

ДІАГНОСТИКА

**МОДЕЛЬ І МЕТОД ПОБУДОВИ БАГАТОРІВНЕВОЇ
СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ**

МОДЕЛЬ І МЕТОД ПОБУДОВИ БАГАТОРІВНЕВОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ

ЗМІСТ

Вступ.....	3
1. Аналіз проблемної області та формулювання задач дослідження	7
1.1. Аналіз проблем побудови систем розпізнавання	7
1.2. Гіпотеза дослідження.....	9
1.3. Висновки та формулювання задач дослідження	11
2. Розробка методу побудови та моделі багаторівневої системи розпізнавання.....	12
2.1. Розробка методу побудови багаторівневої системи розпізнавання	12
2.2. Розробка моделі багаторівневої системи розпізнавання	16
2.3. Методика навчання системи розпізнавання	18
Висновки з розділу	18
3. Практична реалізація та перевірка працездатності системи розпізнавання.....	19
3.1. Експериментальні дослідження.....	19
3.2. Короткий опис програмного забезпечення.....	24
Висновки з розділу	28
Висновки.....	30
Список використаних джерел.....	31
Анотація.....	33
Додаток А. Код програмного модуля.....	34
Додаток Б. Опис структури бази даних.....	40
Додаток В. Акт про випробування програмного продукту.....	46

ВСТУП

Традиційно при розробці та навчанні систем розпізнавання для вирішення конкретного завдання використовують будь-який один метод формування простору ознак і класифікації. Однак жоден метод кластеризації та формування класів не є універсальним і абсолютно надійним, і різні методи, як правило, базуються на різних концепціях. Внаслідок цього, методи, що забезпечують однакову або близьку за значеннями надійність класифікації для всієї навчальної або тестової вибірки в цілому, для окремих екземплярів можуть давати різні результати. Особливо це характерно для екземплярів, що знаходяться на межах кластерів, або у тому випадку, коли кластери мають неоднорідну структуру [1].

Класичним методом розпізнавання і діагностики є метод на основі баєсової ймовірності, яка дозволяє обчислити умовну ймовірність діагностичних рішень при даному наборі ознак на підставі апріорної ймовірності діагнозу й умовної ймовірності ознак розпізнавання [2].

При застосуванні даного підходу можуть виникнути складнощі у зв'язку з структурною складністю об'єктів діагностування і взаємовпливом різних факторів. Крім того, якщо реальні функції розподілу гіпотез у просторі вхідних ознак не узгоджуються з припущенням про нормальність, теоретичні оцінки не будуть відповідати емпіричним результатам.

Наступною проблемою є невизначеність інформації у зв'язку з наступними причинами:

- експертні оцінки суб'єктивні;
- міра прояву ознак може бути різної;
- частина ознак можуть бути відсутніми.

Звісно, що системи, побудовані на основі одного класифікатора, не задовольнятимуть високим вимогам надійності, що пред'являються в багатьох областях діяльності, зокрема – у медичній діагностиці. Тому вкрай важливо створювати системи класифікації у формі комітету, що інтегрують різні моделі і методи [3].

У даний час при побудові систем розпізнавання і діагностування широкого поширення набули штучні нейронні мережі (НМ). Відомо, що нейромере-

жева реалізація експертної діагностичної системи значно зменшує витрати часу на розробку й істотно знижує вимоги до фахівців в обраній предметній області при побудові системи [4-6]. У штучних нейронних мережах рішення задач здійснюється не на підставі програм, що реалізують надзвичайно складні обчислювальні алгоритми, а шляхом навчання на пред'явлених прикладах. Штучні нейронні мережі інваріантні до функцій густини розподілу гіпотез, які розглядаються в якості альтернатив.

Однак, при побудові нейромережових моделей на основі більшості відомих методів виникає ряд проблем, таких як: необхідність завдання користувачем топології і параметрів НМ, ініціалізація ваг НМ, повільність й ітераційний процес навчання НМ, а також надмірність структури і складність логічної інтерпретації отриманих моделей.

Існує і проблема точності розпізнавання. Для підвищення точності (ступеня розрізнення деталей образу) розроблені нейронні мережі третього покоління – згорткові мережі глибинного навчання з досить складною архітектурою [7].

Існує також проблема залежності ознак. Якщо ознаки корелюють, то статистичні методи не будуть надійними при вирішенні задачі діагностування. За матрицями взаємозалежності ознак можна для кожної хвороби виділити набори незалежних один від одного ознак. У роботі [1] показано, що в формулу Байєса повинні входити тільки взаємонезалежні ознаки, тобто ознаки, які не корелюють між собою. Комплекси таких ознак в роботі [1] названі «ядрами». Однак, у даного підходу є недоліки. По перше, такі ядра не завжди можуть бути отримані за допомогою статистичних методів. По друге, після визначення найкращого ядра передбачається, що воно буде використовуватися при діагностиці кожного пацієнта, тобто потрібно, щоб набір ознак хворого відповідав ознаками ядра. На практиці, набір реальних ознак пацієнта не часто збігається з ядром.

Потужним інструментом розпізнавання є теорія нечіткої логіки і нечітких множин, яка дозволяє описувати нечіткі поняття і знання, оперувати цими знаннями і здійснювати нечіткий або чіткий висновок. Застосування методів нечіткої логіки має наступні переваги [8]:

– дозволяє формулювати експертні знання про об'єкти аналізованої предмет-

ної області в лінгвістичної формі, тобто знання, які описують не тільки кількісні, але і якісні характеристики;

- забезпечує можливість обчислення значення ступеня приналежності елементів до нечіткій множини із застосуванням операцій заперечення, кон'юнкції, диз'юнкція та інших, що враховують концепцію невизначеності;
- забезпечує вирішення завдань розпізнавання з застосуванням нечітких відстаней між об'єктами.

Бази знань класичних нечітких продукційних систем заповнюються експертами. Якщо є можливість генерувати приклади на основі чисельних значень ознак тоді, використовуючи нечітку нейронну мережу з алгоритмом Сугено, можна синтезувати систему розпізнавання з мінімальною участю експертів [9]. Однак архітектура такої системи досить складна, навіть якщо використовувати ієрархічну базу знань. Що ж до точності розпізнавання нечітких систем, то для її підвищення необхідно збільшувати кількість термів лінгвістичних змінних, що призводить до появи «прокляття розмірності» при побудові бази знань.

З урахуванням вищесказаного можна сформулювати проблему – прагнення збільшити точність розпізнавання призводить до збільшення обчислювальної складності статистичних, нейромережових та нечітких алгоритмів розпізнавання образів у багатовимірному просторі ознак.

Об'єктом досліджень є процес розпізнавання образів.

Предметом дослідження є багаторівневі моделі розпізнавання образів.

Метою дослідження є удосконалення методу синтезу системи розпізнавання для вирішення проблеми підвищення точності розпізнавання шляхом розподілу множини ознак на підмножини, які об'єднують та розділяють класи об'єктів, що є актуальною задачею для багатьох застосувань.

Досягнення поставленої мети забезпечується вирішенням наступних задач:

1. Аналіз проблем побудови систем розпізнавання.
2. Розробка методу синтезу системи багаторівневого розпізнавання образів.
3. Розробка моделі багаторівневої системи розпізнавання.
4. Розробка експериментального програмного засобу для перевірки працездатності запропонованого методу та моделі.

Методи дослідження. Виконані дослідження базуються на положеннях теорії системного аналізу, теорії розпізнавання образів та комп'ютерних експериментах.

Наукова новизна полягає в наступному:

- удосконалено метод синтезу системи розпізнавання шляхом застосування розподілу множини ознак на підмножини, які об'єднують та розділяють класи об'єктів, що дозволяє підвищити точність розпізнавання за рахунок багатостадійної обробки макрокластерів, кластерів та мікрокластерів.
- удосконалено нейромережеву модель системи розпізнавання шляхом формування декілька шарів, кожен з котрих, обробляючи вхідні дані, поступово звужує підмножини класів, що підлягають розпізнаванню, що у результаті підвищує точність розпізнавання.

Практичне значення одержаних результатів. Розроблена модель і метод синтезу нейромережевої багаторівневої системи є простим і ефективним засобом для вирішення практичних задач діагностики та розпізнавання образів. Запропонований підхід може бути рекомендований для використання в розробці автоматизованих систем розпізнавання. За результатами експериментів доведено працездатність і перевагу пропонованої системи. Розроблено програмний модуль діагностики простудних захворювань, який пройшов випробування у комунальному лікувальному закладі м. Кременчука (акт випробувань від 20.12.2017 р.). Програмний модуль інтегровано у інформаційну систему закладу.

Публікації. За темою роботи опубліковано дві статті у фаховому виданні.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ ПРОБЛЕМНОЇ ОБЛАСТІ ТА ФОРМУЛЮВАННЯ ЗАДАЧ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1 Аналіз проблем побудови систем розпізнавання

При побудові систем розпізнавання образів, до яких відносяться і діагностичні системи, необхідно вирішити три головні завдання:

- відбір інформативних ознак (традиційно – офлайнові методи);
- розробка архітектури системи розпізнавання (структури системи і способу взаємодії її складових частин);
- навчання та оптимізація налаштування системи (мінімізація повної помилки на репрезентативній тестовій вибірці).

У даній роботі пропонується модель і метод синтезу багаторівневої нейромережевої системи для вирішення задач діагностики, архітектура якої базується на двох гіпотезах:

- ієрархічна структура простору ознак може сприяти розподілу об'єктів розпізнавання на мікрокластери, кластери та макрокластери;
- можлива декомпозиція множини ознак на об'єднувальні і розподільчі підмножини.

Ідея розпізнавання образів заснована на гіпотезі компактності образів у просторі ознак в залежності від ступеня визначеності вхідних класів, які потрібно розпізнавати. Задачі розпізнавання і класифікації образів є типовими для штучних нейронних мереж (ШНМ). Розвиток теорії ШНМ пов'язано з появою нових архітектур нейронних мереж. Архітектура мережі, призначеної для розпізнавання образів, залежить від наявності та потужності навчальної вибірки. При цьому розглядаються дві парадигми: навчання з учителем і навчання без учителя. При наявності навчальних пар «вхід/вихід» використовують навчання з учителем. У межах даної парадигми можна виділити дві найбільш популярні архітектури: багат шарова мережа прямого поширення і двошарова мережа,

що використовує радіально-базисні нейрони (RBF-мережа).

