

Всеукраїнський конкурс на кращу студентську наукову роботу
2018/2019 навчального року

Шифр: „Славутич”

Тема роботи: „Аналіз та перетворення нестационарних сигналів діагностування
для прогнозування у нейромережевих моделях”

Напрямок: «Комп’ютерні науки»

АНОТАЦІЯ

наукової роботи під шифром "Славутич".

Наукова робота: 38 сторінок, 9 рисунків, 10 таблиць, 18 джерел, 3 додатка.

Приводиться опис процесу аналізу та перетворення нестационарних сигналів діагностування для зменшення ступеню їх нестационарності та подальшого синтезу нейромережевої прогнозуючої моделі на їх основі.

Метою роботи є розробка нових методів зменшення розмірності та виділення компоненти в діагностичних сигналах великої розмірності, а також методів зменшення ступеню нестационарності отриманих сигналів для подальшого синтезу нейромережевих прогнозуючих моделей на їх основі.

Наукова новизна роботи полягає в тому, що розроблено нові методи зменшення розмірності та виділення компонентів в діагностичних сигналах. Сигнали оброблені запропонованими методами мають значно меншу частоту дискретизації, але зберігають інформативність відносно досліджуваного елемента технічної системи. Також розроблено новий метод зменшення ступеню нестационарності отриманих сигналів, що базується на основі експертної інформації про режими роботи у ході циклу діагностування. Ефективність методу засвідчує суттєва оптимізація значення критерію Дікі-Фулера після його застосування. Розроблені методи збільшують швидкість навчання нейромережевої прогнозуючої моделі та зменшують помилку прогнозування.

Практична цінність результатів роботи полягає в тому, що розроблено програмне забезпечення, яке дозволяє застосувати розроблені методи для обробки сигналів діагностування трансмісії вертольоту та на їх основі будувати прогнозуючу модель для рішення практичних завдань технічної діагностики.

Робота виконана в рамках держбюджетних НДР "Методи і засоби обчислювального інтелекту та паралельного комп'ютингу для оброблення великих даних в системах діагностування" (№ держ. реєстрації 0116U007419) та "Інтелектуальні інформаційні технології діагностування та автоматичної класифікації" (№ держ. реєстрації 0115U004676). Основні положення й результати роботи доповідалися й обговорювалися на трьох міжнародних конференціях і семінарах. За матеріалами роботи підготовлена стаття "Methods of large-scale signals transformation for diagnosis in neural network models", яка опублікована у науковому фаховому журналі "Радіоелектроніка, інформатика, управління", що індексується у наукометричній базі Web of Science.

НЕСТАЦІОНАРНИЙ СИГНАЛ, ДІАГНОСТУВАННЯ, КРИТЕРІЙ ДІКІ-ФУЛЕРА, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, ЗМЕНШЕННЯ РОЗМІРНОСТІ

ЗМІСТ

Анотація	2
Зміст.....	3
Вступ	4
1. Постановка задачі прогнозування стану процесу технічного діагностування. Розробка методів зменшення розмірності сигналів та виділення компоненти. ...	5
1.1 Вібродіагностика як метод діагностування технічних систем.....	5
1.2 Задача вібродіагностування стану трансмісії вертольоту.....	6
1.3 Розробка методів перетворення вхідних діагностичних сигналів.....	7
1.4 Огляд сигналів після їх трансформації запропонованими методами.....	10
2. Аналіз нестационарності сигналів. Оптимізація значень критерію Дікі-Фуллера на основі експертних знань про діагностичний процес.	12
2.1 Аналіз показників нестационарності сигналів діагностичного процесу.....	11
2.2 Зменшення нестационарності сигналів на основі інформації про режими роботи у ході циклу діагностування	15
3. Синтез, оптимізація та аналіз нейромережевої моделі для прогнозування сигналів діагностування.	20
3.1 Огляд та вибір нейромережевої моделі.....	19
3.2 Оптимізація та аналіз результатів роботи синтезованої нейронної мережі.....	21
Висновки	24
Перелік посилань	26
Додаток А Опис отриманих сигналів	28
Додаток Б Значення критеріїв Дікі-Фуллера для отриманих сигналів	30
Додаток В Результати оптимізації параметрів нейромережевої моделі	33

ВСТУП

Запобігання відмові машинного обладнання є важливим компонентом діяльності при обслуговуванні більшості інженерних систем. Для контролю якості технічного продукту, наприкінці його виробництва та під час конструкторських випробувань проводиться технічне діагностування.

У роботі розглядається процес діагностування трансмісії вертольоту. Вертоліт є складним та цінним технічним виробом. Тому після проектування тестовий зразок проходить випробування на стенді впродовж великої кількості годин. Під час цих випробувань контролюється зміна рівня вібрацій на зразку. Внаслідок таких випробувань накопичується велика кількість даних у вигляді діагностичних сигналів.

Різке підвищення вібрацій негативно впливає на зразок, що може привести до його поломки. Це тягне за собою матеріальні витрати та необхідність призупиняти випробування. Тому наявність такої системи, за допомогою якої можна прогнозувати рівень вібрацій на певний час вперед допоможе покращити хід процесу випробувань.

В основі такої системи можна використати інтелектуальну модель керувану даними, наприклад, як одну із найпотужніших - нейромережеву модель, навчивши її прогнозувати майбутній рівень вібрації за попередніми, на основі зібраних історичних даних. Однак вхідні сигнали характеризуються великою розмірністю та ступенем нестаціонарності, що робить складним та тривалим у часі процесом синтез та навчання таких моделей.

Ціллю роботи є розробка методів перетворення сигналів діагностування для зменшення їх розмірності, виділення необхідної компоненти та зменшення ступеню їх нестаціонарності для подальшого синтезу нейромоделей на їх основі.

Задачею цього дослідження є прогнозування цих сигналів за допомогою нейромережевих моделей.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ ПРОЦЕСУ ТЕХНІЧНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ. РОЗРОБКА МЕТОДІВ ЗМЕНШЕННЯ РОЗМІРНОСТІ СИГНАЛІВ ТА ВИДІЛЕННЯ КОМПОНЕНТИ.

1.1 Вібродіагностика як метод діагностування технічних систем

У загальному випадку моніторинг елементів конструкцій технічних об'єктів ґрунтується на збиранні та аналізі інформації у вигляді сигналу.

Вібрація – самий інформативний і ефективний діагностичний сигнал [1].

Вона характеризується такими властивостями:

- коливальні сили виникають безпосередньо в місці появи дефекту;
- вібрація містить максимальний обсяг діагностичної інформації;
- діагностувати можна на місці, без розбирання та зупинки обладнання.

Вібраційне діагностування – це технічне діагностування, яке ґрунтується на аналізі вібрації об'єкта діагностування. Завданнями технічного діагностування є: контроль технічного стану; пошук місця та визначення причин відмови (несправності); прогнозування технічного стану.

Вібраційний контроль (віброконтроль) – це перевірка відповідності значень вібраційних параметрів об'єкта вимогам технічної документації та визначення на цій основі одного із заданих видів технічного стану в даний момент часу (наприклад, справний, працездатний, несправний, непрацездатний тощо, залежно від значень вібраційних параметрів на даний момент часу).

