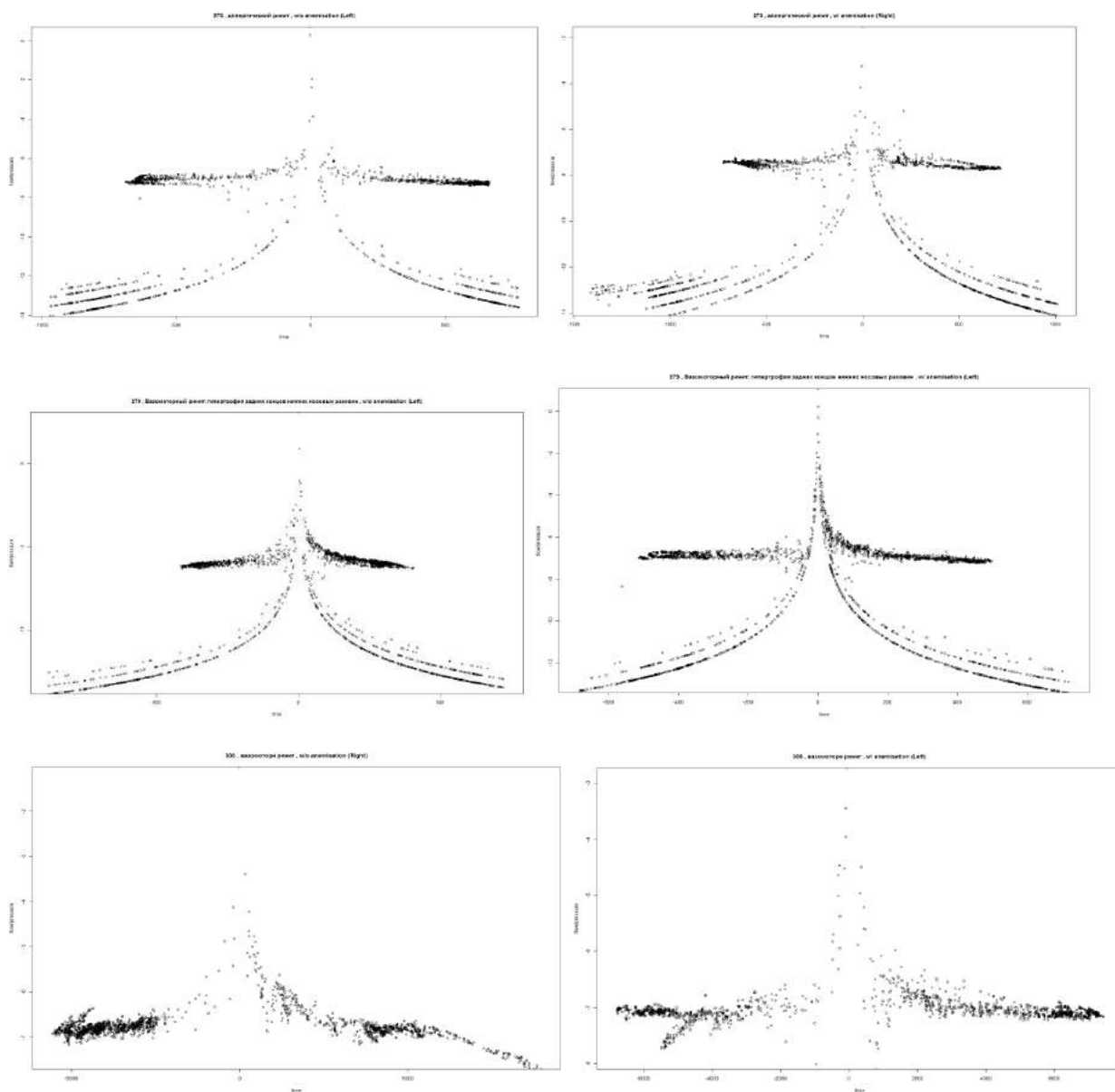


Рисунок Л1 – Приклады изображений на входе згортальної нейронної мережі
глибинного навчання

ДОДАТОК М

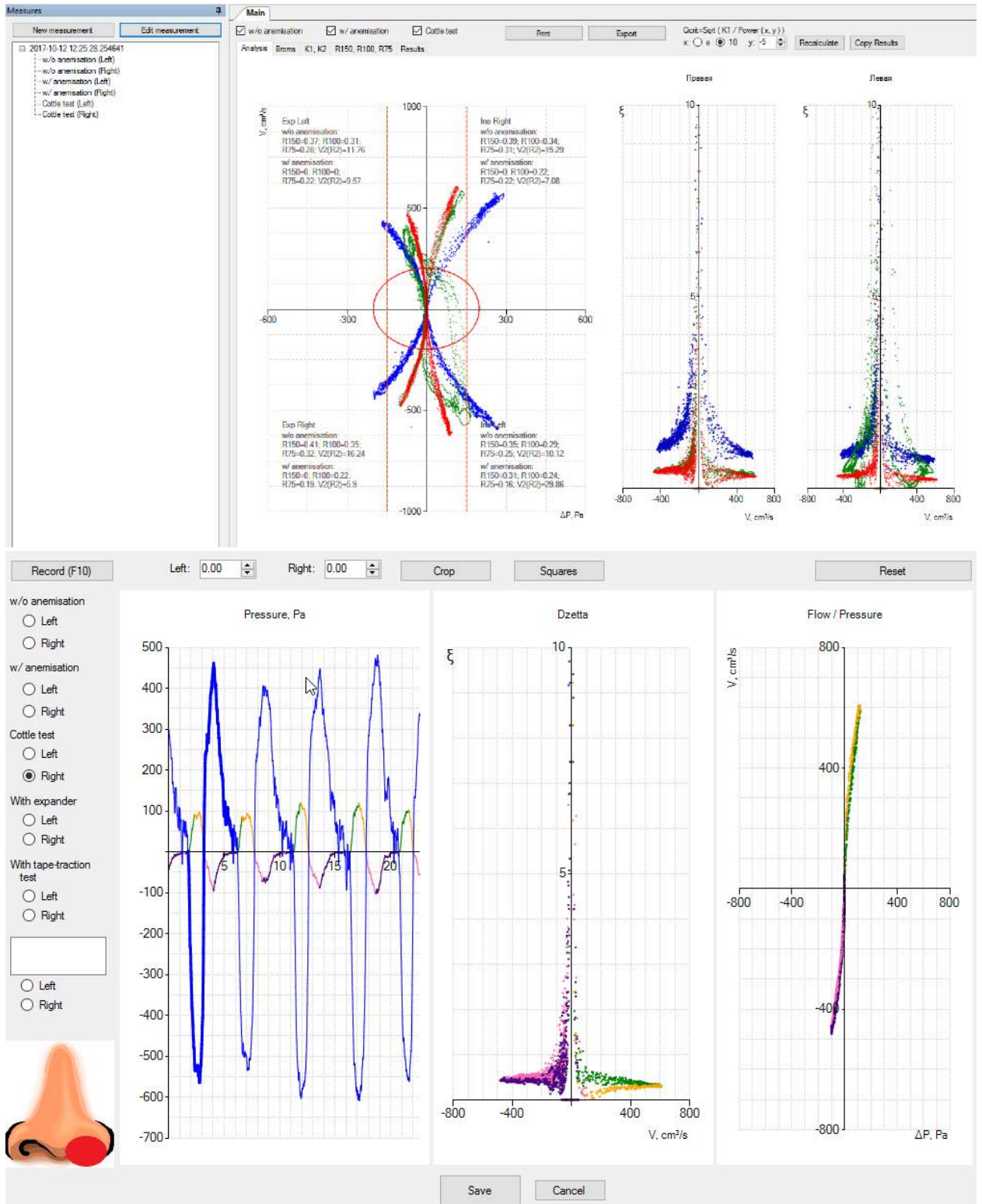


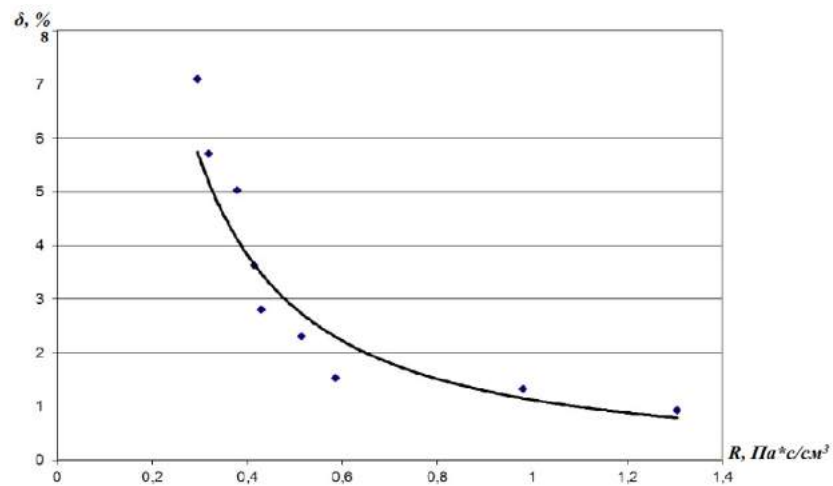
Рисунок М1 – Тест Котла (приклад)