У мережі прямого поширення часто застосовується навчання з використанням алгоритму зворотного поширення помилки, у якому налаштування всіх вагових коефіцієнтів проводиться одночасно при кожному пред'явленні навчального прикладу [6]. Процедура навчання даної мережі вимагає великої кількості епох і закінчується знаходженням локального мінімуму, тоді як метою навчання є пошук глобального мінімуму повної похибки мережі. Тому часто для знаходження глобального мінімуму використовують методи випадкового пошуку такі як, генетичні алгоритми [9]. При великій кількості класів, входів або прихованих шарів, навчання мережі прямого поширення займає багато часу і ресурсів. До того ж окремою задачею є визначення оптимальної кількості прихованих шарів та нейронів у цих шарах.

RBF-мережа – це двошарова мережа, що містить шар радіально-базисних нейронів, який розпізнає і інтерпретуючий шар, у якому проводиться формування рішення. Кожен нейрон першого шару приймає всю інформацію від входів мережі і у процесі навчання запам'ятовує її у синапсах одного з нейронів, який був обраний для навчання конкретного образу. Відгук навченого нейрона на приклад зі свого класу близький до 1, а на приклади з інших класів – до 0. При цьому при пред'явленні будь-якого вхідного сигналу відгуки різних рівнів будуть отримані в усіх нейронах першого шару. Другий шар – це одношаровий перцептрон, який можна навчати будь-яким відомим методом. Виходи нейронів другого шару можна інтерпретувати як ступінь впевненості або ймовірності в розпізнаванні певного класу об'єктів.

Класична послідовність обробки даних для розпізнавання образів виглядає наступним чином [2]:

1. Формування масивів даних для оцінки інформативності ознак.
2. Кластеризація даних.
3. Оцінка інформативності ознак.
4. Ранжування ознак за інформативності.

5. Відбір ознак для розпізнавання образів. Малоінформативні ознаки відкидаються по черзі загального ранжирування, незалежно від того, до якого класу об'єктів вони належать.

1.2 Гіпотеза дослідження

При аналізі різних предметних областей можна зробити висновок, що актуальний склад ознак для різних класів може бути різним. У задачах розпізнавання непоодинокими є випадки, коли в просторі ознак потрібно спочатку виділити макрокластери (наприклад, класи захворювань: захворювання органів дихання, захворювання органів травлення і т. ін.). Потім всередині макрокластера (класу) необхідно виділити кластер, як підклас (наприклад, гострі респіраторні інфекції верхніх дихальних шляхів), а потім розпізнати конкретне захворювання і його стадію і, з деякою часткою ймовірності, поставити діагноз.

На рис. 1.1 зображено простір ознак, в якому підмножини об'єктів А і Б, В і Г перетинаються.

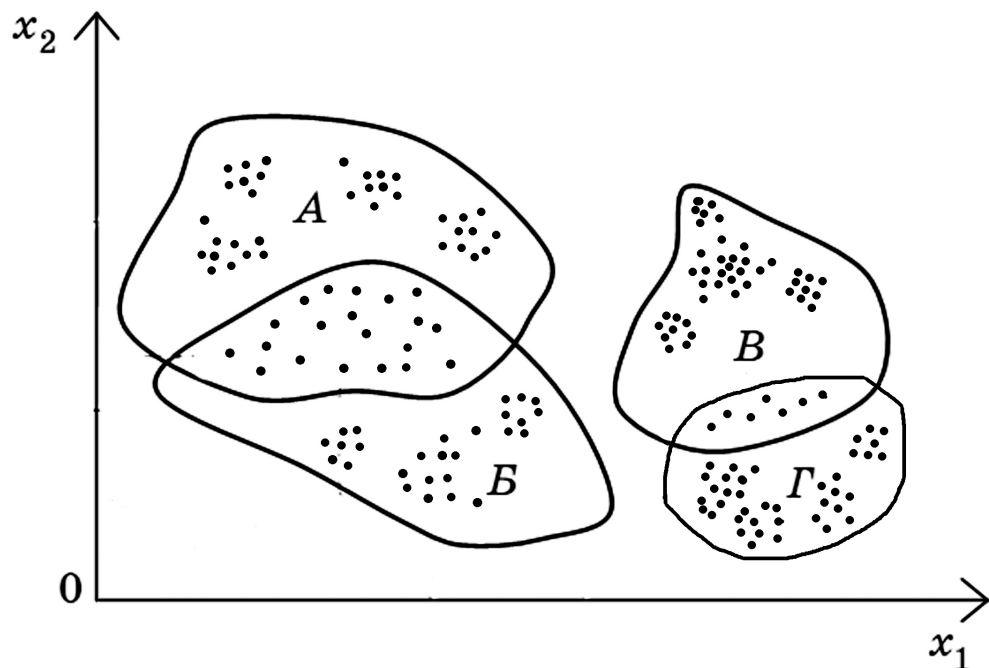


Рисунок 1.1 – Ілюстрація поділу макрокластерів, кластерів і мікрокластерів

Для розпізнавання класів (підмножин) A і B (V і Γ) ознаки x_1 і x_2 відповідно до класичної парадигми вважаються малоінформативними. Однак, якщо підмножини об'єктів $A \cup B \cup V \cup \Gamma$ утворюють макрокластер, а підмножини $A \cup B$ і $V \cup \Gamma$ утворюють кластери, то ознаки x_1 і x_2 можуть бути використані для формування «ядра ознак», який вказує на кластер. За іншими ознаками (які не показані на рис. 1.1) можна розпізнавати об'єкти на рівні мікрокластерів, показаних на рис. 1.1 у вигляді згустків точок.

У зв'язку з цим можна поділити ознаки за двома аспектами.

Перший аспект – здатність ознаки виділити на множині образів макрокластер, що включає ряд пересічних кластерів. Кожен кластер відповідає підкласу образів. У середині кожного кластера є подібні образи, що також розрізняються, однак лише за деякими ознаками – таким чином можна виділити і мікрокластери. Мікрокластери містять об'єкти, подібні за всіма важливими для даного мікрокластера ознаками.

Другий аспект – здатність до тонкого розрізнення образів всередині окремого кластера. Якщо такий поділ можливий, то концепція розпізнавання передбачає, як мінімум, три етапи. На першому етапі потрібно визначити макрокластер, на другому – кластер, на третьому – об'єкт всередині кластера – мікрокластер, якій може бути і одиноким об'єктом. В реальних задачах часто на рівні макрокластера задачу вибору вирішує експерт, який формує онтологію предметної області [10, 11]. Обмежимо завдання побудови системи розпізнавання двома рівнями, враховуючи, що операції, описані для цих рівнів, можуть ітеративно повторюватися на більш високих і нижчих рівнях.

Загальний підхід до аналізу розподільних властивостей ознак полягає в наступному. Множина ознак $S_S \subset S$ є *розподільвач*, якщо опис об'єктів, що складаються зі значень ознак із S_S , попарно різні для всіх об'єктів, що належать різним класам [12]. При оцінці розподільчої властивості ознаки s_k на множині гіпотетичних об'єктів H враховується кількість ознак, які різняться тими ж парами об'єктів, як і ознака s_k . Чим менше ознак різняться однаковими парами

об'єктів, як і ознака s_k , тим вища розподільча здатність (цінність) ознаки s_k . У випадку, якщо ознаки залежні, то при виборі найбільш інформативної підмножини ознак, оцінками їх індивідуальної інформативності керуватися недоцільно [12].

1.3 Висновки та формулювання задач дослідження

Прагнення збільшити точність розпізнавання призводить до збільшення обчислювальної складності статистичних, нейромережових та нечітких алгоритмів розпізнавання образів у багатовимірному просторі ознак, що є проблемою синтезу систем розпізнавання. Однак, аналізуючи онтологію конкретної предметної області часто можна виділити серед ознак класів підмножину ознак, які скоріше об'єднують класи, ніж розподіляють їх, а також підмножину ознак, які впевнено розподіляють класи.

З іншого боку, об'єкти можуть бути згруповані у просторі ознак таким чином, що створюють не тільки кластери, а і макрокластери та мікрокластери.

У зв'язку з цим, доцільно узяти за мету розробити метод побудови багаторівневої системи розпізнавання. Досягнення поставленої мети забезпечується вирішенням наступних задач:

1. Розробка методу синтезу системи багаторівневого розпізнавання образів.
2. Розробка моделі багаторівневої системи розпізнавання.
3. Розробка експериментального програмного засобу для перевірки працездатності запропонованого методу та моделі.

РОЗДІЛ 2

РОЗРОБКА МЕТОДУ ПОБУДОВИ ТА МОДЕЛІ БАГАТОРІВНЕВОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ

2.1. Розробка методу побудови багаторівневої системи розпізнавання

Сформулюємо етапи методу формування багаторівневої системи розпізнавання, припускаючи, що для аналізу ознак на різних рівнях можна використовувати або перцептрон, або RBF-мережу.

Етап 1. Позначимо множину образів, що розпізнаються всередині макрокластера $H = \{h_i, i = \overline{1, I}\}$. Позначимо множину кластерів $C = \{c_z, z = \overline{1, Z}\}$ всередині макрокластера MC . Представим множину ознак як три підмножини:

$$S = \langle SM, SC, SO \rangle, \quad (2.1)$$

де SM – множина ознак, які вказують на певний макрокластер, що визначає вузьку предметну область, SC – підмножина ознак, яка розділяє макрокластер на кластери; $SC = \{sc_g, g = \overline{1, G}\}$, SO – підмножина ознак, яка розділяє ознаки всередині кластера на мікрокластери: $SO = \{so_k, k = \overline{1, K}\}$. Кожен мікрокластер є підмножиною об'єктів, які відносяться до одного образу або групі підобразів (наприклад, різні стадії одного захворювання).

Очевидно, що в межах кластера у ознак із підмножини SC дисперсія повинна бути мінімальною D_{SC} (ознакове ядро кластера), тобто об'єкти всередині кластера за цими ознаками є такими що майже не відрізняються. Згадана підмножина ознак повинна бути використана для ідентифікації кластера на першому рівні розпізнавання. У ознак із підмножини SO всередині кластера дисперсія повинна бути максимальна, але все ж таки $D_{SO} < D_{SC}$.