Вібраційним моніторингом називається безперервне стеження за вібраційним станом об'єкта з метою запобігання настанню несприятливих, критичних або недопустимих ситуацій.

Вібродіагностика надає змогу виявляти найрізноманітніші дефекти об'єктів контролю (ОК), такі, як тріщини, дисбаланс структури, ослаблення жорсткості, та дефекти, що викликані різними динамічними навантаженнями.

1.2 Задача вібродіагностування стану трансмісії вертольоту

Розглянемо задачу діагностування трансмісії вертольотів. Вертольоти постійно піддаються періодичним навантаженням і вібраціям, які ініціюють та поширюють виникнення пошкоджень у багатьох компонентах обладнання. Це пов'язано з наявністю в конструкції вертольоту складних механічних систем: несучого та керуючого ротора, головної коробки передач та інших елементів трансмісії. У більшості випадків, несправності цих систем призводять до катастрофічних ситуацій.

Для моніторингу технічного стану вертольоту використовуються системи типу Health and Usage Monitoring Systems (HUMS) [2]. Ці системи дозволяють виявляти пошкодження у компонентах трансмісії та прогнозувати їх залишковий ресурс.

Важливе значення в HUMS відіграє можливість оцінки технічного стану критично важливих елементів трансмісії, використовуючи дані вібраційних сигналів, що були записані під час польоту або наземних випробувань.

У даній роботі ставиться задача довготермінового прогнозування стану трансмісії вертольоту під час наземного випробування. Такий тип випробування дозволяє використовувати значні обчислювальні потужності, що важливо при роботі з великою кількістю сигналів, які вимірюються з великою частотою дискретизації та на значних проміжках часу. Однак, при такому типі випробування необхідно будувати прогнозуючі моделі, що будуть коректно працювати на довготермінових проміжках часу.

У якості прогнозуючої моделі буде застосовано нейромодель. Формально задачу побудови нейромоделі можна подати у такому вигляді.

Нехай ми маємо вихідну вибірку $X = \langle x_t, y_t \rangle$ – набір S прецедентів про залежність $y_t(x_t)$, у момент t , $t = 1, 2, \dots, T$, де $x_t = \{x_t^s\}$, $y_t = \{y_t^s\}$, $s = 1, 2, \dots, S$, що характеризується набором N вхідних ознак $\{x_{tj}\}$, $j = 1, 2, \dots, N$, і вихідною ознакою y . Кожний s -й прецедент подається як $\langle x_t^s, y_t^s \rangle$, де $x_t^s = \{x_{tj}^s\}$.

Тоді задача синтезу моделі залежності $y_t(x_t)$ буде полягати у визначенні такої структури $F()$ і значень параметрів w моделі, при яких буде задовольнятися критерій якості моделі $f(F(), w, \langle x_t, y_t \rangle) \rightarrow opt$, де opt – умовне позначення оптимума. Зазвичай критерій якості навчання нейромоделей визначають як функцію помилки моделі (1.1):

$$E = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^S (y^s - F(\omega, x^s))^2 \rightarrow \min. \quad (1.1)$$

У випадку, коли вихідна вибірка має велику розмірність, перед побудо-вою моделі необхідно вирішити задачу скорочення розміру навчальної вибірки (дано: $X = \langle x_t, y_t \rangle, t = 1, 2, \dots, T$, отримати: $X' = \langle x'_p, y'_p \rangle, p = 1, 2, \dots, P$, де $P \ll T$, $f(\langle x'_p, y'_p \rangle, \langle x_t, y_t \rangle) \rightarrow opt$).

1.3 Розробка методів перетворення вхідних діагностичних сигналів

Дані вібродіагностики трансмісії вертольоту надходять з п'ятнадцяти датчиків п'єзоелектричного типу для контролю рівня вібрації, що закріплені на компонентах трансмісії, таких як: кришка валу ротора, стикувальний фланець верхньої та нижньої частини редуктора, фланець приводу рульового гвинта, проміжний редуктор, хвостовий редуктор. У точці кріплення розташовуються 3 датчика, що дозволяють контролювати параметри вібрації у взаємно перпендикулярних площинах. Також вимірюються сигнали обертів несучого валу головного редуктора, роторів турбокомпресорів правого та лівого двигунів, роторів вільних турбін правого та лівого двигунів. Вхідні сигнали вимірюються з частотою дискретизації 7200 Гц.

Вхідні необроблені дані складно застосувати у прогнозуючих моделях на практиці. По-перше, вхідний сигнал має низьку інформативність відносно стану конкретного елемента трансмісії. По-друге, стан елемента трансмісії, зазвичай, характеризується не одним, а декількома різними діагностичними сигналами. По-третє, вхідні сигнали мають велику частоту дискретизації.

Побудова моделі на основі необроблених даних зробить процес її синтезу та навчання такими що потребують великих витрат часових і обчислювальних ресурсів [3-4], а результати отримані у процесі роботи не будуть логічно прозорими та інформативними для людини-експерта, що призведе до потреби подальшої їх обробки.

Для вирішення цих проблем було розроблено два методи перетворення вхідних сигналів [5-6], що базуються на методах цифрової обробки сигналів [7] та можуть бути застосовані для моніторингу та прогнозування стану певного елемента трансмісії при конкретизації параметрів обробки сигналу.

Метод перетворення сигналу для отримання значень за параметром віброперевантаження пропонується використовувати для отримання оцінки стану елемента трансмісії за параметром віброперевантаження.

Етап ініціалізації.

Задати вхідний сигнал $x(t)$.

Етап рекурсивної фільтрації.

Застосувати до вхідного сигналу $x(t)$ фільтр Чебишева 1 роду для виділення із нього необхідної смуги частот, що характеризує стан елемента трансмісії. АЧХ фільтр Чебишева 1 роду визначається у [7] як

$$K(\omega) = \frac{1}{\sqrt{1 + \varepsilon^2 T_n^2(\omega / \omega_0)}}, \quad (1.2)$$

де ω_0 – частота зрізу,

$T_n(x)$ – поліном Чебишева n -го порядку,

n – порядок фільтра,

ε - параметр, що визначає величину пульсацій АЧХ у полосі пропускання.

Етап виділення огинаючої сигнала.

Виділити огинаючу сигнала для отримання абсолютного значення сигнала. Для цього, згідно з [8], представимо отриманий у результаті попереднього етапу сигнал у вигляді аналітичного сигналу шляхом додавання до дійсного сигналу $x_f(t)$ його перетворення Гільберта у якості уявної частини:

$$\psi(t) = x_f(t) + j\hat{x}_f(t), \quad (1.3)$$

звідси огинаюча сигнала:

$$\omega(t) = |\psi(t)| = \sqrt{x_f^2(t) + \hat{x}_f^2(t)}. \quad (1.4)$$

Виділення огинаючої сигнала здійснюється з використанням пікового детектора [9], що слугує для виділення як максимального, так і мінімального значень огинаючої сигналу.

Етап усереднення сигнала.

Отримати середнє значення амплітуди сигналу за τ секунд за формулою:

$$x'(p) = \frac{\sum_{i=1}^{H\tau} \omega(i)}{H\tau}, \quad p = 1, 2, \dots, P, \quad (1.5)$$

де H – частота дискретизації огинаючої сигналу $\omega(t)$.