ДОДАТОК Н

Таблиця Н

Результати розрахунків

\dot{V} , см ³ /с	$(\dot{V} - \dot{V}')$, см ³ /с	R_{150} , Па*с/см ³	$R_{150(loss)}$, Па*с/см ³	$\delta\%$
362	350	0,414	0,429	3,62
472	446	0,318	0,336	5,7
350	340	0,429	0,441	2,8
115	114	1,304	1,316	0,92
396	378	0,378	0,397	5,02
292	285	0,514	0,526	2,3
508	475	0,295	0,316	7,1
256	252	0,586	0,595	1,53
153	151	0,98	0,993	1,32

Рисунок Графічна залежність R_{150} від відносної похибки вимірювань

ДОДАТОК П


УКРАЇНА
ДЕРЖАВНА СЛУЖБА УКРАЇНИ З ЛІКАРСЬКИХ ЗАСОБІВ
СВІДОЦТВО ПРО ДЕРЖАВНУ РЕЄСТРАЦІЮ

№ 14777/2015

Медичний виріб
Риноманометр "Optimus" ТУ У 32.5-32673856-001:2015
апарат медичного призначення, мех. мех. апарати медичні

I
клас безпеки

в Додатку до даного Свідоцтва
виправлення з об'єктами

Виробник
Приватне підприємство "ГАРІЮК"
61022, м. Харків, вул. Котлова, 168, Україна
виробник медичних виробів, медичні прилади та обладнання

що відповідає реєстраційним матеріалам, згідно з наказом Державної служби України з лікарських засобів від 12.06.2015 № 452 внесений до Державного реєстру медичної техніки та виробів медичного призначення і дозволений для застосування на території України.

Свідоцтво дійсне до 12 червня 2017 р.

Перший заступник Голови
МП



О.А. Алексєєва

MD № 87598

ДОДАТОК Р
Акти впровадження дисертаційної роботи

ЗАТВЕРДЖУЮ

Головний лікар

Міської клінічної лікарні № 30 (м. Харків)



С.О. Самусенко

2017 р.

АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи
 «Моделі, методи та інформаційні технології раннього виявлення розладнань в нестационарних
 квазіперіодичних процесах»

докторанта кафедри програмної інженерії,
 доцента кафедри біомедичної інженерії
 Харківського національного університету радіоелектроніки
 Нечипоренко Аліни Сергіївни

1. **Найменування пропозицій для клінічної апробації:** 1. Метод раннього виявлення розладнань при оцінюванні функції носового дихання; 2. Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень про виявлення розладнань при оцінюванні функції носового дихання. 3. Інформаційна технологія планування оперативних втручань в ринології
2. **Ким запропоновано:** кафедра біомедичної інженерії Харківського національного університету радіоелектроніки, адреса: пр. Науки, 14, 61166, м. Харків
3. **Виконавець:** Нечипоренко Аліна Сергіївна
4. **Термін впровадження:** 13.05.2017 – 26.08.2017
5. **Ефективність впровадження:** 1. Кількість вірно визначених розладнань при здійсненні диференційної діагностики між структурними розладнаннями та розладнаннями слизової оболонки носової порожнини збільшилася на $3,7 \pm 0,24\%$, що дозволило підвищити якість лікувально - діагностичного процесу та запобігти подальших ускладнень. 2. Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень про виявлення розладнань при оцінюванні функції носового дихання дозволяє оптимізувати процеси визначення розладнань при диференціації захворювання, вибору тактики лікування захворювання, що сприяє зменшенню кількості лікарських помилок. 3. Інформаційна технологія планування оперативних втручань в ринології на основі методу комп'ютерного планування із застосування імітаційного моделювання характеристик повітряного потоку крізь носову порожнину дозволяє збільшити якість прийняття рішень процесу планування на $4,7 \pm 0,12\%$ і таким чином уникнути непотрібних оперативних втручань та скоротити час перебування хворого у стаціонарі.
6. **Пропозиції та зауваження:** Рекомендувати метод раннього виявлення розладнань при оцінюванні функції носового дихання як такий, що дозволяє підвищити якість диференційної діагностики, а також інформаційні технології підтримки прийняття рішень при виявленні розладнань та планування оперативних втручань в ринології для більш широкого провадження в системі Міністерства охорони здоров'я.

Даний акт не дає підстав для будь-яких фінансових розрахунків, винагороди.

Відповідальний за впровадження:
 Завідувач кафедри отоларингології та дитячої
 отоларингології, д.м.н., проф.

 Г.І. Гарюк



ЗАТВЕРДЖУЮ

Головний лікар
Харківського науково-практичного центру
хвороб вуха, горла і носа


О.В. Новак

“ 28 ” “ 04 ” 20 17 р.

АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи
«Моделі, методи та інформаційні технології раннього виявлення розладнань в нестационарних
квазіперіодичних процесах»

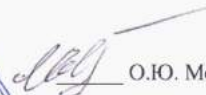
докторанта кафедри програмної інженерії,
доцента кафедри біомедичної інженерії
Харківського національного університету радіоелектроніки
Нечипоренко Аліни Сергіївни

- Найменування пропозицій для клінічної апробації:** 1. Інформаційна технологія раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах 2. Метод раннього виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів; 3. Метод раннього виявлення розладнань на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання.
- Ким запропоновано:** кафедра біомедичної інженерії Харківського національного університету радіоелектроніки, адреса: пр. Науки, 14, 61166, м. Харків
- Виконавець:** Нечипоренко Аліна Сергіївна
- Термін впровадження:** 16.04.2017 - 27.04.2017
- Ефективність впровадження:** Використання комплексу математичних методів, на яких ґрунтується розроблена інформаційна технологія дозволяє обробляти гетерогенні дані клініко-експериментальних досліджень та даних експертних оцінювань, виявляти в них приховані залежності, що мають діагностичну значущість. Розроблені та досліджені в дисертаційній роботі моделі і методи, зокрема метод раннього виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів та апроксимації фазових портретів нестационарних квазіперіодичних сигналів за допомогою нечіткого F-перетворення дозволяє отримувати рішення про наявність розладнання у режимі реального часу з точністю 87%, що дозволили підвищити якість діагностики на 2,9±4%. Метод раннього виявлення розладнань на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання дозволяє видалити некоректні дані риноманометричних вимірювань з точністю 90,1% випадкуів на етапі їх реєстрації за допомогою програмно-апаратної системи для оцінювання функції носового дихання, тим самим знизити кількість лікарських помилок при формування діагнозу на 3,4%.
- Пропозиції та зауваження:** Рекомендувати інформаційну технологію раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процеса, що дозволяє підвищити якість діагностично-лікувального процесу для більш широкого провадження в установи отоларингологічного профілю системи Міністерства охорони здоров'я.

Даний акт не дає підстав для будь-яких фінансових розрахунків, винагороди.

Відповідальний за впровадження:
Лікар НПЦ вуха горла і носа,
к.м.н., доц. ХМАПО




О.Ю. Меркулов

ЗАТВЕРДЖУЮ

Заступник директора з наукової
роботиІнституту проблем машинобудування
ім. А.М. Підгорного

д.т.н. А.О. Костіков

" 28 " 09 2017р.

АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи

*«Моделі, методи та інформаційні технології раннього виявлення розладнань в
нестационарних квазіперіодичних процесах»*

докторанта кафедри програмної інженерії

Харківського національного університету радіоелектроніки

Нечипоренко Аліни Сергіївни.

В результаті виконання дисертаційної роботи Нечипоренко А.С. розроблено метод технічної діагностики, який ґрунтується на спектральному аналізі за допомогою авторегресійного аналізу із використанням модифікованого коваріаційного методу для обробки сигналів, що отримані від підшипників ковзання. Метод дозволяє ідентифікувати інформативні ознаки сигналів у реальному режимі часу, що дає змогу забезпечити раннє виявлення неадитивних розладнань у процесах із властивостями нестационарності та квазіперіодичності. Дослідження впроваджено у наукову роботу відділу надійності та динамічної міцності Інституту проблем машинобудування ім. А.М. Підгорного.

Даний акт не дає підстав для будь-яких фінансових розрахунків та винагород.

Завідувач відділу надійності та
динамічної міцності, д.т.н., проф.



К.В. Аврамов

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Проректор з науково-методичної роботи

Харківського національного університету радіоелектроніки



І.В. Рубан

2017 р.

АКТ

про використання результатів дисертаційної роботи Нечипоренко Аліни Сергіївни «Моделі, методи та інформаційні технології раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах» в НДР «Розробка методології і математичних моделей соціально-економічних систем при реалізації концепції їх стійкого розвитку» (ДР № 0115U001522), що виконувалася відповідно до плану науково-дослідних робіт Харківського національного університету радіоелектроніки

Комісія у складі:

Голови: завідувача кафедри системотехніки, наукового керівника ДР № 0115U001522 д.т.н., проф. Гребенніка І.В.

Членів комісії: заступника начальника наукового інформаційно-аналітичного відділу Хоменко Н.Ю., доцента кафедри системотехніки Губаренка С.В. встановила, що результати наукових досліджень **Нечипоренко Аліни Сергіївни** реалізовано у межах виконання держбюджетної теми ДР № 0115U001522 Харківського національного університету радіоелектроніки.

В рамках робіт, що виконувались відповідно до плану НДР, автором проведено дослідження теоретичних положень, методів, моделей та елементів інформаційного середовища процесу медичної діагностики з урахуванням невизначеності даних, як складових стійкого розвитку соціально-економічних систем. Удосконалено метод оцінювання аналітичної неоднозначності гетерогенної інформації, який на відміну від існуючих містить етапи ідентифікації типу даних та класу невизначеності, запропоновано нечітку регресійну модель, для побудови якої використовується метод відбору значущих чинників на основі методу найменших кутів, розроблено метод фільтрації аномалій на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання, який дозволяє виявляти дані, які є результатом помилок реєстрації з точністю 90,1%.

Завідувач кафедри системотехніки, проф. д.т.н.

І.В. Гребеннік

Заст. начальника наукового інформаційно-аналітичного відділу

Н.Ю. Хоменко

доц. каф. системотехніки, к.т.н.

С.В. Губаренко

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Проректор з науково-методичної роботи
Харківського національного
університету радіоелектроніки

 Рубан І.В.
«02» _____ 2017 р.

АКТ

про впровадження в навчальний процес результатів дисертаційної роботи на тему:
«Моделі, методи та інформаційні технології раннього виявлення розладнань в
нестационарних квазіперіодичних процесах» докторанта кафедри програмної
інженерії Харківського національного університету радіоелектроніки
Нечипоренко Аліни Сергіївни

Комісія у складі:

Голови: завідувача кафедри програмної інженерії к.т.н., проф. Дудар З.В.**Членів комісії:** професора кафедри програмної інженерії, д.т.н., проф. Четверикова Г.Г., заступника декана з навчально-методичної роботи факультету комп'ютерних наук доцента кафедри програмної інженерії, к.т.н. Назарова О.С. встановила, що результати наукових досліджень реалізовано в навчальному процесі Харківського національного університету радіоелектроніки на кафедрі програмної інженерії (протокол засідання кафедри ПІ №12 від 07.02.2017).

Розглянувши матеріали роботи та організацію навчального процесу на кафедрі комісія відзначає, що при проведенні лекційних занять та лабораторних робіт з курсів «Задачі та методи Data Mining», «Комп'ютерний зір», «Віртуальна реальність і 3D моделювання» використані такі результати дисертаційної роботи:

1. «Задачі та методи Data Mining»:

- метод раннього виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів;

- модифікація методу виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів з радіальною базисною функцією;

2. «Комп'ютерний зір»

- метод раннього виявлення розладнань на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання;

3. «Віртуальна реальність і 3D моделювання»

- інформаційна технологія планування оперативних втручань на основі побудови 3D моделей каналів нерегулярної форми та імітаційного моделювання за допомогою методів CFD.

Завідувач кафедри програмної інженерії

З.В. Дудар

Професор кафедри програмної інженерії

Г.Г. Четвериков

Заступник декана з НМР

О.С. Назаров



**INTERNATIONAL RHINOLOGIC SOCIETY
STANDARDIZATION COMMITTEE
ON OBJECTIVE ASSESSMENT OF THE NASAL AIRWAY**

Meeting of International Standardization Committee on the Objective Assessment of
the Nasal Airway

University of Latvia, Aula minor, Raina boulevards, Riga, Latvia
Wednesday, November 2, 2016

Faculty members:

Prof. Dr. Dr. Klaus Vogt, Riga, Latvia (Chairperson)
Prof. Dr. Franz Peters, Technical University, Bochum, Germany
Dr. A. Lintermann, Rheinisch-Westfälische technische Hochschule, Aachen, Germany
Prof. Dr. Klaus-Dieter Wernecke, Sostana GmbH, Berlin, Germany
Ass. Prof. Alina Nechyporenko, PhD, Ukraine
Prof. Dr. Hans Behrbohm, Berlin, Germany
Prof. Dr. Walter Koch, Graz, Austria
Dr. Gregor Bachmann-Harildstad, Ph.D., Oslo, Norway

The document reflects an agreement based on the ERS Congress Stockholm, July 4th, 2016 and consensus conference «International Standardization Committee on the Objective Assessment of the Nasal Airway in Riga», November 2nd, 2016“.

According to results of international consensus conference on nasal airway function tests the hydrodynamic resistance coefficient is included to standard of the objective assessment of the nasal airway as a new additional parameter of rhinomanometry. List of additional parameters is given in the attachment.

Prof. Klaus Vogt, MD, DDS, PhD

Parameter	Author	Calculation	Additional information
Flow at 150 Pa	ISOANA ^{7,8}		Comparison with references
Flow sum at 150 Pa	ISOANA ^{7,8}	Flow right side + flow left side	Total nasal airflow
Lateralization percentage	Postema et al. ¹⁶	Flow right side/flow left side	Lateralization
Calculated total resistance	ISOANA ^{7,8}	$\frac{R_{right} * R_{left}}{R_{right} + R_{left}}$ for R = Reff, LReff, ReffIn, LReffIn, ReffEx, LReffEx	Total nasal resistance
Valve Index NVI	Bäumle	$NVI = \frac{\int_0^{Pmax} f(x) - g(x) dx}{A}$ <p>f(x): function for inspiration phase 1 until Pmax [0;Pmax] g(x): function for inspiration phase 2 from Pmax [Pmax;0] A = a*b: area of rectangle by a [0; Vmax] and b[0;Pmax]</p>	Nasal valve influence
Nasal resistance coefficient	Eichler ²⁰	$W = \Delta P / \dot{V}^2,$ where ΔP = differential pressure, \dot{V} = Flow	Alternative parameter
Nasal breathing performance	Eichler ²⁰	$P_N = \Delta P \dot{V}$	Alternative parameter
Polynomial model	Rohrer	$\Delta P = k_1 \dot{V} + k_2 \dot{V}^2,$ where k_1 = linear coefficient, k_2 = quadratic coefficient	Curve adaption
Vertex resistance VR, Logarithmic Vertex Resistance LVR	Vogt et.al. ¹⁰	$\Delta P / \dot{V}$ at flow maximum (insp., exp.)	Resistance at steady flow (insp., exp.)
Radius 2	Broms ¹³	Angle in a polar coordinate system for pressure and flow	Comparative parameter