Етап 2. Аналіз ознак на розподільчу властивість. Для аналізу сформуємо таблицю-відношення RHS , в якій кожен рядок – об'єкт, а кожен стовпець – ознака (симптом). У результаті отримаємо відношення, яке ставить у відповід-

ність образи і значення ознак:

$$R \subseteq H \times S. \quad (2.2)$$

Сформуємо верхньотрикутні матриці DM_k врахування розрізнення образів за кожною ознакою s_k . Таких матриць розміром $I \times I$ повинно бути K – відповідно кількості ознак.

Поставимо даній ознаці s_k у відповідність сукупність пар об'єктів, які були розрізнені k -ю ознакою. Для цього необхідно кожному ознаку (стовпець таблиці RHS) аналізувати на властивість до розрізнення об'єктів.

Визначимо для кожної ознаки s_k порогову величину – границю розрізнення об'єктів DT_k (discrimination threshold). За допомогою граничного перетворення можна виділити ті рядки таблиці RHS , для яких ознака s_k має помітно різні значення. Тобто, якщо $\Delta s_{kij} \geq DT_k$, ми вважаємо, що ознака відрізняє об'єкти H_i і H_j . Відповідно, якщо $\Delta s_{kij} < DT_k$, то ознака на першому етапі аналізу може бути врахована до ознакового ядра кластера SC : $s_{kij} \in SC$. Значення границь DT_k можна налаштовувати під час тестування і налагодження системи.

Для формування підмножини розподільчих ознак здійснюємо вкладений цикл обробки по таблиці RHS , де порівнюємо значення s_{ki} і s_{kj} для різних об'єктів. Якщо виконується умова $\Delta s_{kij} > DT_k$, заносимо результат у вигляді «1» в k -у матрицю розрізнення DM_k .

Результат – дані в матрицях DM_k , на основі яких можна визначити, скільки ознак необхідно для впевненого розпізнавання кожного об'єкта (розподільча здатність кожної ознаки щодо кожного об'єкта).

Етап 3. Формування ознакового ядра кластера. У матрицях DM_k виділяємо клітинки, позначені нулями, і заповнюємо масив CF (core features) врахування ознак з низькою розподільчою здатністю. Для відбору ознак s_k у масив CF визначимо границю ND кількість пар об'єктів, які не відрізняються даною ознакою. Будемо вважати, що ознака s_k має низьку розподільчу здатність, якщо для $ND\%$ пар об'єктів виконується умова $\Delta s_{kij} < DT_k$.

Етап 4. Визначення підмножин ознак для гарантованого розпізнавання всіх образів.

Крок 4.1. Перевірка умови розрізнення. Це завдання вирішується поелементною диз'юнкцією матриць DM_k . Результатом є матриця R , яка демонструє «сумарне» розрізнення об'єктів у визначеній множині ознак. Нулі в клітинках цієї матриці вказують, які об'єкти неможливо розрізнити при заданих значеннях границь розрізнення DT_k . При необхідності можлива корекція значень DT_k для того щоб, усунути схожість об'єктів.

Крок 4.2. Пошук об'єктів, які можна розрізнити у визначеній множині ознак. Це завдання вирішується поелементною кон'юнкцією матриць DM_k . Результатом є матриця RY , яка демонструє «сумарне» розрізнення об'єктів у визначеній множині ознак. У клітинках матриці зберігається перелік ознак, які можна розрізнити для різних об'єктів.

Крок 4.3. Визначення підмножин ознак для гарантованого розпізнавання кожного образу. Необхідно створити таблицю RR , в якій зіставленні об'єкти (рядки) і ознаки (стовпці) і одиницями позначені в кожному рядку необхідні для розпізнавання об'єкта ознаки. Для заповнення клітинок таблиці RR здійснюємо вкладений цикл обробки по матриці RY і якщо номер ознак повторюються в рядку обраного об'єкта у всіх клітинках матриці, то заносимо результат у вигляді 1 в матрицю RR на перетину обраного об'єкта і ознаки, що повторюється.

Для розпізнавання образів (мікрокластерів) всередині обраного кластера можна використовувати як метод опорних векторів (лінійний перцептрон з бірковим з'єднанням рецепторів і розпізнавальних нейронів), так і нейрони з ядерними функціями.

Етап 5. Врахування впливу додаткових факторів (additional factors). Позначимо множину додаткових чинників $AF = \{af_l, l = \overline{1, L}\}$. Для врахування впливу супутніх факторів (в медицині це вік, стать, тривалість спостереження симптомів, професія, алкоголь, куріння, наркотики та ін.), що впливають на ймовірність того чи іншого захворювання, необхідно сформувані окремий матричний класифікатор, виходи якого будуть надавати додаткові ознаки для

більш точного розпізнавання образів.

Крок 5.1. Побудуємо відображення у вигляді матриці, в якій стовпці відповідають додатковим факторам AF_l , а рядки – сумарному впливу факторів на рівень достовірності результатів розпізнавання образу H_i :

$$R_{AFH} \subseteq AF \times H \quad (2.3)$$

Крок 5.2. Елементи матриці R_{AFH} подамо у вигляді коефіцієнтів впливу факторів на достовірність розпізнавання образу H_i . Визначимо діапазон зміни ступеня впливу $a_{li} \in [0,1]$. Аналогічно визначимо діапазон зміни ступеня впевненості в наявності фактору $af_l \in [0,1]$.

Крок 5.3. Експертна оцінка ступеня впливу кожного фактору на достовірність розпізнавання образів. Вона формується за допомогою групи експертів, кожен з яких заповнює таблицю «фактор-образ», і десятибальної шкали оцінки впливу. Далі виставлені оцінки усереднюються і нормуються згідно діапазону $[0,1]$.

Крок 5.4. Алгоритм оцінки впливу зводиться до уточнення ступенів впевненості у наявності факторів і обчислення скалярних добутків вхідного вектору ступенів впевненості AF і рядків матриці R_{AFH} . Отримані результати подаються на входи перцептронів другого шару НМ для зваженого підсумовування з іншими ознаками.

Етап 6. Побудова нейромережевої моделі.

Крок 6.1. Отримання і кластеризація даних. Виявлення наявності метакластерів, кластерів, мікрокластерів, їх кількості та класифікація (присвоєння імен метакластерам, кластерам і мікрокластерам).

Крок 6.2. Формування першого шару НМ. За допомогою таблиці RR , формуємо для кожного кластеру множину SC входів нейрону з ядерною функцією активації виду

$$f(x) = \exp(-\alpha \|x - \bar{c}\|^2), \quad (2.4)$$

де \bar{c} – вектор центрів множини одновимірних радіально-симетричних функцій, $\|x - \bar{c}\|$ – норма вектору відхилень вхідної змінної від центрів одновимірних функцій, розташованих на координатах простору ознак. Параметр α пов'язаний

із радіусом розсіювання вхідних змінних r співвідношенням: $\alpha = \frac{1}{2r^2}$. Норма вектору відхилень розраховуються як евклідова відстань:

$$\|x - \bar{c}\| = \sqrt{(x_1 - c_1)^2 + (x_2 - c_2)^2 + \dots + (x_m - c_m)^2}. \text{ Вихід кожного нейрона першого}$$

шару повинен активізувати окремий блок другого шару НМ, який розпізнає образи на рівні мікрокластера.

Крок 6.3. Формування другого шару НМ.

При використанні методу опорних векторів необхідно мати I розпізнавальних нейронів другого шару, кожен з яких з'єднаний синапсами зі своїми підмножинами ознак, які вказані в таблиці RR (див. Крок 4.2).

Виходи нейронів першого шару є сигналами, які грають роль вмикачів (модуляторів) для нейронів другого шару.

Крок 6.5. Формування матричного класифікатора для врахування впливу супутніх факторів, виходи якого будуть додатковими входами нейронів другого шару НМ.

2.2 Розробка моделі багаторівневої системи розпізнавання

Система розпізнавання має три функціональні блоки. Перший блок повинен розпізнавати кластер всередині макрокластера, другий блок розпізнає мікрокластерів всередині кластера. Третій блок коригує вихідні значення нейронів другого блоку з урахуванням впливу супутніх факторів. Зв'язок виходу d_i , що вказує на ступінь ймовірності правильного розпізнавання образу h_i з ознаками so , sc , caf , відображена у виразі (2.5).

$$d_i(so, sc, caf) = \psi \left(\sum_{k=1}^{K_i} w_k so_k + \exp(-\alpha \|sc - c\|^2) + caf_i \right), \quad (2.5)$$

де w_k – ваги нейронів другого шару, so_k – ступінь впевненості або значення ознак, які поділяють мікрокластери, sc – ступінь впевненості або значення ознак, які поділяють кластери, caf_i – зміщення, яке враховує ступінь впливу додаткових факторів, K_i – кількість ознак, які розрізняють образ h_i , $\psi(*)$ – активаційна характеристика нейрона вихідного шару.

Таким чином, вирази (2.1) – (2.5) визначають математичну модель багаторівневої системи розпізнавання. Кількість рівнів розпізнавання може бути великою, в залежності від розв'язуваної задачі. При цьому порядок і зміст етапів синтезу кожного рівня системи залишаються такими, як вони описані вище. Приклад структури системи показаний на рис. 2.1. Для кращого розуміння показані два ядра для кластерів і два перцептрона другого шару, що розпізнають образи на рівні мікрокластерів.