Метод перетворення сигналу для отримання значень за параметром віброшвидкості пропонується використовувати для отримання оцінки стану елемента трансмісії за параметром віброшвидкості.

Етап ініціалізації.

Задати вхідний сигнал $x(t)$.

Етап рекурсивної фільтрації.

Застосувати до вхідного сигналу $x(t)$ фільтр Чебишева 1 роду для виділення із нього необхідної смуги частот, що характеризує стан елемента трансмісії. АЧХ фільтр Чебишева 1 роду визначається за формулою 1.2.

Етап виділення огинаючої сигнала.

Виділити огинаючу сигнала для отримання абсолютного значення сигналу. Для цього, згідно з [8], представимо отриманий у результаті попереднього етапу сигнал у вигляді аналітичного сигналу шляхом додавання до дійсного сигналу $x_f(t)$ його перетворення Гільберта у якості уявної частини (1.3), звідси огинаюча сигнала визначається за формулою 1.4.

Виділення огинаючої сигнала здійснюється з використанням пікового детектора, що слугує для виділення як максимального, так і мінімального значень огинаючої сигналу.

Етап інтегрування сигналу.

Провести інтегрування сигналу методом RC-ланцюга [10] з числом точок усереднення N для переходу до параметра віброшвидкості. RC-ланцюг представляє собою електричне коло, яке складається з резистора R та конденсатора C . Інтегрування відбувається за формулою:

$$x_{\text{int}}(t) \approx \frac{1}{RC} \int_0^t x_f(t) dt, \quad x_{\text{int}}(t) \ll x_f(t), \quad (1.6)$$

де R – опір резистора,

C – ємність конденсатора,

$x_f(t)$ – сигнал отриманий у результаті попереднього етапу.

Етап усереднення сигналу.

Отримати середнє значення амплітуди сигналу за τ секунд за формулою 1.5.

Розроблені методи перетворення сигналів дозволяють виділити необхідні компоненти із оригінальних сигналів. Після виділення необхідної компоненти відбувається усереднення сигналу.

За допомогою полосового фільтру відбувається очищення сигналів від низькочастотних та високочастотних компонент, що є слабоінформативними у оригінальних сигналах. Подальше усереднення сигналу дозволяє знизити вплив випадкових та шумових амплітудних складових сигналу, а також дозволяє значно знизити його розмірність.

Це дозволяє використовувати оброблені сигнали у нейромережових моделях більш ефективно ніж оригінальні сигнали. На практиці це дозволить збільшити швидкість побудови прогнозуючих моделей.

1.4 Огляд сигналів після їх трансформації запропонованими методами

У ході проведення експериментів із 15 оригінальних вхідних сигналів було виділено та отримано за допомогою запропонованих методів 22 штучні

(розраховані) сигнали, які відображають стан таких елементів трансмісії, як: перший зуб головного редуктора, лопатка несучого гвинта, хвостовий вал, перший зуб проміжного редуктора, перший зуб хвостового редуктора, лопатка кермового гвинта, кермовий гвинт.

Для рекурсивної фільтрації у запропонованих методах перетворення сигналів використовувався фільтр 4 порядку з величиною пульсацій $\varepsilon = 0,3$ дБ. Для інтегрування сигналу методом RC-ланцюга, число точок усереднення $N = 800$. Сигнали усереднювались за час $\tau = 1$ с.

Інформація про отримані сигнали наведена у Додатку А.

Сигнали оброблені запропонованими методами мають значно меншу частоту дискретизації (1 Гц), але зберігають інформативність відносно досліджуваного елемента трансмісії.

2. АНАЛІЗ НЕСТАЦІОНАРНОСТІ СИГНАЛІВ. ОПТИМІЗАЦІЯ ЗНАЧЕНЬ КРИТЕРІЮ ДКІ-ФУЛЛЕРА НА ОСНОВІ ЕКСПЕРТНИХ ЗНАНЬ ПРО ДІАГНОСТИЧНИЙ ПРОЦЕС.

2.1 Аналіз показників нестационарності сигналів діагностичного процесу

Однією з основних проблем у задачі прогнозування сигналів процесів діагностування є їх нестационарність. Сигнали можуть бути настанціонарними як у широкому, так і у вузькому сенсі [11]. Нестационарність у широкому сенсі означає, що кореляційна функція сигналу при фіксованому зсуві або перший момент сигналу або вони обидва разом змінюються у часі. Нестационарність у вузькому сенсі означає мінливість у часі функції розподілення.

В більшості методів дослідження, припускається що сигнал, а у загальному випадку будь-який часовий ряд, є стаціонарним, а залежність від часу вважається можливим врахувати різними нестатистичними методами. Наприклад, застосовується розкладення ряду на три компоненти: трендову, циклічну та випадкову. Під трендом розуміється складова ряду, яка змінюється на протязі довготермінового проміжку часу, що обумовлено впливом фундаментальних факторів. Циклічна компонента змінюється у часі з певним періодом відповідно ходу повторюваних процесів. До випадкової компоненти відносяться усі останні складові, що не можуть бути віднесені до однієї з перших двох груп. Застосування такого розділення для сигналів технічного діагностування може не дати оптимальний результат через наступні фактори.

По-перше, компонента може бути доволі складною. Наприклад, її трендові характеристики можуть бути нелінійними і не поліноміальними, як передбачається у більшості методів виділення тренду. По-друге, в задачах технічного діагностування завжди присутній «білий шум», найменша помилка прогнозування якого дорівнює його дисперсії. Таким чином, ряд розбивається на три частини, хоча це розділення нечітке, циклічна компонента може стати трендом на

проміжках часу, що менше періоду, а тренд і циклічна компонента можуть перейти до категорії випадкової компоненти.

Вирішення задачі стаціонаризації сигналів технічної діагностики можливе, але у більшості випадках воно тягне за собою значну зміну самої структури сигналу. А оцінка технічного виробу за отриманим сигналом не може забезпечити необхідний рівень її якості. Для оцінки якості технічного виробу за сигналом діагностування, до нестационарного сигналу можуть бути застосовані метрики, які засновано на складових його внутрішньої структури, наприклад на основі його вейвлет-декомпозиції [12].

У випадку побудови прогнозуючих моделей, також немає необхідності здійснювати перетворення сигналу із втратою його початкової структури до поки він не стане стаціонарним. Проблеми які виникають з прогнозуванням нестационарних сигналів можна вирішувати застосуванням більш складних моделей та шляхом прогнозування на основі багатовимірних часових рядів, у яких прогноз буде будуватися не лише на попередніх значеннях ряду, а й на значеннях інших часових рядів, які можуть впливати на майбутні значення прогнозованого ряду.

Однак, перед переходом до застосування таких методик побудови прогнозуючих моделей необхідно впевнитися в тому що були проведені усі можливі процедури для мінімізації нестационарності ряду, що не призводять до суттєвої зміни його початкової структури

Для оцінки ступеню нестационарності сигналу будемо використовувати розширений критерій Дікі-Фулера [13], кількість зсувів буде обраховуватись на основі даних мінімізації інформаційного критерію (AIC - метрика). Цей критерій застосовується для перевірки гіпотези про стаціонарність часового ряду. Також цей критерій можна використовувати для оцінки ступеню нестационарності ряду. Чим ближче значення критерію до граничного, тим меншою ступеню нестационарності володіє сигнал. Значення критеріїв Дікі-Фулера для отриманих значень наведено у Додатку Б. У табл. Б.1 наведено значення розширеного

критерію Дікі-Фулера для частини сигналів, що були отримані з сигналів діагностування трансмісії вертольоту методами описаними у першому розділі.