Hydrodynamic Resistance Coefficient HRC	Garyuk-Nechyporenko ^{5,6}	$\zeta = \frac{A}{Re} + B, \text{ where } A = k_1 \frac{4S^2}{P\rho\nu}, B = k_2 \frac{2S^2}{\rho},$ $Re = \frac{V_{av} d_{eq}}{\nu} = \frac{\dot{V} d_{eq}}{S\nu} = \frac{4\dot{V}}{P\nu}$ <p>S - cross-sectional area of nostril, P- perimeter of nostril, d_{eq} – diameter of nostril, ν - kinematic coefficient of air viscosity, ρ - air density, k_1, k_2 – coefficients from Rohrer's equation: k_1- coefficient of the laminar flow, k_2- coefficient of the turbulent flow, Re – Reynolds number</p>	New classification possible
Resistance in resistometry	Mlynski, Löw ¹⁷	$R = \Delta P / \dot{V}$ at 250 ml/s	Comparison with references
Hydraulic diameter	Mlynski, Löw ¹⁷	$d_h = 2 \sqrt[4]{\frac{8\dot{V}\eta l}{\Delta P\pi}}$ <p>η = viscosity, l = length of nasal cavity</p>	Measure for the width of the nasal flow channel at laminar flow
Flow at beginning of nasal valve collapse	Beule, Mlynski, Gogniashwili ¹⁹	Difference of calculated R and measured $R > 5\%$	Discrimination between physiol. and pathological valve collapse
Flow at pure turbulence	Mlynski, Löw ¹⁷	<p>Flow at exponent $n=1.8$ in the equation $R = \Delta P / \dot{V}^n$ as a function of breathing flow velocity</p> $n(\dot{V}) = \frac{d \ln(\Delta P)}{d \ln(\dot{V})} = \frac{d \Delta P}{d \dot{V}} \cdot \frac{\dot{V}}{\Delta P}$	Information on transition of laminar to turbulent flow behavior with increasing flow velocity

ЗАТВЕРДЖЕНО

Головний лікар
Клінічної лікарні «Феофанія»
Державного управління справами



І.П. Семенів

" 04 " 2015р.

ПРОТОКОЛ

клінічних випробувань дослідного зразку медичного виробу: Риноманометр «Optimus» ТУ У 32.5-32673856-001:2015 (згідно додатку), виробництва Приватного підприємства «ГАРІОК», Україна за зверненням заявника Приватного підприємства «ГАРІОК», Україна та направленням Державної служби України з лікарських засобів (Держлікслужба України) № 629-5/5.1/1-15 від 12.03.2015 р.

1 Загальні відомості про об'єкт клінічних випробувань.	
1.1 Повна назва медичного виробу відповідно до направлення Державної служби України з лікарських засобів (Держлікслужба України).	Риноманометр «Optimus» ТУ У 32.5-32673856-001:2015 (згідно додатку)
1.2 Виробник медичного виробу (зазначений у технічному паспорті на медичний виріб, сертифікаті, а також в іншій супровідній документації).	Приватне підприємство «ГАРІОК», Україна, м. Харків, вул. Котлова №168
1.3 Скорочена назва медичного виробу, яку використовують замість повної (медичний виріб може не мати скороченої назви).	Скорочена назва не вказана.
1.4 Серія медичного виробу (вказують в тому разі, якщо характеристика може варіюватися в конкретних межах);	Серія медичного виробу не зазначена.

1.5 Призначення, вказане виробником медичного виробу (призначення в стислій формі, з описом основної функції, яку виконує медичний виріб).	ВМ представляє собою Риноманометр «Optimus» ТУ У 32.5-32673856-001:2015, який призначений для визначення параметрів дихальної системи людини методом передньої або задньої активної риноманометрії. Прилад дозволяє оцінювати прохідність носових дихальних шляхів. Використовується для визначення патологій при утрудненому носовому диханні у дітей і дорослих.
1.6 Основний принцип дії, указаний виробником медичного виробу.	Принцип дії риноманометру полягає у визначенні параметрів дихальної системи людини методом передньої або задньої активної риноманометрії. У корпусі конструктивно встановлені датчики диференційного тиску та витрати, а також модуль контролера. Вхідний потік повітря подається на патрубок, що має конічну форму для з'єднання зі стандартним медичним повітряним фільтром, далі йде через датчик масової витрати, і минаючи конфузор, що забезпечує сполучення вимірювального повітряного каналу, виходить в навколишній простір. Вихід датчика витрати має захист від механічних впливів у вигляді дрібної решітки.
1.7 Галузь застосування (хірургічна, терапевтична, стоматологічна, діагностична, ін.).	Галузь застосування – медицина.
1.8 Кількість досліджуваних зразків медичного виробу, що були використанні під час проведення клінічних випробувань.	Для проведення випробувань виробником було надано 1 зразок виробу.
2 Мета проведення клінічних випробувань	
2.1 Оцінка ефективності медичного виробу: відповідність зразків продукції медико-технічним вимогам.	Медичний виріб відповідає медико-технічним вимогам.
2.2 Оцінка безпеки медичного виробу під час експлуатації.	Медичний виріб відповідає вимогам безпеки при дотриманні правил експлуатації.
2.3 Оцінка доцільності використання в Україні.	Медичний виріб доцільно використовувати в медичній практиці в Україні.

3 Завдання проведення клінічних випробувань	
3.1 Виявлення відповідності медичного виробу своєму клінічному призначенню, задекларованому виробником.	Медичний виріб відповідає своєму клінічному призначенню, задекларованому виробником.
3.2 Виявлення відповідності сучасним вимогам до медичного виробу даного класу згідно з показниками критеріїв класифікації.	Медичний виріб відповідає сучасним вимогам до медичних виробів даного класу згідно з показниками критеріїв класифікації.
3.3 Перевірка відповідності функціональних та експлуатаційних характеристик, параметрів медичного виробу.	Функціональні та експлуатаційні характеристики, параметри медичного виробу відповідають заявленим у супровідній документації.
3.4. Виявлення непередбачених побічних явищ під час експлуатації медичного виробу в заданих виробником режимах і умовах, оцінка можливості ризику їх виникнення і ступеня негативного впливу на людину.	Непередбачені побічні явища під час експлуатації медичного виробу в заданих виробником режимах і умовах не виявлені.
3.5 Проведення порівняльної оцінки властивостей (параметрів, характеристик) даного медичного виробу та його аналогів.	В процесі клінічних випробувань характеристики даного медичного виробу порівнювались з аналогами інших ВМП: Риноманометр "Atmos", виробництва Німеччина.
3.6 Відповідність клінічних випробувань розробленій програмі.	Клінічні випробування проведені згідно розробленій програмі.
4. Загальні положення проведення клінічних випробувань	
4.1 Вказати П.І.Б., посаду особи, відповідальної за проведення клінічних випробувань.	Керівник центру патології ЛОР органів, лікар-отоларинголог вищої категорії – Кунах Т.Г.
4.2 Структурні підрозділи, на базі яких проведені клінічні випробування.	Центр патології ЛОР органів Клінічної лікарні «Феофанія» Державного управління справами.