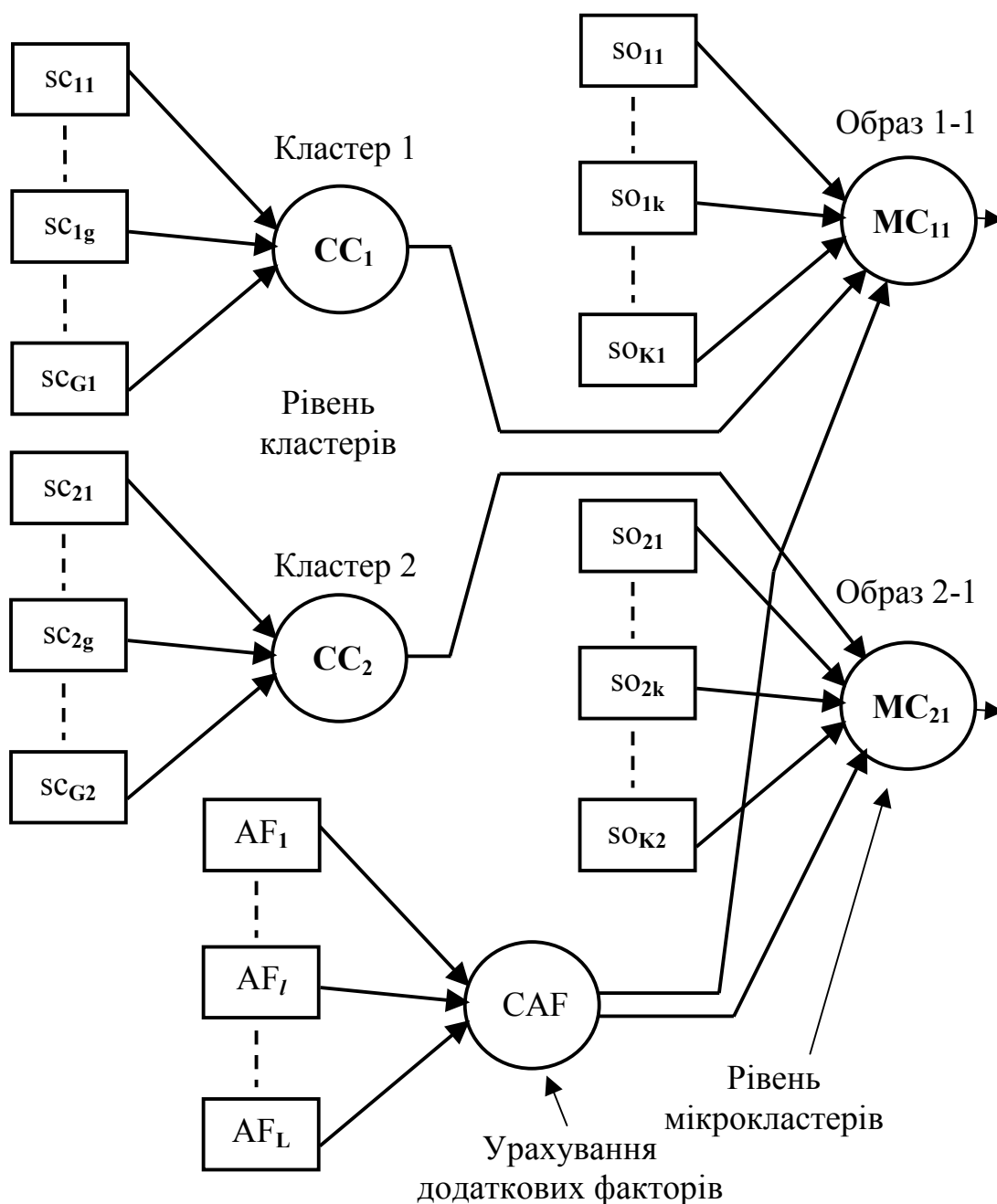


Рисунок 2.1 – Приклад структури багаторівневої системи.

2.3 Методика навчання системи розпізнавання

Навчання проводиться в кілька етапів. На першому етапі формується підмножина SC ознак ядра кожного кластера. Координати об'єктів навчальної вибірки з даної підмножини ознак використовуються для формування ядерної функції (2.4) кожного кластера.

На другому етапі формується матриця впливів додаткових факторів R_{AFH} , оскільки її вихідні сигнали повинні увійти до прикладів навчальних вибірок для нейронів другого шару.

На третьому етапі формуються приклади для навчання і тестування нейронів другого шару. Кожен приклад складається з трьох масивів даних:

- масив значень ступеня впевненості в наявності ознак із підмножини SO . Даний масив доповнюється значенням зміщення, які отримані від ядерного нейрона першого шару, що розпізнає відповідний кластер;
- масив значень ступеня впевненості в наявності додаткових факторів AF ;
- масив шаблонних значень виходів нейронів другого шару.

На четвертому етапі відбувається навчання нейронів другого шару з використанням правила Уїдрю-Хоффа [6].

Висновки з розділу

1. Розроблено метод синтезу системи розпізнавання, який на відміну від існуючих застосовує розподіл множини ознак на підмножини, які об'єднують та розділяють класи об'єктів, що дозволяє підвищити точність розпізнавання за рахунок послідовної обробки макрокластерів, кластерів та мікрокластерів.

2. Розроблено нейромережеву модель системи розпізнавання, яка має декілька шарів, кожен з котрих, обробляючи вхідні дані, поступово звужує підмножини класів, що підлягають розпізнаванню.

3. Розроблено методику поетапного навчання системи розпізнавання.

РОЗДІЛ 3

ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ПЕРЕВІРКА ПРАЦЕЗДАТНОСТІ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ

3.1 Експериментальні дослідження

Для перевірки працездатності і точності багаторівневої системи розпізнавання була обрана область медичної діагностики.

Добре відомо, що більшість діагностичних програм використовують для визначення діагнозу метод обчислення умовної ймовірності гіпотези про те чи інше захворювання. Обчислення здійснюється за формулою Байеса [1]. Ступінь вираженості симптому лікар фіксує окремо, і ця величина враховується при обчисленні ймовірності наявності конкретного захворювання. В якості вихідних даних для розрахунку умовної ймовірності гіпотези використовуються відомі значення умовних ймовірностей симптомів, супутніх даному захворюванню. Часто це суб'єктивні оцінки, що відображають думку експерта, але, тим не менш, вони досить точно відображають його досвід.

При реалізації даного методу в базі знань експертної системи зберігаються для кожного захворювання списки симптомів. Для кожного симптому в БЗ фіксуються дві величини – $P(S:H)$ – умовна ймовірність наявності даного симптому при наявності даного захворювання і $P(S:\bar{H})$ – умовна ймовірність наявності даного симптому при відсутності даного захворювання. Ці величини можна використовувати для обчислення відношення правдоподібності [1]:

$$ОП(H / E) = \frac{P(E / H)}{P(E / \bar{H})}, \quad (3.1)$$

яке, в свою чергу, можна інтерпретувати як значимість симптомів для діагностики конкретного захворювання, тобто використовувати, як значення ознак. Для перевірки можливості використання відношення правдоподібності і рівнів впевненості наявності симптомів, як сигналів на вході нейронної мережі було побудовано і випробувано два перцептрона стандартної структури з одним

прихованим шаром.

На входи першого перцептрона подавалися *ступені вираженості* симптомів в діапазоні від 0 до 1. Перцептрон повинен розпізнавати діагноз захворювання. Навчанням піддавався вихідний і прихований шар НМ. Другий перцептрон був побудований за тією ж схемою, проте ваговими коефіцієнтами прихованого шару були *відношення правдоподібності*, і прихований шар не піддавався навчанням. Для експериментів була обрана група захворювань дихальних шляхів і характерні для цієї групи симптоми: 1. Нежить, 2. Біль в горлі. 3. Кашель. 4. Головний біль. 5. Підвищена або висока температура. 6. Виражене загальне нездужання. 7. Гіперемія і почервоніння мигдалин. 8. Задишка.

Процедури навчання перцептронів описані нижче. Результати навчання і тестування мереж наведені на графіках рис. 3.1 і 3.2.

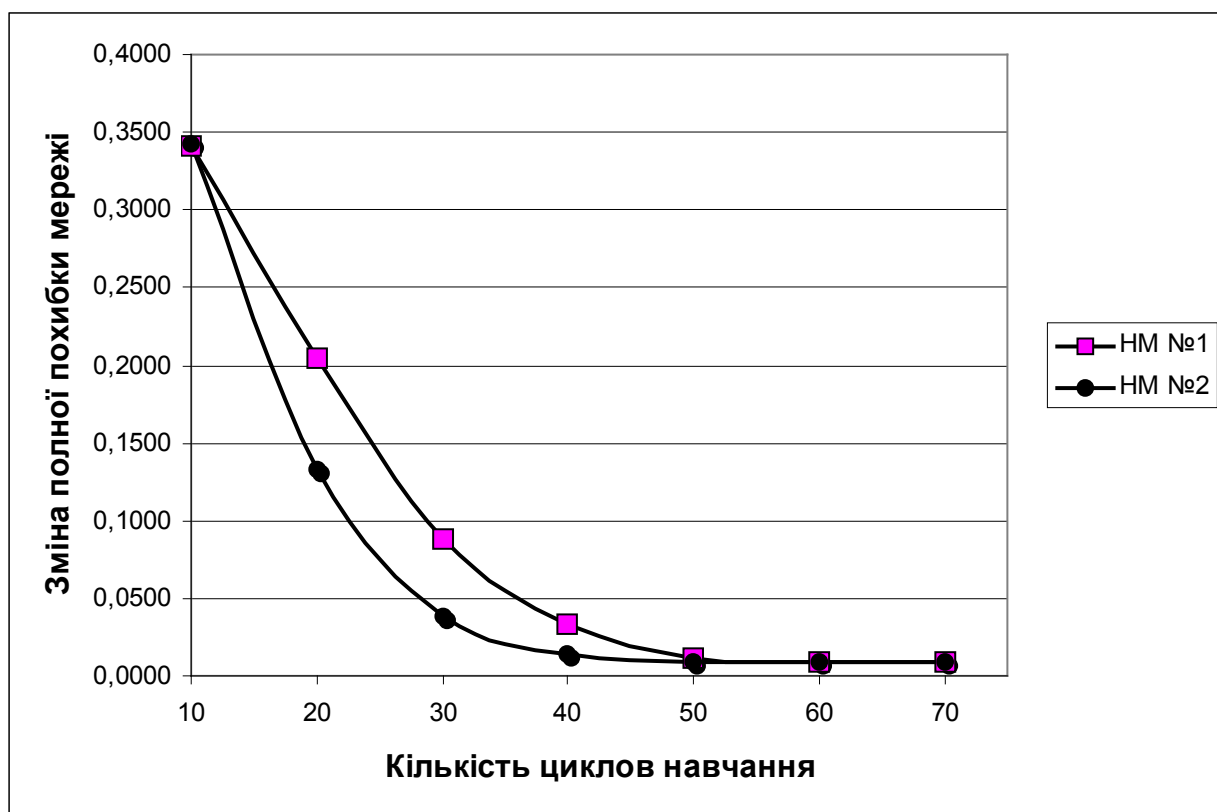


Рисунок 3.1 – Динаміка навчання

Для навчання і тестування генерувалися вибірки, що містять по 100 прикладів. Повна помилка мережі обчислювалася як сума середньоквадратичних помилок мережі за кожним пред'явленим прикладом, віднесена до числа пред'явлених прикладів. Видно, що мережа № 2 декілька перевершує класич-

ний перцептрон по швидкості навчання і точності, що дало впевненість в тому, що використання відношення правдоподібності в якості ознак цілком можливо.