Із результатів можна спостерігати доволі високу ступінь нестационарності досліджуваних сигналів. На рис. 2.1 наведено графік сигналу отриманого на проміжному редукторі (осьовий напрям вимірювання) та оброблений запропонованим методом перетворення сигналу для отримання значень за параметром віброперевантаження, що характеризує стан першої зубчататої передачі проміжного редуктора.

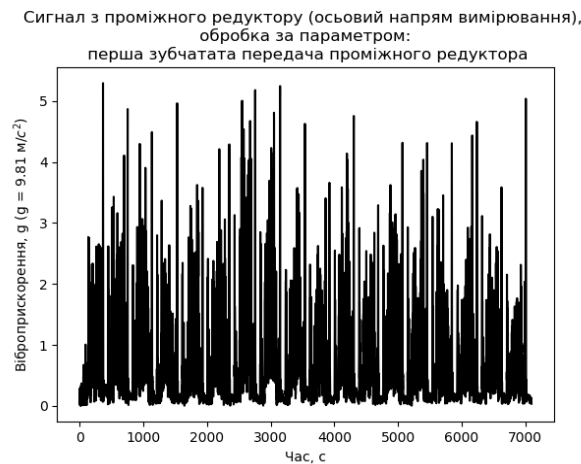


Рисунок 2.1 – Сигнал отриманий на проміжному редукторі (осьовий напрям вимірювання) та оброблений для отримання значень за параметром віброперевантаження першої зубчататої передачі проміжного редуктора

З графіку можна спостерігати присутність певної циклічності в зміні значень сигналу. У інших сигналів теж спостерігаються подібні явища. Для знаходження залежності між поточними та попередніми значення сигналу скористаємося функцією автокореляції. Автокореляція – це кореляція функції сама з собою зміщеною на певну величину незалежної змінної. Автокореляційна функція визначається як:

$$R_f(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)f^*(t-\tau)dt, \quad (2.1)$$

де функція $f(t)$ інтегрується у добутку з комплексно спряженою та зміщеною на певну величину τ функцією.

На рис. 2.2 наведено графік автокорелограми сигналу отриманого на проміжному редукторі (осьовий напрям вимірювання) та оброблений запропонованим методом перетворення сигналу для отримання значень за параметром віброперевантаження, що характеризує стан першої зубчататої передачі проміжного редуктора. Також на графіку зображено 95% довірчий інтервал, для визначення статистичної значущості коефіцієнта автокореляції.

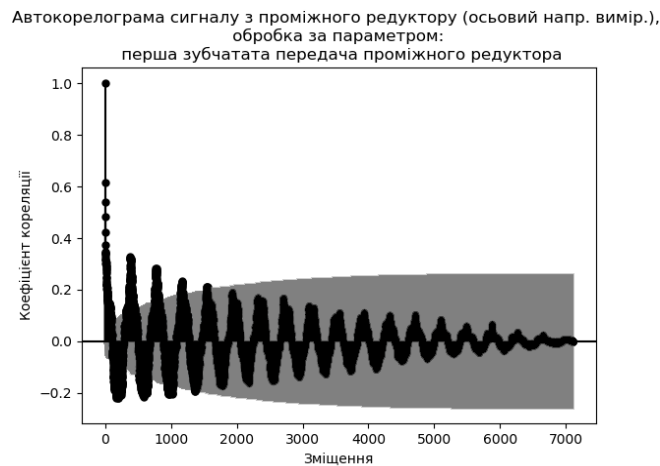


Рисунок 2.2 – Автокорелограма сигналу отриманого на проміжному редукторі (осьовий напрям вимірювання) та обробленого для отримання значень за параметром віброперевантаження першої зубчататої передачі проміжного редуктора

Проведений автокореляційний аналіз підтвердив висунуте припущення про наявність циклічності у сигналі. Наявність автокореляції ускладнює застосування ряду методів аналізу часових рядів. Тому для зменшення автокореляції застосовують елімінування – перехід від корелювання рівней до корелювання відхилень від трендів – залишків (наприклад перетворення часового ряду у ряд значень різниць між його сусідніми членами). Цей підхід не можливо застосувати у цьому випадку через наведені вище причини неможливості зміни початкової структури сигналу діагностування.

Іншим варіантом вирішення цієї проблеми є розділення сигналу на декілька складових, що дозволить позбутися від циклічності та зберегти початкову структуру сигналу.

2.2 Зменшення нестационарності сигналів на основі інформації про режими роботи у ході циклу діагностування

Для зменшення нестационарності часового ряду можна застосувати методи, що призведуть до його розбиття на певну кількість менших часових рядів, таким чином, щоб в них була відсутня, у явному вигляді, компонента циклічності. При застосуванні такого розбиття ставиться задача знаходження періоду циклу (який може змінюватися у часі). Наприклад, у економетричних задачах таким періодом може бути тривалість фінансового або календарного дня, місяця, кварталу, року тощо. Для якісного розбиття ряду необхідно використовувати знання з предметної області досліджуваного процесу. Застосуємо експертні знання з галузі авіабудування для розбиття сигналу діагностування.

Як відомо, процес діагностування трансмісії вертольоту має на меті його тестування при різних режимах роботи двигунів. Як було описано у п. 1.3, у ході процесу діагностування вимірюються сигнали обертів несучого валу головного редуктора, роторів турбокомпресорів правого та лівого двигунів, роторів вільних турбін правого та лівого двигунів. На рис. 2.3 наведено графік сигналу обертів ротора турбокомпресора лівого двигуна.

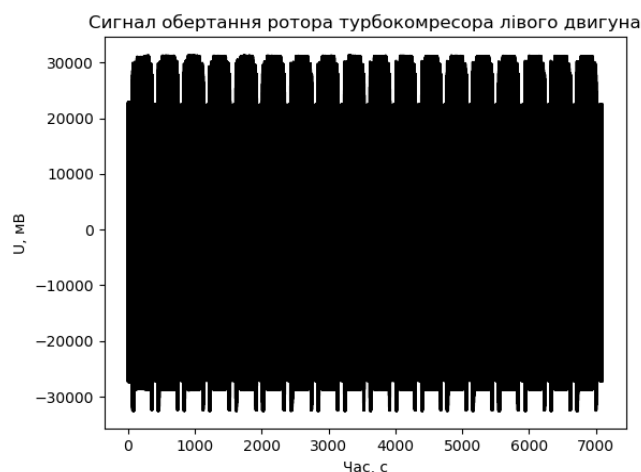


Рисунок 2.3 – Сигнал обертів ротора турбокомпресора лівого двигуна

Проведемо обробку цих сигналів для отримання значень частоти обертань шляхом підрахунку кількості разів змін сигналу за 1 секунду (частота дис-

кретизації необробленого сигналу 7200 Гц). На рис. 2.4 наведено графік обробленого сигналу обертів ротора турбокомпресора лівого двигуна.