<p>4.3 Повний перелік офіційної документації на медичний виріб, яку використовували під час досліджень (інструкція з експлуатації медичного виробу або інструкція для медичного персоналу; настанова з техніки безпеки під час роботи з медичним виробом; звіт про використання медичного виробу в клінічній практиці, публікації про ефективність його використання тощо).</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Направлення Державної служби України з лікарських засобів № 629-5/5.1/1-15 від 12.03.2015р. • Копія Заяви про державну реєстрацію. • Копія Додатків до заяви про державну реєстрацію. • Копія Протоколу № 3/8-А-2099 доклінічних випробувань від 22.07. 2014 р. • Копія Документу про організацію виробництва. • Копія Свідоцтва про державну метрологічну атестацію. • Копія Технічних умов Риноманометр «Optimus» ТУ У 32.5-32673856-001:2015. • Копія Протоколу приймальних технічних випробувань зразка виробу. • Копії Протоколів попередніх випробувань виробу. • Копія Акту № 197-14 приймальних технічних випробувань виробу. • Копія Програми та методики приймальних технічних випробувань дослідних зразків ВМ. • Копія Інструкції з використання виробу. • Зразок маркування виробу. • Копія Документу про державну реєстрацію виробника ПП «ГАРІОК».
<p>4.4 Умови, за яких проведені клінічні випробування, та їх відповідність вимогам виробника та умовам експлуатації медичного виробу.</p>	<p>Умови, за яких проведено клінічні випробування відповідають вимогам виробника та умовам експлуатації медичного виробу.</p>
<p>4.5 Вимоги, які було пред'явлено до кваліфікації, стажу роботи медичного персоналу, а також до його спеціалізації у медичній галузі, де може застосовуватись випробуваний медичний виріб, та техніка безпеки при роботі з ним.</p>	<p>У проведенні клінічних випробувань брали участь лікарі та медичний персонал Центру патології ЛОР органів Клінічної лікарні «Феофанія» Державного управління справами, кваліфікація яких відповідає галузі застосування ВМП.</p>
<p>4.6 Інформація про проведення Заявником (спонсором) спеціальної підготовки медичного персоналу з правил використання медичного виробу.</p>	<p>Заявником не проводилась спеціальна підготовка медичного персоналу з правил використання медичного виробу.</p>

4.7 Перелік існуючих у медичному закладі аналогів медичного виробу або технічних засобів, характеристики яких порівнювалися з характеристиками випробуваного медичного виробу.	В процесі клінічних випробувань характеристики даного медичного виробу порівнювалися з аналогами інших ВМП: Риноманометр "Atmos", виробництва Німеччина.
4.8 Гарантія проведення Заявником (спонсором) поточного ремонту, зміни окремих частин і вузлів, які не впливають на основні параметри медичного виробу в процесі проведення клінічних випробувань.	В процесі проведення клінічних випробувань не було передбачено поточного ремонту, зміни окремих частин і вузлів.
4.9 Умови передчасного припинення проведення клінічних випробувань: а) причини, пов'язані з досліджуванним: • виявлено побічну дію медичного виробу; • виявлено побічну реакцію на медичний виріб; б) причини, пов'язані з медичним виробом в) рішення заявника про припинення клінічних випробувань (обгрунтоване).	В передчасному припиненні клінічних випробувань не було потреби, тому випробування проведені в повному обсязі.
4.10 Особливі вимоги до умов проведення клінічних випробувань (за наявності).	Особливих вимог до умов проведення клінічних випробувань не існувало.
4.11 Надання учасникам клінічних випробувань інформації щодо проведення клінічних випробувань.	Учасникам клінічних випробувань була надана необхідна інформація щодо проведення клінічних випробувань.
4.12 Графік, за якими проводились клінічні випробування.	Клінічні випробування були проведені з 12.03.2015 р. по 17.04.2015 р.
5 Оцінка експлуатаційних характеристик виробу	
5.1 Основні характеристики медичного виробу, від яких залежить безпека, економічність, надійність та зручність експлуатації.	Безпека, економічність, надійність та зручність експлуатації МВ залежить від характеристик виробу. МВ відповідає санітарно-гігієнічним вимогам МОЗ України, що підтверджено протоколом доклінічної експертизи.
5.2 Якість експлуатаційної та супроводжувальної документації (мова, обсяг, глибина, доступність, зручність, графічне оформлення, перелік порад щодо виявлення та усунення малих несправностей), а також наявність сучасних засобів у передаванні інформації (аудіо-, відеокасети, різноманітні засоби зберігання інформації для комп'ютерної техніки).	Супроводжувальна документація якісна, надана в достатньому обсязі. Інструкція з медичного використання є повною та доступною.

5.3 Загальні експлуатаційні характеристики медичного виробу: - комплектація медичного виробу;	Комплектація ВМП згідно додатків.
--	-----------------------------------

Додаток №1

Найменування	Кількість, шт.
1 Риноманометр	1
2 Адаптер живлення	1
3 Фільтр повітряний медичний	1*
4 Маска	1*
5 Трубка носового тиску	1
6 Трубка підмасочного тиску	1
7 Елемент фіксувальний для гнучкого трубопроводу	1
8 Гермовід	1
9 Диск з програмним забезпеченням	1
10 Спеціалізована тара (Кейс)	1*

- час, необхідний для приведення медичного виробу в робочий стан;	<p>Прилад поставляється повністю відповідним заявленим технічним характеристикам і готовим до роботи. Робота з приладом можлива тільки після установки програмного забезпечення.</p> <p>Підключення приладу виконується його штатним кабелем до вільного USB - порту комп'ютера.</p> <p>При включенні прилад проходить цикл самотестування, в якому перевіряються внутрішні сигнали контролера, а також знаходження нульових показників датчиків у відповідних межах, заданих при виробництві.</p>
---	--

<p>- зручність проведення стерилізації та дезінфекції медичного виробу або його складових частин;</p>	<p>Догляд за виробом зручний. Згідно інструкції з використання дезінфекцію проводять з використанням засобів і режимів очищення, регламентованих ДСТУ 42-21-2-85, а також препаратів нового покоління, згідно інструкції по використанню. Рекомендується використання хімічних методів дезінфекції з повним зануренням масок і трубок у відповідний розчин з повним заповненням ним трубок.</p> <p>При експлуатації рінومانометра використовують одноразові і багаторазові частини. До одноразових відносять повітряні фільтри та ущільнювальні оливи. До частин багаторазового використання відносять маски і сполучні трубки. Останні повинні бути піддані негайної дезінфекції після їх використання.</p>
<p>- зручність розбирання медичного виробу та його складових частин (якщо це передбачено);</p>	<p>Розбирання медичного виробу не передбачено.</p>
<p>- можливість стиковки і з'єднання медичного виробу з іншим медичним обладнанням для максимально повного та зручного використання всього наявного в медичному закладі обладнання;</p>	<p>Стиковка і з'єднання медичного виробу з іншим медичним обладнанням не можлива.</p>
<p>- витратні матеріали, які використовували в медичному виробі; наскільки часто та зручно здійснювалась їх заміна (згідно нормативно-методичною документацією).</p>	<p>В ході клінічних випробувань витратні матеріали використовувалися – повітряні фільтри.</p>
<p>5.4 Гранично допустимий рівень навантаження на медичний виріб (у годинах безперервної роботи, кількість процедур та ін.).</p>	<p>Гранично допустимий рівень навантаження на медичний виріб – згідно інструкції.</p>
<p>5.5 Кількість пацієнтів, яких обстежували протягом дня (не повинна перевищувати встановлених норм).</p>	<p>Кількість пацієнтів, яких обстежували протягом дня не перевищувала встановлених норм.</p>
<p>5.6 Ергономічність медичного виробу (загальна характеристика, дизайн, розміщення органів управління, органів виводу візуальної, звукової, та іншої інформації, якість та зручність розміщення надписів і умовних позначень).</p>	<p>Ергономічність є визначальною для даного медичного виробу.</p> <p>Зовнішній вигляд, маса та габарити задовільні.</p>

5.7 Можливість і зручність транспортування медичного виробу в межах медичного закладу та за його межами (у робочому, у частково або повністю зібраному стані), а також габаритні розміри медичного виробу.	Транспортування ВМП в межах лікувального закладу зручне.
5.8 Дотримання санітарних та гігієнічних норм у процесі клінічних випробувань.	В процесі роботи з даним медичним виробом необхідно дотримуватися стандартних санітарно - гігієнічних норм, встановлених в лікувальному закладі.
5.9 Чи проводилися метрологічні випробування відповідно до Закону України „Про метрологію та метрологічну діяльність?”	ВМП не є засобом вимірювальної техніки, тому метрологічні випробування не проводилися.
5.10 Можливі наслідки для пацієнтів у разі відмови медичного виробу в процесі його роботи.	При відмові виробів в процесі роботи - не можливе використання за призначенням.
5.11 Можливі наслідки для персоналу у разі відмови медичного виробу в процесі його роботи.	При відмові ВМП в процесі роботи не виникає жодних наслідків для здоров'я персоналу.
5.12 Засоби захисту медичного персоналу та пацієнтів, що використовували в разі виникнення негативної побічної дії при експлуатації медичного виробу.	Засоби захисту медичному персоналу та пацієнтам при використанні МВ в разі виникнення негативної побічної дії не потрібні.