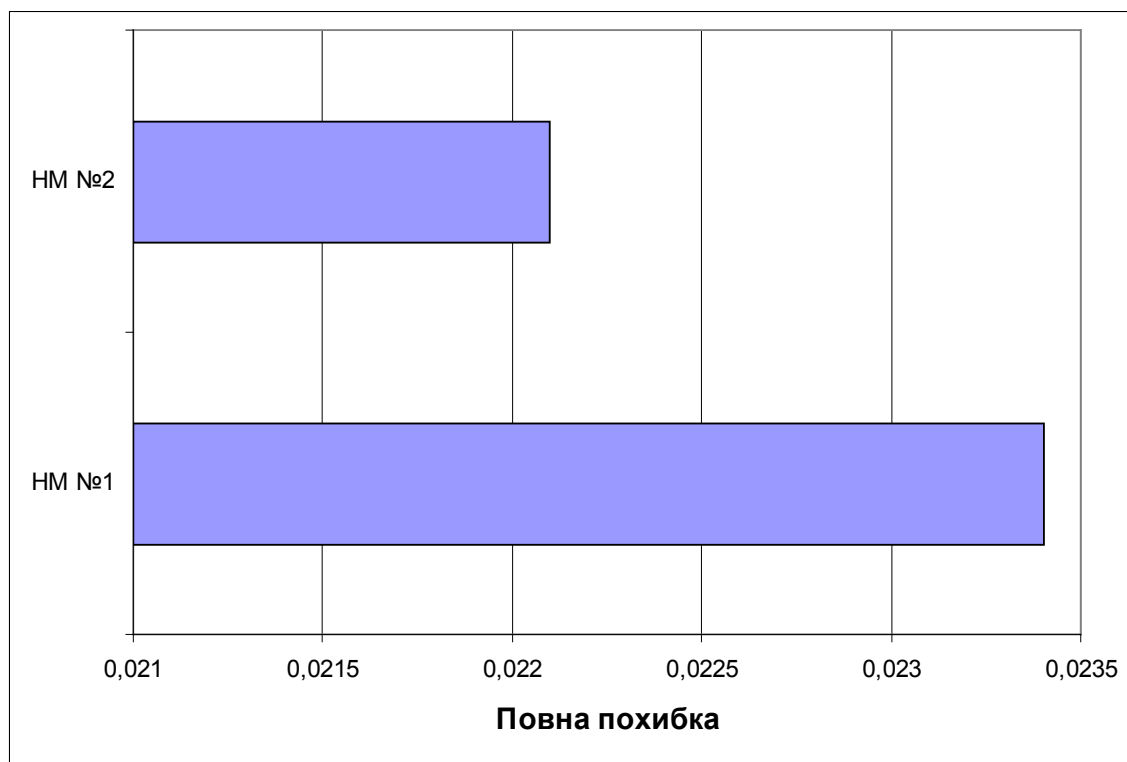


Рисунок 3.2 – Повна похибка перцептронів

Після обчислення відношення правдоподібності (ВП) по кожному симптому для кожного захворювання, і проведення процедури кластеризації окремо по кожному симптому, були виділені симптоми, які мають близькі значення ВП для двох груп захворювань. Ці симптоми є ознаками для необхідності виділення двох кластерів. Відповідно до отриманого поділу на кластери, перший рівень системи мав два ядра ознак, як це показано на рис. 2.1.

Відповідні клітинки табл. 3.1 заповнені цифрою 1 для першого кластера і цифрою 2 для другого кластера. Символ d означає відмінність захворювань за цією ознакою i , відповідно, можливість використання даної ознаки на другому рівні системи розпізнавання для диференціальної діагностики (табл. 3.1).

Таблиця 3.1 – Поділ захворювань і симптомів на кластери

Захворювання	Симптоми							
	1	2	3	4	5	6	7	8
ГРВІ	1	<i>d</i>	1	<i>d</i>	<i>d</i>	1	<i>d</i>	<i>d</i>
Фарингіт	<i>d</i>	1	<i>d</i>	<i>d</i>	1	<i>d</i>	<i>d</i>	<i>d</i>
Гострий тонзиліт	<i>d</i>	1	<i>d</i>	1	1	1	1	<i>d</i>
Грип	<i>d</i>	<i>d</i>	<i>d</i>	1	1	1	<i>d</i>	<i>d</i>
Ларингіт	<i>d</i>	1	1	<i>d</i>	<i>d</i>	<i>d</i>	<i>d</i>	<i>d</i>
Гострий бронхіт	<i>d</i>	<i>d</i>	1	<i>d</i>	1	1	<i>d</i>	<i>d</i>
Хронічний бронхіт	<i>d</i>	<i>d</i>	2	<i>d</i>	<i>d</i>	<i>d</i>	<i>d</i>	2
Ангіна	<i>d</i>	1	<i>d</i>	1	1	1	1	<i>d</i>
Пневмонія	<i>d</i>	<i>d</i>	2	<i>d</i>	2	2	<i>d</i>	<i>d</i>
Туберкульоз	<i>d</i>	<i>d</i>	2	<i>d</i>	<i>d</i>	2	<i>d</i>	2

На другому рівні кожне захворювання, що відноситься до одного з кластерів, розпізнається нейроном із лінійною функцією активації. До кожного нейрона підключені ознаки (згідно таблиці *RR*) образів, які розрізняються всередині кластера. До цих нейронів підключені також виходи відповідного ядра першого шару і виходи матриці врахування впливу додаткових факторів.

Для навчання і тестування нейронів другого шару було згенеровано навчальну і тестову вибірку. Генерація прикладів здійснювалася за «принципом варіювання даних» за методикою, ідея якої взята з роботи [13]. Застосування варіювання наявних даних для вирішення прикладних завдань ідентифікації, дозволяє отримати максимально повний набір статистичних характеристик результатів вирішення конкретної задачі, включаючи розподіл оцінок параметрів, моменти відповідних розподілів і т. ін.

Щодо даної задачі – суть методу полягає в тому, що експерт повідомляє можливий діапазон значень коефіцієнтів впевненості для кожного симптому по кожному захворюванню, а також середнє значення цього параметра. Для кваліфікованого фахівця це зробити неважко. Далі спеціальний програмний модуль генерує псевдодані по кожному симптому, використовуючи нормальний

або рівномірний розподіл густини ймовірностей в зазначеному діапазоні. Всі мережі навчалися на одній навчальній вибірці, в яку входило 400 прикладів, по 40 прикладів на кожне захворювання. У кожному циклі навчання мережі використовувалося 100 прикладів, які обиралися таким чином, щоб кожному захворюванню було пред'явлено 10 прикладів. У середині підмножини прикладів за одним захворюванням, приклади обиралися випадковим чином.

На рис. 3.3 відтворений відсоток правильно діагностованих захворювань системою, що заснована на обчисленні умовної ймовірності за формулою Байєса (А), навченим перцептроном без поділу ознак (В) і дворівневою системою, побудованої за запропонованим методом (С).

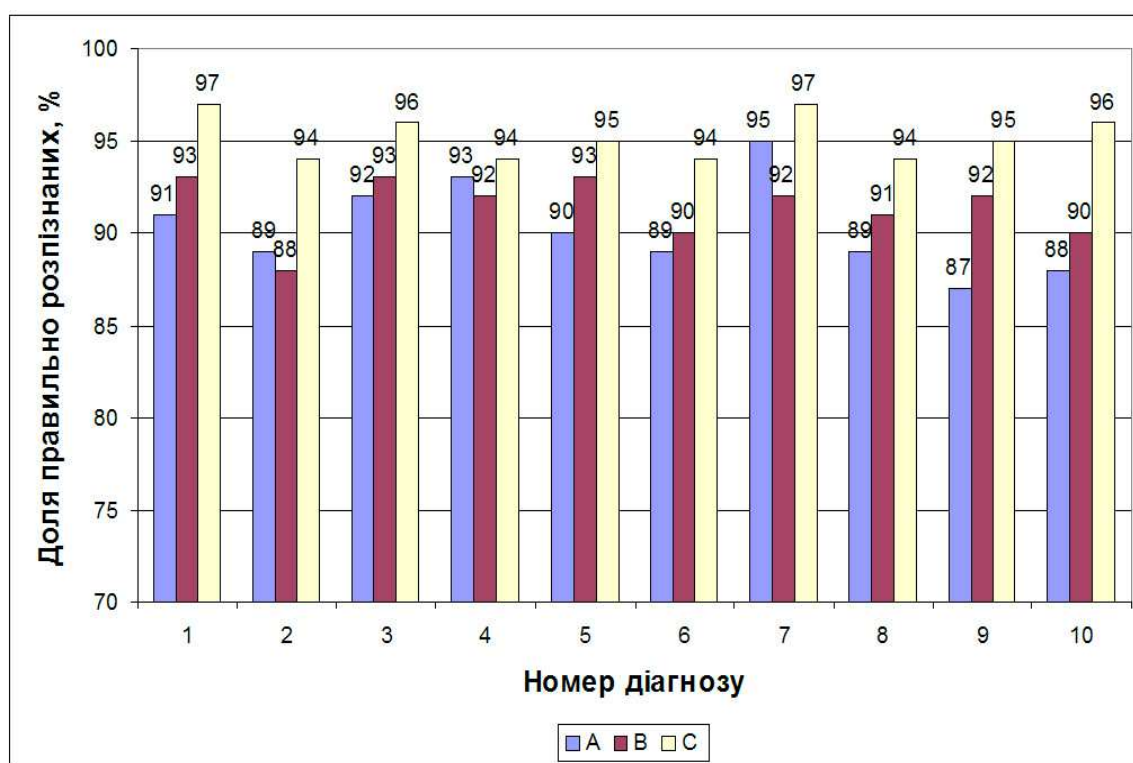


Рисунок 3.3 – Порівняння точності розпізнавання:
 А – обчислення умовних ймовірностей за Байєсом;
 В – класичний перцептрон; С – дворівнева система.