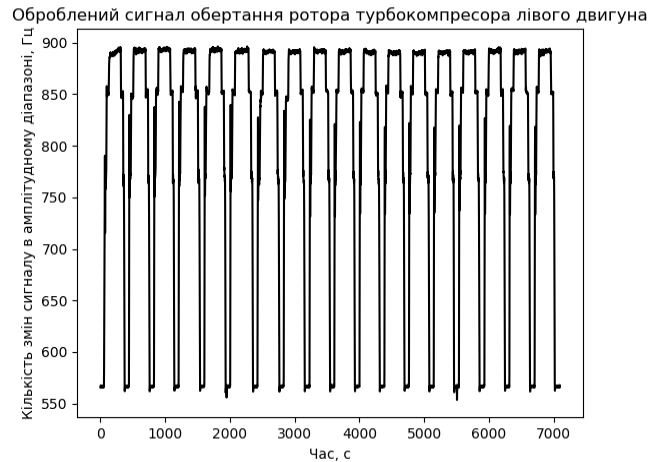


Рисунок 2.4 – Оброблений сигнал обертів ротора турбокомпресора лівого двигуна

Після проведення обробки можна спостерігати хід 18 циклів діагностування. Також можна спостерігати змінність режимів роботи. При одному режимі роботи частота обертання суттєво не змінюється. Оброблені сигнали обертів ротора турбокомпресора правого двигуна демонструють схожі результати. Це пов'язано з тим, що лівий і правий двигун дублюють один одного для збільшення надійності. На рис. 2.5 наведено графіки оброблених сигналів обертів роторів турбокомпресорів лівого та правого двигунів.

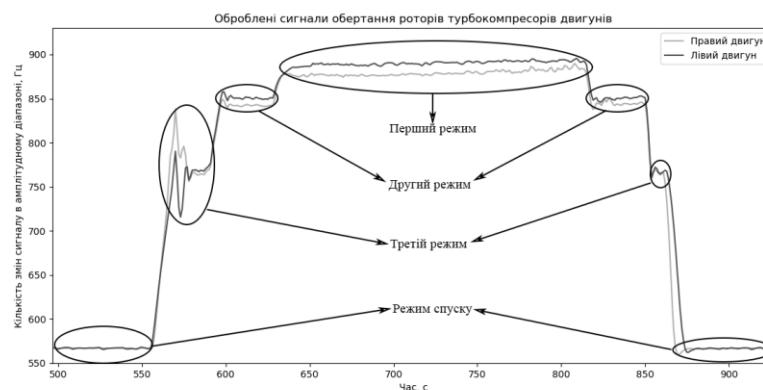


Рисунок 2.5 – Оброблені сигнали обертів роторів турбокомпресорів лівого та правого двигунів.

Виділимо із загального сигналу діагностування проміжки під час яких діагностування проходило на другому режимі роботи, як самого стійкого з конструкторської точки зору. На рис. 2.6 наведено графік сигналу отриманого на проміжному редукторі (осьовий напрям вимірювання) та оброблений запропонованим методом перетворення сигналу для отримання значень за параметром віброперевантаження, що характеризує стан першої зубчататої передачі проміжного редуктора під час другого режиму роботи турбокомпресорів.



Рисунок 2.6 – Сигнал отриманий на проміжному редукторі (осьовий напрям вимірювання) та оброблений для отримання значень за параметром віброперевантаження першої зубчататої передачі проміжного редуктора на другому режимі роботи турбокомпресорів

Для отриманих сигналів проведемо автокореляційний аналіз. На рис. 2.7 наведено графік автокорелограми сигналу отриманого на проміжному редукторі (осьовий напрям вимірювання) та оброблений запропонованим методом перетворення сигналу для отримання значень за параметром віброперевантаження на другому режимі роботи турбокомпресорів, що характеризує стан першої зубчататої передачі проміжного редуктора на другому режимі роботи турбокомпресорів. Також на графіку зображено 95% довірчий інтервал, для визначення статистичної значущості коефіцієнта автокореляції.

Автокорелограма сигналу з проміжного редуктору (осьовий напр. вимір.),
 обробка за параметром:
 перша зубчатата передача проміжного редуктора,
 другий режим роботи турбокомпресорів

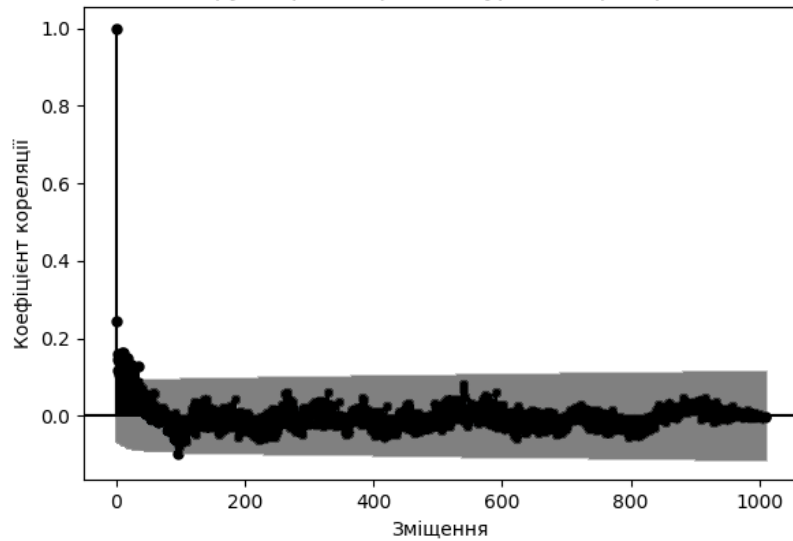


Рисунок 2.7 – Автокорелограма сигналу отриманого на проміжному редукторі (осьовий напрям вимірювання) та обробленого для отримання значень за параметром віброперевантаження першої зубчататої передачі проміжного редуктора на другому режимі роботи турбокомпресорів

Проведений автокореляційний аналіз демонструє відсутність вираженої циклічності у сигналі. Це свідчить про якісне розбиття сигналів діагностування, що повинне сприяти зниженню нестационарності новоутворених сигналів. Для кількісної оцінки ступеню їх нестационарності розрахуємо для них значення критерію Дікі-Фулера У табл. Б.2 Додатку Б наведено значення розширеного критерію Дікі-Фулера для частини сигналів, що були отримані з сигналів діагностування трансмісії вертольоту методами описаними у першому розділі на другому режимі роботи турбокомпресорів.

Спостерігається суттєве зниження значень критеріїв Дікі-Фулера, що свідчить про зниження ступеню нестационарності сигналів після запропонованого розбиття. Також спостерігається значно менший розмах значень критерію, ніж в табл. Б.1, це дає можливість припустити, що ступінь нестационарності сигналів відповідає нестационарності процесу діагностування на даному режимі роботи. Усе це робить можливим більш якісне застосування отриманих сигналів для синтезу нейромережевих прогнозуючих моделей.

3. СИНТЕЗ, ОПТИМІЗАЦІЯ ТА АНАЛІЗ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ СИГНАЛІВ ДІАГНОСТУВАННЯ.