6 Обсяг та склад клінічних випробувань	
6.1 Види захворювань, для діагностики та лікування яких використовувався медичний виріб.	<p>Риноманометр використовується :</p> <ul style="list-style-type: none"> - Для диференційної діагностики закладеності носа при структурних змінах слизової оболонки шляхом проведення тестів до і після застосування деконгестантів ; - Для оцінки ефективності пластики носової перетинки, вазотомії або турбінопластики; - В дослідженнях носової фізіології для оцінки реакції слизової оболонки при інтраназальних проблемах з алергенами та іншими видами фізичних і хімічних подразників - Для об'єктивізації і в кількісній оцінці параметрів носового дихання в судово-медичній практиці. - В умовах страхової медицини риноманометричні вимірювання є документальною і доказовою базою.
6.2 Особливі умови проведення клінічних випробувань (якщо вони були).	Особливих умов проведення клінічних випробувань не було.
6.3 Кількість дослідних та контрольних нозологічних груп пацієнтів, які брали участь у клінічних випробувань.	В ході клінічних випробувань було створено 1 контрольну групу.
6.4 Кількість пацієнтів у кожній групі.	В ході клінічних випробувань брали участь 10 пацієнтів.
6.5 Назва аналогу даного медичного виробу, який використовувався під час проведення клінічних випробувань з метою порівняння результатів досліджень (при їх використанні).	В процесі клінічних випробувань характеристики даного медичного виробу порівнювались з аналогами інших ВМП: Риноманометр "Atmos", виробництва Німеччина.
6.6 Критерії включення пацієнтів у групи (вікові, статеві, за ступенем важкості стану, інші).	В групу були включені пацієнти, які знаходились на лікуванні в даному медичному закладі та яким проводили визначення параметрів дихальної системи методом передньої або задньої активної риноманометрії.
6.7 Протипоказання до включення пацієнтів у групу (вказати).	Протипоказання до включення пацієнтів у групу не було.
6.8 Перелік лікувальних та діагностичних маніпуляцій для кожної групи пацієнтів.	Визначення параметрів дихальної системи методом передньої або задньої активної риноманометрії.

6.9 Кількість (тривалість) маніпуляцій або процедур у кожній групі (якщо це мало значення для певного медичного виробу).	Кількість маніпуляцій та процедур – за призначення лікаря.
6.10 Перелік та кількість біологічних речовин, тканин, препаратів, бактеріальних культур та інші, використаних під час проведення клінічних випробувань.	Біологічні речовини, тканини, препарати, бактеріальні культури під час проведення клінічних випробувань не використовувались.
6.11 Види проведення випробувань: сліпе, подвійне сліпе, рандомізоване, мультицентричне, відкрите, закрите, порівняльне, паралельне, інші.	Проведено відкрите випробування.
6.12 Урахування середніх суб'єктивних оцінок (суб'єктивні оцінки пацієнта, якість медичного зображення на екранах, швидкість відображення інформації та інше) за великою шкалою.	Урахування середніх суб'єктивних оцінок не мало значення.
6.13 Можливість та доцільність використання даного медичного виробу в діагностиці та (або) лікуванні разом з іншими медичними виробами.	ВМП не застосовують для обстеження пацієнтів разом з іншими виробами. Виріб використовують самостійно.
6.14 Методики, використані для оцінки ефективності та безпеки певного медичного виробу (клінічні, інструментальні, лабораторні, морфологічні, променеві, статистичні тощо).	Для оцінки ефективності та безпеки даного медичного виробу застосовувались клінічні методики.
6.15 Методики, за якими проведено статистичне оброблення результатів в клінічних випробувань.	Статистичне оброблення результатів клінічних випробувань проводилося за стандартними методиками.
6.16 Поправки (рекомендації) щодо формування алгоритму клінічних випробувань, які внесено для отримання об'єктивної інформації в короткі строки: - щодо перевірки властивостей медичних виробів; - щодо ефективності реалізації притаманних йому, на погляд виробника, лікувальних та діагностичних властивостей; - щодо наявності непередбачених виробником впливів та їх дії, як у позитивний, так і в негативний бік.	Поправки (рекомендації) щодо формування алгоритму клінічних випробувань не вносилися.
6.17 Нормативні документи, які визначали регламент клінічного випробування.	Клінічні випробування проведені згідно наказу Міністерства охорони здоров'я України № 616 від 03.08.2012р.

6.18 Строк, протягом якого були проведені клінічні випробування в обсязі, наведеному у цьому пункті.	Клінічні випробування були проведені з 12.03.2015р. по <u>17.04</u> .2015р.
7 Результати клінічних випробувань	
7.1 Результати клінічних, лабораторних, інструментальних, морфологічних, променевих, статистичних та інших досліджень.	Вивчення наданої документації дає можливість підтвердити вірогідність отриманих даних.
7.2 Недоліки та труднощі в експлуатації медичного виробу, виявлені під час досліджень.	Недоліки та труднощі в експлуатації медичного виробу під час досліджень не виявлені.
7.3 Побічні ефекти, виявлені під час експлуатації медичного виробу, та ступінь їх негативного впливу на організм людини: а) серйозні, що: - можуть спричинити смерть; - загрожують життю та здоров'ю пацієнтів; - потребують госпіталізації або збільшення строку госпіталізації; - приводять до інвалідності; - призвели до вродженої аномалії / вади розвитку; б) несерйозні (що не стосуються вищевказаного); в) очікувані (прогноз); г) непередбачені (небажані реакції організму пацієнта, природа або вираження яких не відповідають інформації про медичний виріб).	Побічні ефекти, під час експлуатації медичного виробу не виявлено.
7.4 Шкала, за якою оцінено побічні ефекти: 5 балів – не відмічено побічних ефектів; 4 бали – спостерігалися тимчасові побічні ефекти, що не спричиняли серйозних проблем у пацієнта і не потребували припинення випробувань; 3 бали - відмічено побічні ефекти, що мали вплив на стан пацієнта, але не потребували припинення випробувань; 2 бали – відмічено значний негативний вплив на стан пацієнта, що потребував припинення випробувань медичного виробу; 1 бал – відмічено побічний ефект, що потребував припинення випробування і застосування додаткових клінічних заходів.	5 балів – не відмічено побічних ефектів;

8 Висновки	
8.1 Діагностична або лікувальна ефективність медичного виробу.	Медичний виріб: Риноманометр «Optimus» ТУ У 32.5-32673856-001:2015 (згідно додатку), виробництва Приватного підприємства «ГАРІОК», Україна є ефективним виробом для застосування в медичній практиці.
8.2 Відповідність медичного виробу його медичному призначенню.	Медичний виріб: Риноманометр «Optimus» ТУ У 32.5-32673856-001:2015 (згідно додатку), виробництва Приватного підприємства «ГАРІОК», Україна відповідає своєму медичному призначенню.
8.3 Безпека використання медичного виробу.	Медичний виріб: Риноманометр «Optimus» ТУ У 32.5-32673856-001:2015 (згідно додатку), виробництва Приватного підприємства «ГАРІОК», Україна безпечний у використанні при застосуванні відповідно до інструкцій.
8.4 Доцільність використання в Україні.	Медичний виріб: Риноманометр «Optimus» ТУ У 32.5-32673856-001:2015 (згідно додатку), виробництва Приватного підприємства «ГАРІОК», Україна доцільно використовувати в медичній практиці в Україні.

Експертний висновок: Риноманометр «Optimus» ТУ У 32.5-32673856-001:2015 (згідно додатку), виробництва Приватного підприємства «ГАРІОК», Україна не потребує додаткових досліджень, клінічні характеристики (параметри) відповідають вимогам його використання в клінічній практиці, виріб можна застосовуватися в клінічній практиці.