За результатами експериментів було доведено працездатність і помітну перевагу пропонованої системи. Слід зазначити, що система розпізнавання, яка використовує в якості ознак відношення правдоподібності, логічно прозора і може бути використана як основа для побудови дерева рішень.

3.2 Короткий опис програмного забезпечення

Робота користувача з підсистемою медичного діагностування у складі інформаційно-управляючої системи лікарні починається з авторизації, або реєстрації та авторизації, якщо він не був зареєстрований раніше. Після успішної авторизації відкривається або головна сторінка адміністратора або головна сторінка лікаря, залежно від ролі користувача. На рис. 3.4 зображено головну сторінку адміністратора.

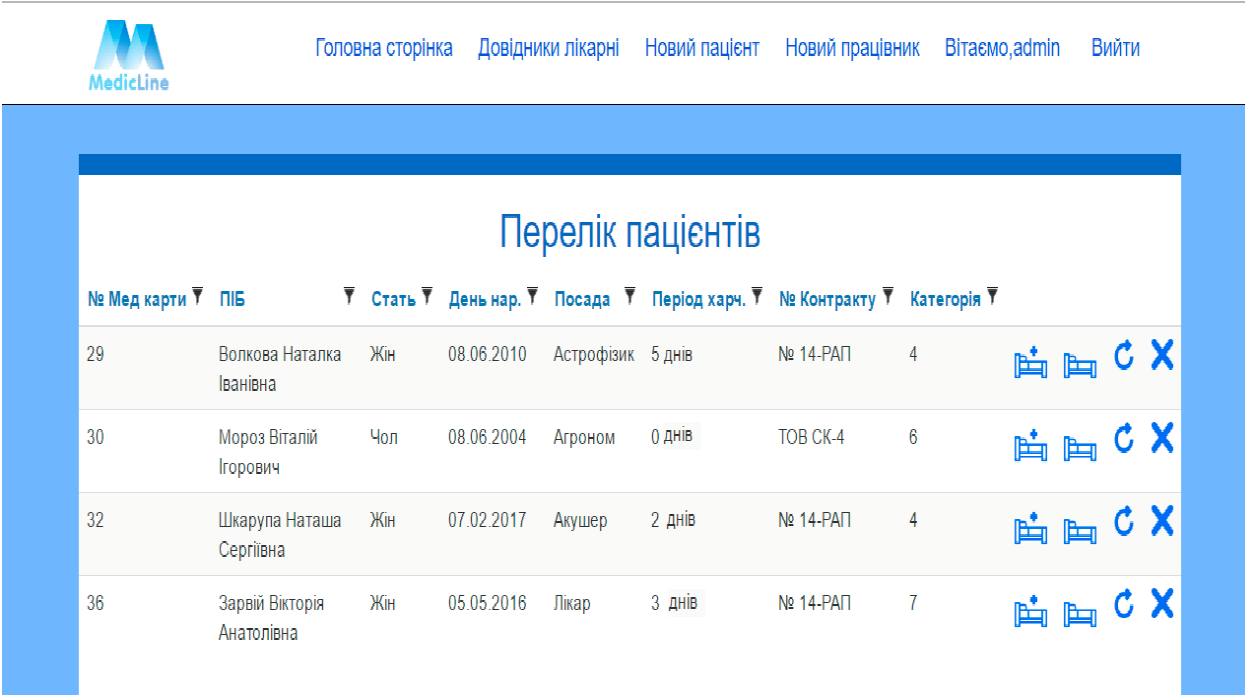


Рисунок 3.4 – Головна сторінка

На сторінці доступний наступний функціонал:

- додавання нового пацієнта, працівника, симптому, захворювання;
- управління обліком довідникової інформації лікарні;
- перегляд працівників та пацієнтів;
- додавання госпіталізації пацієнтів;
- перегляд переліку симптомів та хвороб;
- перегляд та формування правил діагностування захворювань;
- діагностування захворювання з подальшою госпіталізацією пацієнта.

При натисненні вкладки переліку працівників користувач потрапляє до сторінки яка зображена на рис. 3.5. Користувач має можливість перегляд пацієнтів по сторінкам, редагування, видалення, перегляд госпіталізації, додавання нової госпіталізації, сортування та фільтрацію даних відповідно до їх типу. Відповідні сторінки були реалізовані для перегляду персоналу, пацієнтів, симптомів, захворювань, госпіталізацій пацієнтів, медичної документації.



















№ Мед карти	ПІБ	Стать	День нар.	Посада	Період харч.	№ Контракту	Категорія	
29	Волкова Наталка Іванівна	Жін	08.06.2010	Астрофізик	5 днів	№ 14-РАП	4	   
30	Мороз Віталій Ігорович	Чол	08.06.2004	Агроном	0 днів	ТОВ СК-4	6	   
32	Шкарупа Наташа Сергіївна	Жін	07.02.2017	Акушер	2 днів	№ 14-РАП	4	   
36	Зарвій Вікторія Анатолівна	Жін	05.05.2016	Лікар	3 днів	№ 14-РАП	7	   

Рисунок 3.5 – Облік пацієнтів

На сторінці перегляду правил діагностування, яка зображена на рис. 3.6 користувач має можливість перегляду і редагування (якщо йому відкрито відповідний доступ) правил діагностування захворювань.

Головна сторінка Довідники лікарні Новий пацієнт Новий працівник Вхід

Перелік захворювань

Назва захворювання		
Застуда	Ⓒ	✕
Алергічний риніт	Ⓒ	✕
Синусит	Ⓒ	✕
Фарингіт	Ⓒ	✕
Тонзиліт	Ⓒ	✕
Грип	Ⓒ	✕
Ларингіт	Ⓒ	✕
Гострий бронхіт	Ⓒ	✕

1 2 »

Перелік симптомів

Назва симптому	Вплив		
Чхання	0,9	Ⓒ	✕
Сльозоточивість очей	0,8	Ⓒ	✕
Біль у горлі	0,8	Ⓒ	✕
Кашель	0,6	Ⓒ	✕
Головна біль	1	Ⓒ	✕
Підвищена температура	0,2	Ⓒ	✕
Хворобливий стан	0,8	Ⓒ	✕
Задихка	1	Ⓒ	✕

1 2 »

Рисунок 3.6 – Правила діагностування

На сторінці перегляду правил впливу додаткових факторів при діагностуванні, яка зображена на рис. 3.7 користувач має можливість перегляду і редагування правил впливу додаткових факторів і їх переліку при діагностуванні захворювань.

Головна сторінка Довідники лікарні Новий пацієнт Новий працівник Вхід

Перелік захворювань

Назва захворювання
Застуда
Алергічний риніт
Синусит
Фарингіт
Тонзиліт
Грип
Ларингіт
Гострий бронхіт

1 2 »

Перелік додаткових факторів

Назва фактору	Вплив		
Куріння	0,4	Ⓒ	✕
Хронічні інфекції носоглотки	0,9	Ⓒ	✕
Шкідливі фактори навколишнього середовища	0,4	Ⓒ	✕
Вплив алергенів	0,3	Ⓒ	✕
Слабкий імунітет	0,7	Ⓒ	✕

Рисунок 3.7 – Вплив додаткових факторів при діагностуванні

На вкладці підтримки приймань рішень щодо діагнозу при проявах хвороби

користувач потрапляє до сторінки яка зображена на рис. 3.8. На сторінці представлений перелік можливих симптомів при захворюваннях, ступінь вираження обраного симптома і перелік додаткових факторів, які користувач повинен обрати.

Діагностування

Симптом: Підвищення температури тіла 0 0.2 0.4 0.6 0.8 1 Додати

Назва симптому	Вираженість	
Підвищення температури тіла	0,6	✗
Біль у горлі	0,8	✗
Сльозотеча очей	0,4	✗
Чхання	0,7	✗
Кашель	0,9	✗
Захриплий голос	0,4	✗
Головні болі	0,7	✗

Вибір **Додаткові фактори впливу**

- Хронічні інфекції носоглотки
- Шкідливі фактори навколишнього середовища (хімічне забруднення)
- Куріння
- Вплив алергенів
- Слабкий імунітет

1 2 »

Діагностувати

Рисунок 3.8 – Діагностування захворювань

Після процедури діагностування захворювання користувача направляють до сторінки госпіталізації пацієнта, яка зображена на рис. 3.9. Користувач має можливість оформлення госпіталізації пацієнта. Відповідні сторінки були реалізовані для додавання пацієнтів, персоналу, симптомів, захворювань.

Додати госпіталізацію

Пацієнт: Мороз Віталій Ігорович

Звернення: Вперше

Ким направлений: Шкарупа І. І. С.

Лікувальний заклад який направив: Лікарня Придніпровська

Через годин: 2

Діагноз клінічний: Грип

Діагноз встановлений: Грип

Найбільш ймовірний діагноз:
Грип 80%
Хронічний бронхіт 20%

Діагноз при госпіталізації: Грип

Дата госпіталізації: 02.02.2018

Причина: Термінові показання

Додати


Medicline 
2018 - UKRAINE MEDICARE

Рисунок 3.9 – Госпіталізація пацієнта з діагностованим захворюванням

При натисненні вкладки перегляду відсоткової діаграми захворювань користувач потрапляє до сторінки яка зображена на рис. 3.10. На сторінці представлена відсоткова діаграма захворювань у певні проміжки часу.

Аналіз спалахів захворювань

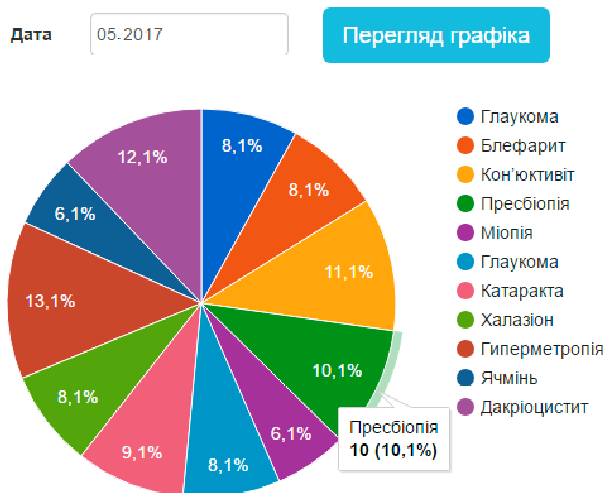


Рисунок 3.10 – Аналіз даних за захворюваннями

Висновки з розділу

Для експериментальних досліджень і перевірки працездатності і точності багаторівневої системи розпізнавання була обрана область медичної діагностики, а саме – простудні хвороби.