3.1 Огляд та вибір нейромережевої моделі

Наявність значної кількості інформації, зазвичай, її нелінійний характер, а також вимоги забезпечення високого рівня вірогідності локалізації дефектів і розпізнання поточного та прогнозування майбутнього технічного стану обумовили застосування штучних нейронних мереж для побудови класифікатора та керуючого модуля систем моніторингу. Враховуючи здатність нейронних мереж виконувати недоступні для традиційної математики операції обробки, порівняння, класифікації образів, можливість самонавчання та самоорганізації, такий підхід дозволяє створювати нові потужні інтелектуальні системи.

Нейромережева модель володіє двома вагомими аспектами:

- знання набуваються мережею під час процесу навчання;
- для збереження знань використовуються сили міжнейронних з'єднань, що називаються синаптичними вагами.

Слід відмітити, що при використанні «жорстких» алгоритмів вирішення нелінійних задач зумовлює останню підлаштовувати (ставити певні обмеження та спрощення) до відповідного алгоритму. При використанні ШНМ, її алгоритм роботи (структуру мережі) підлаштовують безпосередньо до задачі, що вирішується.

Наявність великої різноманітності моделей нейронів та архітектур нейромереж дозволяє обрати оптимальну структуру моделі для вирішення конкретної прикладної задачі.

У більшості HUMS в якості прогнозуючих моделей застосовуються багатопшарові нейронні мережі прямого поширення сигналу [14]. Ці моделі демонструють свою роботоздатність для короткотермінового прогнозування, але зі збільшенням часового вікна між вхідними даними та цільовим значенням прогнозу якість роботи моделей падає.

Моделі рекурентних нейронних мереж мають зв'язки між елементами, що створюють направлену послідовність. Завдяки цьому з'являються можливість обробляти послідовні серії подій у часі. На відміну від багат шарових перцептронів, рекурентні нейронні мережі можуть використовувати свою внутрішню пам'ять для обробки послідовностей довільної довжини.

На даних час існує велика кількість різновидів моделей рекурентних нейронних мереж та бурхливо ведеться розробка нових архітектур для вирішення різноманітних задач. В [15] проведено аналіз основних моделей рекурентних нейронних мереж для вирішення задачі довготермінового прогнозування стану трансмісії вертольоту.

У якості нейромережевої моделі було обрано чотирьохшарову рекурентну нейронну мережу з вхідним шаром, двома прихованими шарами з GRU – чарунками та вихідним шаром з одним лінійним нейроном. GRU (gated recsurrent unit – укр. *керований рекурентний блок*) був запропонований в 2014 році, в роботі [16] та являє собою спрощену модель відомої LSTM – чарунки зі значно меншою кількістю параметрів. Через це, навчати GRU легше чим LSTM, тому він набирає популярність в багатьох реальних задачах. На рис. 3.1 наведено структуру графу обчислень GRU – чарунки.

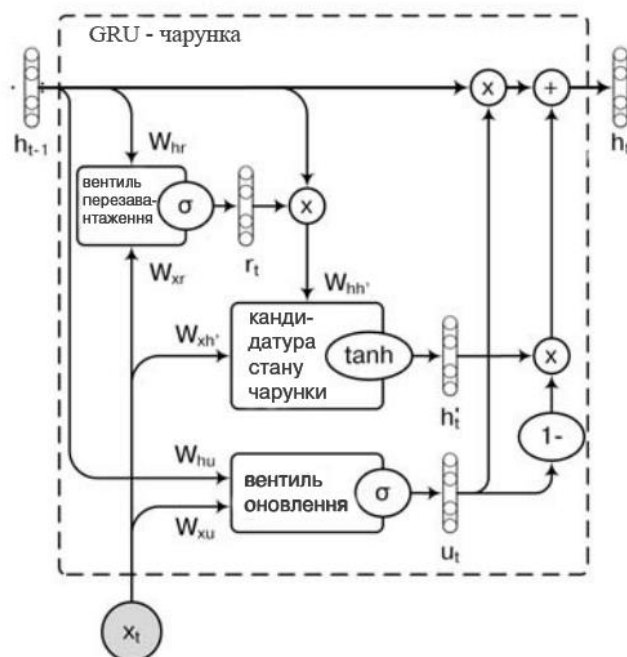


Рисунок 3.1 – Структура графу обчислень GRU – чарунки

Для регуляризації нейронної мережі було застосовано технологію дропаут [17] для двох прихованих шарів. Дропаут – метод регуляризації нейронної мережі, що призначається для попередження перенавчання мережі. Ідея методу полягає в тому, що кожному нейрону шару встановлюється деяка імовірність p , з якою його буде виключено з мережі.

Нейронна мережа була синтезована за допомогою бібліотеки Keras, у якості бекенду використовувалась бібліотека TensorFlow.

3.2 Оптимізація та аналіз результатів роботи синтезованої нейронної мережі

Синтезована нейромережева модель тестувалась та оптимізувалась на вибірці сигналів під час діагностування трансмісії вертольоту на другому режимі роботи турбокомпресорів двигунів. Всього початкова вибірка містила дані зібрані сукупно за 1010 секунд для 22 сигналів діагностування. Вона була розділена на навчальну вибірку – 1 - 800 секунди, та тестову – 801 - 1010 секунди.

У якості вхідних даних моделей використовувалися дані за усіма сигналами для заданої ширини часового вікна. У якості вихідних даних почергово використовувалися дані за одним з 22 сигналів з заданим горизонтом прогнозування, тобто зміщенням вперед за часовою шкалою, на 120 секунд. Помилка нейронної мережі розраховувалась за формулою 1.1. Навчання нейромережі проводилось на протязі 250 епох. Далі будуть наведені результати оптимізації та роботи моделі для прогнозування значень сигналу наведеного на рис. 2.6.

Для підвищення якості прогнозу була проведена оптимізація гіперпараметрів нейромережі [17]. Результати наведено у Додатку В.

На рис. 3.2 наведено графік істинних та прогнозованих у нейромережевій моделі значень сигналу отриманого на проміжному редукторі (осьовий напрям вимірювання) та оброблений запропонованим методом перетворення сигналу для отримання значень за параметром віброперевантаження, що характеризує стан першої зубчататої передачі проміжного редуктора під час другого

режиму роботи турбокомпресорів для проміжку 801 - 1010 секунда (тестової вибірки).



Рисунок 3.2 – Істинний та прогнозований сигнали отримані на проміжному редукторі (осьовий напрям вимірювання) та оброблений для отримання значень за параметром віброперевантаження першої зубчататої передачі проміжного редуктора на другому режимі роботи турбокомпресорів

Помилка прогнозування становить 0,0167, що у відсотковому вигляді дорівнює 13,45 %. За експертною оцінкою, ця помилка є прийнятною для задачі прогнозування трансмісії вертольоту на обраному горизонті прогнозування.

Для оцінки ефективності роботи запропонованого методу зменшення нестационарності сигналу, проведемо прогнозування сигналів наведених у Додатку Б за допомогою синтезованої нейронної мережі. Для порівняння, помилка прогнозування сигналу отриманого на проміжному редукторі (осьовий напрям вимірювання) та оброблений запропонованим методом перетворення сигналу для отримання значень за параметром віброперевантаження, що характеризує стан першої зубчататої передачі проміжного редуктора без розділення на режими роботи становить 0,1096, що у відсотковому вигляді дорівнює 28,56 %.