Керівник проведення
клінічних випробувань,
керівник центру патології ЛОР органів,
лікар-отоларинголог вищої категорії



Кунах Т.Г.

ВИСНОВОК

Комісії з медичної етики
Клінічної лікарні «Феофанія» Державного управління справами
щодо клінічних випробувань дослідного зразку медичного виробу
з метою державної реєстрації.

Назва виробу: Риноманометр «Optimus» ТУ У 32.5-32673856-001:2015 (згідно додатку).

Виробник: Приватне підприємство «ГАРЮК», Україна.

СЛУХАЛИ:

Можливість державної реєстрації медичних виробів в Україні на підставі розгляду реєстраційних матеріалів на медичний виріб та результатів експертиз (випробувань) та внесення таких виробів до Державного реєстру медичної техніки та виробів медичного призначення: «Риноманометр «Optimus» ТУ У 32.5-32673856-001:2015 (згідно додатку), виробництва Приватного підприємства «ГАРЮК», Україна».

КОМІСІЯ РОЗГЛЯНУЛА ПЕРЕЛІК ДОКУМЕНТІВ:

- Направлення Державної служби України з лікарських засобів № 629-5/5.1/1-15 від 12.03.2015р.
- Копія Заяви про державну реєстрацію.
- Копія Додатків до заяви про державну реєстрацію.
- Копія Протоколу № 3/8-А-2099 доклінічних випробувань від 22.07. 2014 р.
- Копія Документу про організацію виробництва.
- Копія Свідоцтва про державну метрологічну атестацію.
- Копія Технічних умов Риноманометр «Optimus» ТУ У 32.5-32673856-001:2015.
- Копія Протоколу приймальних технічних випробувань зразка виробу.
- Копії Протоколів попередніх випробувань виробу.
- Копія Акту № 197-14 приймальних технічних випробувань виробу.
- Копія Програми та методики приймальних технічних випробувань дослідних зразків ВМ.
- Копія Інструкції з використання виробу.
- Зразок маркування виробу.
- Копія Документу про державну реєстрацію виробника ПП «ГАРЮК».

УХВАЛИЛИ

1. Супроводжувальна документація надана в достатньому обсязі і підтверджує походження і якість виробів.
2. Згідно наказу Міністерства охорони здоров'я України від 03.08.2012 р. № 616 „Про затвердження Правил проведення клінічних випробувань медичної техніки та виробів медичного призначення і Типового положення про комісію з питань етики“, **Комісія з медичної етики вважає можливим проведення клінічних випробувань дослідного зразку медичного виробу:**

Риноманометр «Optimus» ТУ У 32.5-32673856-001:2015
(згідно додатку)
виробництва Приватного підприємства «ГАРЮК», Україна.

Заступник головного лікаря
Клінічної лікарні «Феофанія», к.м.н.



О. П. Гандурська-Павленко

ДОДАТОК С

Список публікацій здобувача

1. Нечипоренко А.С., Гарюк О.Г., Чмовж В.В. Критерий идентификации фаз носового дыхательного цикла. Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт». Сборник научных трудов. Тематический выпуск: Информатика и моделирование, Харьков: НТУ «ХПИ», 2013, № 19(992). С.106 – 112.
2. Нечипоренко А. С. Технические аспекты риноманометрии. Восточно-европейский журнал передовых технологий, 2013, №4. С. 11–14.
3. Нечипоренко А.С. Особенности применения спектрального анализа для объективной оценки носового дыхания. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2013, № 2(81). С. 105-109.
4. Ерохин А. Л., Захаров И .П., Нечипоренко А. С., Перова И. Г., Гарюк О. Г. Выбор диагностического параметра при выполнении риноманометрических измерений. Науково-виробничий журнал Метрологія та прилади, 2014, № 1(45). С. 66-69.
5. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Прасол И. В., Гарюк О. Г. Неопределённость измерения дифференциального давления при передней активной риноманометрии. Системи обробки інформації, 2014, № 3(119). С. 112-115.
6. Ерохин А. Л. Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г. Объективное оценивание функции носового дыхания по риноманометрическим данным. Восточно-европейский журнал передовых технологий, 2014, № 4/9(70). С.47-51.
7. Ерохин А.Л., Нечипоренко А. С. Формальные модели дифференциальной диагностики функции носового дыхания. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2014, № 2(83). С. 61–65.

8. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Чмовж В.В., Гарюк О.Г. Особенности измерения дифференциального давления при передней активной риноманометрии. Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт». Сборник научных трудов. Тематический выпуск: Информатика и моделирование, Харьков: НТУ «ХПИ», 2014, № 62(1104). С.49 – 57.
9. Nechyporenko A.S. Rhinomanometric signal processing for selection of formalized diagnostic criterion in rhinology. Telecommunications and Radio Engineering, Vol 74, № 14, 2015. P. 1285 – 1294. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v74.i14.50 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
10. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Линник Е. В., Суверов Д. С. Разработка программно-аппаратной системы для исследования функции остиомеатального комплекса. Восточно-европейский журнал передовых технологий, 2015, № 5/9(77). С.47 – 51. DOI: 10.15587/1729-4061.2015.51217 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
11. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В., Гарюк О. Г., Линник Е. В. Оценивание результатов расчета коэффициента гидродинамического сопротивления носовой полости. Системи обробки інформації, 2015, № 11(136). С. 157-160.
12. Yerokhin A., Babii A., Nechyporenko A., Turuta A. A Lars-Based Method of the Construction of a Fuzzy Regression Model for the Selection of Significant Features. Cybernetics and Systems Analysis, 2016, Vol. 52(4). P. 641 – 646. DOI: 10.1007/s10559-016-9867-5 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
13. Doroshenko V.A., Ievleva S. N., Klimova N. P., Nechyporenko A. S., Strelnitsky A. A. Solution to the model problem of excitation of loaded conic slot antenna by method of singular integral equations. Telecommunications and Radio Engineering, Vol 75, № 20, 2016. P. 1799-1812. DOI:

10.1615/TelecomRadEng.v75.i20.10 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).

14. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Бабий А. С., Турута А. П. Применение глубоких сверточных нейронных сетей для классификации риноманометрических данных. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2016, № 2(87). С. 30 – 34.

15. Chmovzh V.V., Nechyporenko A. S., Garyuk O. G. System approach to finding hydrodynamic resistance coefficient on a nasal cavity. Computer science, information technology, automation journal, 2016, № 4. P. 8 – 15.

16. Nechyporenko A. S. Method of biomedical time series processing for pathology classification. System technology, 2016, № 5(106). P. 85 – 93.

17. Нечипоренко А. С. Математична модель руху повітряного потоку крізь носову порожнину людини. Системи управління, навігації та зв'язку, 2016, Вип. 3 (39). С. 57 – 61.

18. Nechyporenko A. S. Intelligent decision-support system in rhinology. System technology, 2016, № 6(107). P. 133 – 141.

19. Нечипоренко А. С., Зацеркляний Г. А. Комп'ютерне планування оперативних втручань на основі CFD-аналізу. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2017, № 1(88). С. 96 – 100.

20. Nechyporenko A. New Intelligent-based Approach for the Early Detection of Disorders: Use on Rhinological Data. Journal of Graphic, Image and signal processing, 2017, № 8, P. 1 – 8.

21. Нечипоренко А. С. Інформаційна технологія раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. Системи управління, навігації та зв'язку, 2017, №5, С. 88–94.

22. Нечипоренко А.С., Гарюк, О. Г., Чмовж, В. В., Касьяненко, О. Б., Спосіб об'єктивної оцінки носового дихання. Патент на винахід № 107854 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) А61В 5/087 (2006.01) А61В 5/091 (2006.01), публ. 25.02.2015, Бюл. № 4, Власник ХНУРЕ.