Для перевірки можливості використання відношення правдоподібності і рівнів впевненості наявності симптомів, як сигналів на вході нейронної мережі було побудовано і випробувано два перцептрона, стандартної структури з одним прихованим шаром. На вході першого перцептрона подавалися ступеня вираженості симптомів в діапазоні від 0 до 1. Перцептрон повинен розпізнавати діагноз захворювання. Навчанням піддавався вихідний і прихований шар. Другий перцептрон був побудований за тією ж схемою, проте ваговими коефіцієнтами прихованого шару були відношення правдоподібності, і прихований шар не піддавався навчанням.

За результатами експериментів доведено працездатність і помітну пере-

вагу пропонованої системи. Слід зазначити, що система розпізнавання, яка використовує в якості ознак відношення правдоподібності, логічно прозора і може бути використана як основа для побудови дерева рішень.

Розроблено програмний модуль діагностики простудних захворювань, який пройшов випробування у комунальному лікувальному закладі м. Кременчука. Програмний модуль інтегровано у інформаційну систему закладу.

ВИСНОВКИ

У роботі розглянуті підходи до побудови систем розпізнавання і пропонується метод синтезу багаторівневої архітектури нейромережевої системи для вирішення задач розпізнавання образів. Відмінність методу у тому, що в його основі лежить ієрархічна вкладена структура простору ознак, що містить макрокластери, кластери та мікрокластери, а також декомпозиція множини ознак на підмножини, які об'єднують і розподіляють класи. Об'єднуюча підмножина ознак служить для виділення кластерів, а розподільча підмножина – для виділення мікрокластерів.

Дворівнева система розпізнавання, яка отримана в результаті синтезу і навчання на основі розробленого методу, є логічно прозорою і дозволяє підвищити точність розпізнавання порівняно з класичними перцептронами на тому ж наборі ознак.

Отже, розроблені моделі і метод синтезу нейромережевої багаторівневої системи є простим і ефективним засобом для вирішення практичних завдань розпізнавання образів, зокрема діагностики, де ознаками є відношення правдоподібності. Запропонований підхід може бути рекомендований для використання в розробці автоматизованих систем розпізнавання.

За результатами експериментів доведено працездатність і помітну перевагу запропонованої системи. Слід зазначити, що розроблена система розпізнавання логічно прозора і може бути використана як основа для побудови дерева рішень.

Розроблено програмний модуль діагностики простудних захворювань, який пройшов випробування у комунальному лікувальному закладі м. Кременчука. Програмний модуль інтегровано у інформаційну систему закладу.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Диагностика заболеваний методами теории вероятностей / М. Л. Жмудяк, А. Н. Повалихин, А. В. Стребуков и др. – Барнаул: Изд-во АлтГТУ, 2006. – 168 с.
2. Лорьер Ж.Л. Системы искусственного интеллекта. – М.: Мир, 1991. – 342 с.
3. Pranke J., Mandler E. A Comparison of Two Approaches for Combining the Votes of Cooperating Classifiers // Proceedings 11-th IAPR International Conference on Pattern Recognition. – 1992. – Vol. 2. – pp. 611–614.
4. Байдык Т.Н. Нейронные сети и задачи искусственного интеллекта. – К.: Наукова думка, 2001. – 263 с.
5. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. – М.: Мир, 1992. – 423 с.
6. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / Пер. с англ. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2001. – 291 с.
7. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение – Deep Learning. – М.: ДМК Пресс, 2017. – 652 с.
8. Zadeh L.A. Computing With Words. Principal Concepts and Ideas. – Berlin: Springer, 2012. – PP. pp–70.
9. Митюшкин Ю.И. Мокин Б.И. Ротштейн А.П. Soft Computing: идентификация закономерностей нечеткими базами знаний: монография. – Винница: УНИВЕРСУМ-Винница, 2002. – 145 с.
10. Тертышный В.А., Тертышный Н.Ю., Шкарупа Н.Л. Логическое представление документов и запросов поискового модуля медицинской ERP-системы // Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського. – 2016. – Вип. 5/2016 (100). – с. 38–43.
11. Шевченко И.В., Грицаков С.А., Дымченко Н.Н. Диагностика неблагоприятных ситуаций в процессе выращивания монокристаллов полупроводников // Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського. – 2014. – Вип. 1/2014 (84). – с. 34–43.

12. Немирко А.П., Манило Л.А., Калиниченко А.Н. Математические методы анализа медицинских данных. – СПб: Изд-во СПГЭТУ «ЛЭТИ», 2013. – 175 с.

13. Dubrovin V., Subbotin S. Choice of neuron transfer functions and research of their influence for learning quality of neural networks // Proceedings of International Conference on Modern Problem of Telecommunications, Computer Science and Engineers Training TCSET'2000, February 14–19, 2000, Lviv Slavsko, pp. 114–115.

14. Шевченко И.В., Шкарупа Н.С., Гончар М.В. / Модель и метод построения многоуровневой системы распознавания // Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського. – Кременчук: КрНУ, 2017. – Випуск 6 (107). – с. 54-63.

АНОТАЦІЯ

Традиційно при розробці та навчанні систем розпізнавання для вирішення конкретного завдання використовують будь-який один метод формування простору ознак і класифікації. Однак жоден метод кластеризації та формування класів не є універсальним і абсолютно надійним, і різні методи, як правило, базуються на різних концепціях. Внаслідок цього, методи, що забезпечують однакову або близьку за значеннями надійність класифікації для всієї навчальної або тестової вибірки в цілому, для окремих екземплярів можуть давати різні результати. Особливо це характерно для екземплярів, що знаходяться на межах кластерів, або у тому випадку, коли кластери мають неоднорідну структуру

Метою дослідження є удосконалення методу синтезу системи розпізнавання для вирішення проблеми підвищення точності розпізнавання шляхом розподілу множини ознак на підмножини, які об'єднують та розділяють класи об'єктів, що є актуальною задачею для багатьох застосувань.

Досягнення поставленої мети забезпечується вирішенням наступних задач:

1. Аналіз проблем побудови систем розпізнавання.
2. Розробка методу синтезу системи багаторівневого розпізнавання образів.
3. Розробка моделі багаторівневої системи розпізнавання.
4. Розробка експериментального програмного засобу для перевірки працездатності запропонованого методу та моделі.

У роботі пропонується метод синтезу багаторівневої архітектури нейромережевої системи для вирішення задач розпізнавання образів. Відмінність методу у тому, що в його основі лежить ієрархічна вкладена структура простору ознак, що містить макрокластери, кластери та мікрокластери, а також декомпозиція множини ознак на підмножини, які об'єднують і розподіляють класи. Об'єднуюча підмножина ознак служить для виділення кластерів, а розподільча підмножина – для виділення мікрокластерів.

Дворівнева система розпізнавання, яка отримана в результаті синтезу і навчання на основі розробленого методу, є логічно прозорою і дозволяє підвищити точність розпізнавання порівняно з класичними перцептронними на тому ж наборі ознак.

Розроблені моделі і метод синтезу нейромережевої багаторівневої системи є простим і, як показали випробування, ефективним засобом для вирішення практичних задач розпізнавання образів, зокрема медичної діагностики, де ознаками є відношення правдоподібності. За результатами експериментів доведено працездатність і помітну перевагу запропонованої системи.

Розроблено програмний модуль діагностики простудних захворювань, який пройшов випробування у комунальному лікувальному закладі. Програмний модуль інтегровано у інформаційну систему закладу.

ДОДАТОК А

Код програмного модуля

```

public class Neuron
{
    private NeuralRepository repository = new NeuralRepository();

    [XmlAttribute("weight")]
    public string data;

    public double? q = 1; //коэффициент замедления обучения

    [XmlIgnore]
    public double?[] weight; // веса нейронов

    [XmlIgnore]
    public int minimum = 1; // порог 9

    [XmlIgnore]
    public int value = 39; // количество симптомов

    /**
     * Конструктор нейрона, создает веси и устанавливает случайные значения
     */
    public Neuron()
    {
        weight = new double?[value];
        randomizeWeights();
    }

    /**
     * ответы нейронов, жесткая пороговая
     * @param input - входной вектор
     * @return ответ 0 или 1
     */
    public int transferHard(double?[] input)
    {
        double? power = 0;
        for (int r = 0; r < value; r++)
        {
            power += weight[r] * input[r];
        }
        Debug.Print("Power: " + power);
        return power >= minimum ? 1 : 0;
    }

    /**
     * ответы нейронов с вероятностями
     * @param input - входной вектор
     * @return n вероятность
     */
    public double? transfer(double?[] input)
    {
        double? power = 0;
        for (int r = 0; r < value; r++)
            power += weight[r] * input[r];

        Debug.Print("Power: " + power);
        return power;
    }
}

```

```

}

/**
 * устанавливает начальные произвольные значения весам
 */
void randomizeWeights()
{
    Random rand = new Random();
    var nums = Enumerable.Range(-10, 10).ToList();
    for (int r = 0; r < value; r++)
        weight[r] = rand.Next(0, nums.Count);
}

/**
 * изменяет веса нейронов
 * @param input - входной вектор
 * @param d - разница между выходом нейрона и нужным выходом
 */
public void changeWeights(double?[] input, double? d)
{
    for (int r = 0; r < value; r++)
        weight[r] += q * d * input[r];
}

public void prepareForSerialization()
{
    data = "";
    for (int r = 0; r < value; r++)
    {
        data += weight[r] + " ";
    }
}

public void onDeserialize()
{
    weight = new double?[value];

    string[] columns = data.Split(new char[] { ' ' });
    for (int c = 0; c < value; c++)
    {
        weight[c] = double.Parse(columns[c]);
    }
}
}

```

Neural Network

```

public class NeuralNetwork
{
    [XmlAttribute("Neurons")]
    public Neuron[] neurons;

    public NeuralNetwork()
    {