Тому у випадку необхідності прогнозування стану трансмісії вертольоту для усіх режимів, рекомендується розділити сигнал запропонованим методом, провести прогнозування кожної частини сигналу за допомогою нейромережевої моделі та об'єднати їх на основі інформації про тривалість режимів роботи у циклі випробування.

ВИСНОВКИ

У проведеному дослідженні методів аналізу й перетворення нестационарних сигналів діагностування були досліджені та розроблені методи зменшення розмірності та виділення компоненти в діагностичних сигналах, а також метод зменшення ступеню нестационарності отриманих сигналів, що базується на основі експертної інформації про режими роботи у ході циклу діагностування.

Розроблені методи перетворення сигналів дозволяють виділити необхідні компоненти із оригінальних сигналів. Після виділення необхідної компоненти відбувається усереднення сигналу. За допомогою полосового фільтру відбувається очищення сигналів від низькочастотних та високочастотних компонент, що є слабоінформативними у оригінальних сигналах. Подальше усереднення сигналу дозволяє знизити вплив випадкових та шумових амплітудних складових сигналу, а також дозволяє значно знизити його розмірність.

Ефективність методу зменшення ступеню нестационарності сигналів, заснованого на експертній інформації про режими роботи у ході циклу діагностування засвідчує суттєва оптимізація значення критерію Дікі-Фулера після його застосування. Цей метод, на відміну від більшості, не вимагає зміни внутрішньої структури сигналу, а працює лише завдяки розбиттю сигналу на декілька інших сигналів, які згодом можна буде об'єднати.

На основі оброблених сигналів була синтезована нейронна мережа для прогнозування стану трансмісії вертольоту та були налаштовані її гіперпараметри.

Отримані результати планується використовувати для покращення якості діагностування трансмісії вертольоту.

Розроблені та застосовані у дослідженні методи перетворення нестационарних сигналів та побудови нейромережових моделей можуть будуть застосовуватись для вирішення задач у яких необхідно прогнозувати майбутній стан об'єкту, за його сигналами діагностування.

Результати роботи опубліковано в 4 друкованих працях, в тому числі 1 стаття у науковому фаховому виданні України, що індексується наукометричною базою Web of Science та 3 тези доповідей на наукових конференціях.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Петрухин В. В. Основы вибродиагностики и средства измерения вибрации: учеб. пособие / В. В. Петрухин, С. В. Петрухин. – Волгоград : Инфра-Инженерия, 2010. — 168 с.
2. Giurgiutiu V. Review of vibration-based helicopters health and usage monitoring methods / V. Giurgiutiu, A. Cuc, P. Goodman // 55th Meeting of the Society for Machinery Failure Prevention Technology, Virginia Beach, VA, 2–5 April – 2001. – pp. 1–10.
3. Subbotin, S.A., Oliinyk, A.A. The dimensionality reduction methods based on computational intelligence in problems of object classification and diagnosis // S.A. Subbotin, A.A. Oliinyk // Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2017. – Vol. 543. – pp. 11-19.
4. Bishop C.M. Pattern recognition and machine learning / C. M. Bishop. – New York: Springer, 2011. – 740 p.
5. Lymariiev I. O. Methods of large-scale signals transformation for diagnosis in neural network models / I. O. Lymariiev, S.A. Subbotin, A. A. Oliinyk, I. V. Drokin // Radio Electronics, Computer Science, Control. – 2018. – № 4. – P. 63–71.
6. Лимарев, И.О. Методы преобразования сигналов большой размерности в диагностических моделях управляемых данными / И.О. Лимарев, С.А. Субботин, А.А. Олейник, И.В. Дрокин // Нейроинформатика, ее приложения и анализ данных: Материалы XXVI Всероссийского семинара, 28-30 сентября 2018 г. / под ред. А.Н. Горбаня; отв. за вып. М.Ю. Сенашова : материалы. - Красноярск; Институт вычислительного моделирования СО РАН, 2018 – С. 90–95.
7. Ukil A. Intelligent systems and signal processing in power engineering / A. Ukil. – Berlin: Springer, 2007. – 372 p.
8. Feldman M. Hilbert Transform Applications in Mechanical Vibration / M. Feldman. – John Wiley, 2011. – 320 p.

9. Hagen J. B. Radio-Frequency Electronics: Circuits and Applications / J. B. Hagen – New York: Cambridge University Press, 2009. – 438 p.
10. Venkata R., Rama S., Manmadha R. Pulse and Digital Circuits / R. Venkata , S. Rama, R. Manmadha – Pearson, 2010. – 709 p.
11. Королюк В.С., Портенко Н.И., Скороход А.В., Турбин А.Ф. Справочник по теории вероятностей и математической статистике. – М.: Наука, 1985. – 640 с.
12. J. Tverdohleb Wavelet analysis of complex nonstationary oscillatory signals / J. Tverdohleb, I. Limarev, V. Logominov, V. Dubrovin // 4-th IEEE International Scientific-Practical Conference “Problems of Infocommunications. Science and Technology.” – Ukraine, Kharkiv: NURE, 2017. – P. 17-20.
13. Dickey D.A., Fuller W.A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time-Series with a Unit Root // Journal of the American Statistical Association. Vol. 4. 1979. - pp. 427–431.
14. Kazlas P. T. Neural network-based helicopter gearbox health monitoring system / P. T. Kazlas, P. T. Monsen, M. J. LeBlanc // Neural Networks for Signal Processing, Proceedings of the IEEE-SP Workshop , 6-9 September. – 1993. – pp. 431–440.
15. Лимарев І.О. Довготермінове прогнозування стану трансмісії вертольоту на основі рекурентних нейронних мереж / І.О. Лимарев // Радіоелектроніка і молодь в ХХІ ст.: матеріали ХХІІ Міжнародного молодіжного форуму. – Харків: ХНУРЕ, 2018. – Т. 5. – С. 223-224.
16. Cho K. On the Properties of Neural Machine Translation: Encoder-Decoder Approaches / K. Cho et al. // arXiv, 2014. <http://arxiv.org/abs/1409.1259>.
17. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning, MIT Press, 2016, <http://www.deeplearningbook.org>.
18. MacKinnon, J. G., Critical Values for Cointegration Tests. In: R. F. Engle and C. W. J. Granger, eds., Long-Run Economic Relationships: Readings in Cointegration, Oxford University Press, 1991. – pp. 267–276.