23. Нечипоренко А.С., Гарюк, О. Г., Чмовж, В. В., Касьяненко, О. Б. Спосіб вимірювання диференційного тиску для оцінки носового дихання. Патент на винахід № 107855 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) А61В 5/091 (2006.01), публ. 25.02.2015, Бюл. № 4, Власник ХНУРЕ.
24. Єрохін А.Л., Нечипоренко А.С.Гарюк, О. Г., Турута О.П., Бабій А.С. Спосіб оцінювання вентиляційної функції співустья верхньощелепної пазухи. Патент на корисну модель № 116343 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) публ. 10.05.2017, Бюл. № 9. Власник ХНУРЕ.
25. Yerokhin A., Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. Usage of F-transform to finding informative parameters of rhinomanometric signals. Scientific and Technical Conference "Computer Sciences and Information Technologies" (CSIT), Lviv, Ukraine, 2015. P. 129 – 132. DOI:10.1109/STC-CSIT.2015.7325449 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
26. Yerokhin A. Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. A new intelligence-based approach for rhinomanometric data processing. Scientific and Technical Conference "ELNANO", Kyiv, Ukraine 2016. P. 198 – 201. DOI: 10.1109/ELNANO.2016.7493047 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
27. Yerokhin A., Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. Processing and analysis of rhinomanometric signals by F-transform approximation. IEEE First International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP), Lviv, Ukraine, 2016. P. 314 – 317. DOI: 10.1109/DSMP.2016.7583566 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
28. Yerokhin A., Turuta O., Babii A., Nechyporenko A., Mahdalina I. Usage of phase space diagram to finding significant features of rhinomanometric signals XIth International Scientific and Technical Conference Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), Lviv, Ukraine, 2016. P. 70 – 72. DOI: 10.1109/STC-CSIT.2016.7589871 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).

29. Yerokhin A., Turuta O., Babii A., Nechyporenko A. Intelligent Information System of Heterogeneous Medical Data Analysis. Proc. of the International Conference on Computer Sciences and Information Technologies, Lviv, Ukraine, 2017. P. 332 – 335, DOI: 10.1109/STC-CSIT.2017.8098798 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
30. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V. V. Usage of hydrodynamic resistance coefficient as a diagnostic parameter in the septoplasty decision-making process. Proc. 26th Congress of the European Rhinologic Society Stockholm, July 02-08, Vol. 59, 2016. P. 345.
31. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Yerokhin A. L. Aerodynamic criteria of ostium of maxillary sinus that functions normally. Proc. 26th Congress of the European Rhinologic Society Stockholm, July 02-08, Vol. 59, 2016. P. 279.
32. Гарюк О. Г., Гарюк Г. Г., Нечипоренко А.С. Объективное состояние функции носового дыхания у больных с храпом и синдромом обструктивного апноэ сна. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, 2016, № 5. С. 20 – 21.
33. Yerokhin A., Nechyporenko A. Decision support system for sleep apnea detection. VIII Міжнародна школа семінар теорія прийняття рішень, Україна, Ужгород, 26 вересня-1 жовтня 2016. С. 26 – 27.
34. Ерохин А., Нечипоренко А., Чмовж А., Гарюк О. Оценивание неопределённости при расчёте коэффициента гидродинамического сопротивления носовой полости. Сборник докладов 25-й Национального научного симпозиума с международным участием “Metrology and Metrology assurance 2015”, Созополь, Болгария, 2015. С. 328 – 333.
35. Чмовж В. В., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С. Аэродинамика носовой полости человекаю XX Міжнародна науково-технічна конференція «Гідроаеромеханіка в інженерній практиці», 26-29 травня 2015. С. 70 – 72.
36. Нечипоренко А.С., Ерохин М. А. Опыт применения сети Хопфилда для задач диагностики в ринологии. XXIII Міжнародна науково-практична конференція, Харків, 2015. С. 62.

37. Васянович А.В., Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г., Черненко Т. И. Особенности диагностики остиомеатального комплекса. 5-й международный радиоэлектронный форум «Прикладная электроника. Состояние и перспективы», 14-17 октября 2014. С. 14 – 15.
38. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г. Особенности измерения дифференциального давления при активной риноманометрии. 6-та Міжнародна науково-технічна конференція «Сенсорна електроніка та мікросистемні технології» (СЕМСТ-6), Україна, Одеса, 29 вересня- 3 жовтня 2014. С. 117.
39. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Гарюк О. Г., Климова Е. А. Программно-аппаратный биомедицинский комплекс для измерения дифференциального давления в верхнечелюстной пазухе. Сборник науч. трудов 24-го Национального научного симпозиума с международным участием “Metrology and Metrology assurance 2014”, Созополь, Болгария, 2014. С. 290 – 294.
40. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V.V. Improved method for measuring the differential pressure at the active anterior rhinomanometry. Proc. 25th Congress of the European Rhinologic Society Amsterdam, June 22-26, Vol. 52 (Sup. 25), 2014. P. 277.
41. Гарюк О.Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Поведение давления воздуха в верхнечелюстной пазухе при острых синуситах. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 5, 2013. С. 34 – 35.
42. Нечипоренко А.С., Черненко Т.И. Спектральный анализ риноманометрических данных. Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке: 18-й Международный молодежный форум, 14 – 16 апр., Харьков: ХНУРЭ, 2014. С. 126 – 127.
43. Yerokhin A. L., Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V.V. Software and hardware systems for rhinomanometric research «Optimus». Proceedings of the International Ukrainian-Japanese Conference on Scientific and Industrial Cooperation, 2013. С. 74 – 76.

44. Нечипоренко А. С., Чмовж В. В., Гарюк О. Г. Особенности оценки риноманометрических данных. Проблемы информатики и моделирования: Материалы 13-й международной научно-технической конференции, 23 – 29 сент., Ялта, НТУ «ХПИ», РВУЗ «КГУ». 2013 С. 51.
45. Гарюк О. Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Особенности идентификации фаз носового дыхательного цикла. Журнал вушных, носовых і горлових хвороб, № 3, 2013. С. 49 – 50.
46. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Динамика изменения давления воздуха в верхнечелюстной пазухе при дыхании носом в норме. Журнал вушных, носовых і горлових хвороб, № 3, 2013. С. 48 – 49.
47. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Реконструкция трёхмерной модели полости носа по томографическим снимкам. Журнал вушных, носовых і горлових хвороб, № 3, 2012. С. 37 – 38.
48. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Характер седиментации аэрозольных частиц в полости носа *in vitro*. Журнал вушных, носовых і горлових хвороб, № 3, 2012. С. 40 – 41.
49. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Особенности анализа данных ринопневмометрии. Журнал вушных, носовых і горлових хвороб, № 5, 2012. С. 37 – 38.
50. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Некоторые аэродинамические характеристики полости носа, полученные на трёхмерной стереолитографической модели. Сборник научных трудов украинско-российской конференции «Инновации в диагностике и лечении Лор-заболеваний». Харьков, 5 – 6 апреля, 2012. С. 17.
51. Ерохін А.Л., Нечипоренко А. С., Зацеркляний Г. А. CFD-моделювання для оцінювання носового дихання. II Міжнародна науково-технічна конференція «Полиграфічні, мультимедійні та WEB-технології», 16 – 22 мая, Харьков: ХНУРЭ, 2017. С. 167 – 170.

52. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю. Модель полости носа и околоносовых пазух по данным компьютерно-томографического исследования. Ринологія, № 3, 2012. С. 3 – 7.
53. Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Визуализация областей осаждения аэрозольных частиц в полости носа в эксперименте. Ринологія, № 4, 2012. С. 46 – 49.
54. Гарюк О. Г., Нечипоренко А.С. Количественная характеристика оседания аэрозольных частиц в полости носа в эксперименте. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2013, С. 26 – 31.
55. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С. Оптимизация обучения врачей-оториноларингологов на 3D-моделях полости носа и околоносовых пазух. Проблеми безперервної медичної освіти та науки, № 3, 2013. С. 48 – 50.
56. Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Обоснование разделения носового дыхательного цикла на шесть фаз. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 6, 2013. С. 59 – 62.
57. Гарюк О. Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Влияние бугорка перегородки носа на некоторые аэродинамические характеристики. Вестник оториноларингологии, № 3, 2014. С.45 – 48.
58. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Новак А. В., Нечипоренко А. С. Поведение давления воздуха в верхнечелюстной пазухе в норме. Международный научно практический журнал «Ототоларингология. Восточная Европа», Минск, 2013, № 3(12). С. 23 – 27.