ДОДАТОК А

ОПИС ОТРИМАНИХ СИГНАЛІВ

Таблиця А.1 — Інформація про сигнали, що були отримані запропонованими методами

Місце вимірювання вхідного сигналу	Напрямок вимірювання	Сигнал, отриманий запропонованим методом	
		Назва елемента трансмісії	Контрольований параметр
Кришка валу ротора	Вертикальний	Перша зубчата передача головного редуктора	Віброперевантаження
	Осьовий		
Стикувальний фланець верхньої та нижньої частини редуктора	Вертикальний	Лопатка несучого гвинта	Віброшвидкість
	Осьовий		
Фланець приводу рульового гвинта	Вертикальний	Хвостовий вал	Віброшвидкість
	Горизонтальний		
	Осьовий		
Проміжний редуктор	Вертикальний	Перша зубчата передача проміжного редуктора	Віброперевантаження
	Горизонтальний		
	Осьовий		
	Вертикальний		
	Горизонтальний		
	Осьовий		
Хвостовий редуктор	Вертикальний	Перша зубчата передача хвостового редуктора	Віброперевантаження
	Горизонтальний		
	Осьовий		
	Вертикальний	Лопатка кермового гвинта	Віброшвидкість
	Горизонтальний		
	Осьовий		
	Вертикальний	Кермовий гвинт	Віброшвидкість
Горизонтальний			
Осьовий			

ДОДАТОК Б
ЗНАЧЕННЯ КРИТЕРІЇВ ДІКІ-ФУЛЕРА ДЛЯ ОТРИМАНИХ
СИГНАЛІВ

Таблиця Б.1 — Значення критерію Дікі-Фулера для оброблених сигналів

Назва елемента трансмісії	Місце вимірювання вхідного сигналу	Напрямок вимірювання	Контрольований параметр	Значення розширеного критерію Дікі-Фулера	Критичне значення критерію Дікі-Фулера (за МакКінном [18]) для $p = 0.95$
Лопатка несучого гвинта	Кришка валу ротора	Вертикальний	Віброшвидкість	-8.37	-2.86
Перша зубчата передача проміжного редуктора	Проміжний редуктор	Горизонтальний	Вібропереваження	-9.76	-2.86
		Осьовий	Вібропереваження	-10.44	-2.86
Перша зубчата передача хвостового редуктора	Хвостовий редуктор	Вертикальний	Вібропереваження	-13.55	-2.86
		Осьовий	Вібропереваження	-9.29	-2.86

Таблиця Б.2 — Значення критерію Дікі-Фулера для оброблених сигналів на другому режимі роботи турбокомпресорів

Назва елемента трансмісії	Місце вимірювання вхідного сигналу	Напрямок вимірювання	Контрольований параметр	Значення розширеного критерію Дікі-Фулера	Критичне значення критерію Дікі-Фулера (за МакКінном [18]) для $p = 0.95$
Лопатка несучого гвинта	Кришка валу ротора	Вертикальний	Віброшвидкість	-5.42	-2.86
Перша зубчата передача проміжного редуктора	Проміжний редуктор	Горизонтальний	Вібропереваження	-5.65	-2.86
		Осьовий	Вібропереваження	-4.78	-2.86
Перша зубчата передача хвостового редуктора	Хвостовий редуктор	Вертикальний	Вібропереваження	-5.44	-2.86
		Осьовий	Вібропереваження	-5.56	-2.86

ДОДАТОК В

РЕЗУЛЬТАТИ ОПТИМІЗАЦІЇ ПАРАМЕТРІВ НЕЙРОМЕ-
РЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ

Таблиця В.1 — Результати оптимізації розміру батчу

Розмір батчу	Помилка на тестовій вибірці	Середньоквадратичне відхилення на тестовій вибірці
5	0,0195	0,0121
10	0,0219	0,0127
20	0,0208	0,0156
40	0,0178	0,0105
80	0,0180	0,0123
100	0,0244	0,0291

Таблиця В.2 — Результати вибору оптимального оптимізаційного алгоритму

Назва алгоритму	Помилка на тестовій вибірці	Середньоквадратичне відхилення на тестовій вибірці
SGD	0,0207	0,0183
RMSprop	0,0179	0,0103
Adagrad	0,0184	0,0116
Adadelta	0,0182	0,0114
Adam	0,0211	0,0184
Adamax	0,0185	0,0122
Nadam	0,0193	0,0128

Таблиця В.3 — Результати оптимізації коефіцієнту швидкості навчання

Коефіцієнт швидкості навчання	Помилка на тестовій вибірці	Середньоквадратичне відхилення на тестовій вибірці
0,001	0,0187	0,0125
0,01	0,0179	0,0089
0,1	0,0216	0,0096
0,2	0,1030	0,2297
0,3	0,1176	0,1969

Таблиця В.4 — Результати вибору оптимального способу ініціалізації вагових коефіцієнтів

Спосіб ініціалізації	Помилка на тестовій вибірці	Середньоквадратичне відхилення на тестовій вибірці
Випадкова	0,0170	0,0088
Випадкова ЛеКуна	0,0185	0,0115
Нормальна	0,0176	0,0109
Нульова	0,0181	0,0127
Нормальна Глора	0,0171	0,0096
Випадкова Глора	0,0177	0,0094
Нормальна Хе	0,0175	0,0089
Випадкова Хе	0,0173	0,0099

Таблиця В.5 — Результати оптимізації значення імовірності дропауту

Імовірність дропауту	Помилка на тестовій вибірці	Середньоквадратичне відхилення на тестовій вибірці
0,0	0,0180	0,0093
0,1	0,0177	0,0098
0,2	0,0174	0,0101
0,3	0,0169	0,0097
0,4	0,0177	0,0119
0,5	0,0185	0,0139
0,6	0,0181	0,0136
0,7	0,0181	0,0132
0,8	0,0181	0,0127
0,9	0,0182	0,0129

Таблиця В.6 — Результати оптимізації кількості нейронів у першому та другому прихованих шарах

К-ть нейронів першого прихованого шару	К-ть нейронів другого прихованого шару	Помилка на тестовій вибірці	Середньоквадратичне відхилення на тестовій вибірці
5	5	0,0177	0,0122
5	10	0,0185	0,0102
5	15	0,0171	0,0097
5	20	0,0175	0,0100
5	25	0,0179	0,0114
5	30	0,0187	0,0129
10	5	0,0173	0,0101

10	10	0,0175	0,0103
10	15	0,0176	0,0105
10	20	0,0173	0,0099
10	25	0,0205	0,0195
10	30	0,0174	0,0092
15	5	0,0169	0,0095
15	10	0,0179	0,0119
15	15	0,0171	0,0103
15	20	0,0189	0,0066
15	25	0,0188	0,0103
15	30	0,0178	0,0099
20	5	0,0169	0,0087
20	10	0,0189	0,0088
20	15	0,0180	0,0109
20	20	0,0183	0,0143
20	25	0,0178	0,0097
20	30	0,0182	0,0109
25	5	0,0169	0,0083
25	10	0,0213	0,0189
25	15	0,0174	0,0104
25	20	0,0172	0,0099
25	25	0,0183	0,0127
25	30	0,0172	0,0082
30	5	0,0175	0,0091
30	10	0,0170	0,0108
30	15	0,0167	0,0092
30	20	0,0227	0,0254
30	25	0,0170	0,0078
30	30	0,0175	0,0094

Таблиця В.7 — Результати оптимізації розміру сковзного часового вікна для вхідних значень

Розмір вікна (к-ть значень)	Помилка на тестовій вибірці	Середньоквадратичне відхилення на тестовій вибірці
1	0,0185	0,0103
2	0,0173	0,0097
3	0,0167	0,0092
4	0,0169	0,0095
5	0,0174	0,0099
6	0,0181	0,0106
7	0,0183	0,0111
8	0,0186	0,0110
9	0,0187	0,0117
10	0,0189	0,0121