```

```

neurons = new Neuron[14];

for (int i = 0; i < neurons.Length; i++)
    neurons[i] = new Neuron();
}

int[] handleHard(int[] input)
{
    int[] output = new int[neurons.Length];
    for (int i = 0; i < output.Length; i++)
        output[i] = neurons[i].transferHard(input);

    return output;
}

int[] handle(int[] input)
{
    int[] output = new int[neurons.Length];
    for (int i = 0; i < output.Length; i++)
        output[i] = neurons[i].transfer(input);

    return output;
}

public int getAnswer(int[] input)
{
    int[] output = handle(input);
    int maxIndex = 0;
    for (int i = 1; i < output.Length; i++)
        if (output[i] > output[maxIndex])
            maxIndex = i;
    return maxIndex;
}

public void study(int[] input, int correctAnswer)
{
    int[] correctOutput = new int[neurons.Length];
    correctOutput[correctAnswer] = 1;

    int[] output = handleHard(input);
    while (!compareArrays(correctOutput, output))
    {
        for (int i = 0; i < neurons.Length; i++)
        {
            int dif = correctOutput[i] - output[i];
            neurons[i].changeWeights(input, dif);
        }
        output = handleHard(input);
    }
}

bool compareArrays(int[] a, int[] b)
{
    if (a.Length != b.Length)
        return false;
}

```

```

        for (int i = 0; i < a.Length; i++)
            if (a[i] != b[i])
                return false;
        return true;
    }
    Patient Data Model

public class PatientDataModel
{
    public int Number_of_med_cards { get; set; }
    [StringLength(30, ErrorMessage = "Значение {0} должно содержать не менее {2} симво-
лов.", MinimumLength = 2)]
    [Required(ErrorMessage = "Будь ласка введіть ім'я", AllowEmptyStrings=false)]
    public string Name { get; set; }
    [Required(ErrorMessage = "Будь ласка введіть прізвище", AllowEmptyStrings = false)]
    public string Surname { get; set; }
    [Required(ErrorMessage = "Будь ласка введіть по батькові", AllowEmptyStrings = false)]
    public string Middle_name { get; set; }
    [Required(ErrorMessage = "Будь ласка виберіть стать", AllowEmptyStrings = false)]
    public string Sex { get; set; }
    Patient Repositories

public class PatientRepositories: BaseRepository, IPatientRepository
{
    public IEnumerable<Patient> GetList()
    {
        using (var context = GetContext())
        {
            return context.Patient.ToArray();
        }
    }
    public void AddBook(Patient newPatient)
    {
        using (var context = GetContext())
        {
            context.Patient.Add(newPatient);
            context.SaveChanges();
        }
    }
    public IEnumerable<Patient> GetList(Func<Patient, bool> expression)
    {
        using (var context = GetContext())
        {
            return context.Patient.Where(expression).ToList();
        }
    }
    public void DeleteRow(int id)
    {
        using (var context = GetContext())
        {
            var patient = context.Patient.FirstOrDefault(x => x.Number_of_med_cards == id);
            if (patient != null)
            {
                context.Patient.Remove(patient);
                context.SaveChanges();
            }
        }
    }
}

```

```

    }
}
public void EditRow(Patient newPatient)
{
    using (var context = GetContext())
    {
        context.Entry(newPatient).State = EntityState.Modified;
        context.SaveChanges();
    }
}
}
}

```

Patient Controller

```

public class PatientController : Controller
{
    private PatientManager patient = new PatientManager();
    private PatientDataModel patientmodel = new PatientDataModel();
    private CategoryManager category = new CategoryManager();
    private ContractsManager contract = new ContractsManager();
    public ActionResult PatientGrid()
    {
        return View(patient.GetListOfPatient());
    }
    [HttpGet]
    public ActionResult CreatePatient()
    {
        var model = category.GetListOfCategory().
            Select(x => new SelectListItem
            {
                Text = x.Category_type,
                Value = x.Number_of_category.ToString()
            }).ToList();
        ViewBag.CategoryTypesList = model;
        var model2 = contract.GetListOfContracts().
            Select(x => new SelectListItem
            {
                Text = x.Number_of_contracts,
                Value = x.Number_of_contracts
            }).ToList();
        ViewBag.ContractsTypesList = model2;
        return View();
    }
    [HttpPost]
    [ValidateAntiForgeryToken]
    public ActionResult CreatePatient(PatientDataModel patientmodel)
    {
        if (ModelState.IsValid)
        {
            patient.AddPatient(patientmodel);
            return RedirectToAction("PatientGrid");
        }
        return View(patientmodel);
    }
}

```

ДОДАТОК Б

Опис структури бази даних

Для розробки бази даних обрана мова SQL та SQL Server Management Studio – утиліта з Microsoft SQL Server 2013 і пізніших версій для конфігурування, управління та адміністрування всіх компонентів Microsoft SQL Server. Утиліта включає скриптовий редактор і графічну програму, яка працює з об'єктами та налаштуваннями сервера. У ній можна створювати бази даних і всі асоційовані з ними об'єкти. Для візуального відображення інформаційної бази даних, перегляду зв'язків між таблицями та первинних і зовнішніх ключів для розгляду обрана логічна модель бази даних. Логічну структуру бази даних наведено на рис. Б.1.

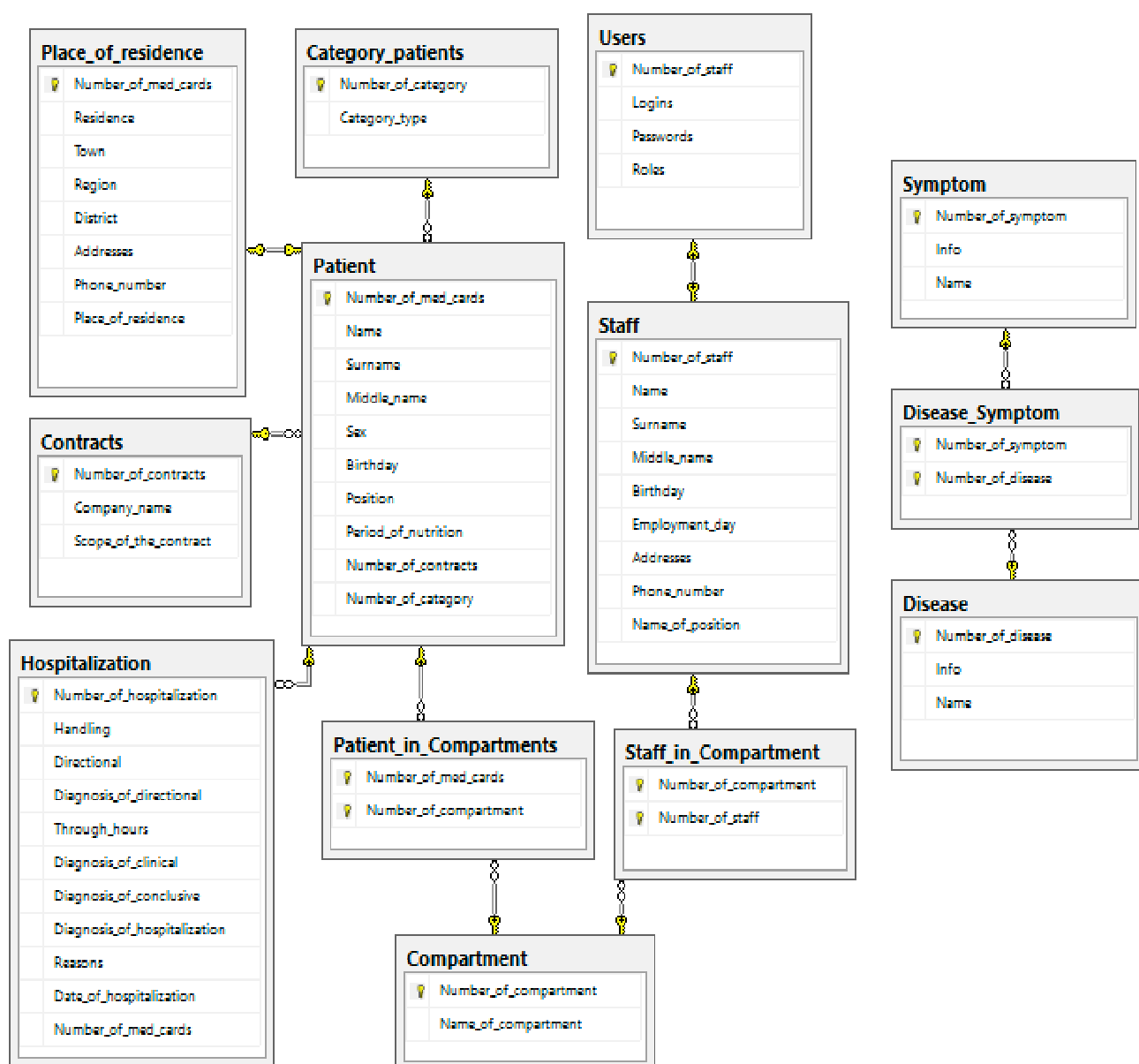


Рисунок Б.1 – Логічна структура бази даних

Розглянемо структуру даних таблиць бази даних системи медичного діагностування. База даних складається з 13 таблиць, які нижче перераховані.

Таблиця «Patient» містить персональну інформацію пацієнтів, наведена у табл. Б.1. Таблиця «Hospitalization» містить інформацію про пацієнтів при госпіталізації, наведена у табл. Б.2. Таблиця «Category_patients» містить інформацію про категорії пацієнтів, наведена у табл. Б.3. Таблиця «Staff_in_Compartment» містить інформацію про працівників у відділенні, наведена у табл. Б.4. Таблиця «Users» містить інформацію про користувачів системи, наведена у табл. Б.5. Таблиця «Contracts» містить інформацію про контракти лікарні з пацієнтами, наведена у табл. Б.6. Таблиця «Staff» містить персональну інформацію працівників лікарні, наведена у табл. Б.7. Таблиця «Place_of_residence» містить інформацію про проживання пацієнтів, наведена у табл. Б.8. Таблиця «Compartment» містить інформацію про відділення лікарні, наведена у табл. Б.9. Таблиця «Symptom» містить інформацію про симптоми, наведена у табл. Б.10. Таблиця «Disease» містить інформацію про захворювання, наведена у табл. Б.11. Таблиця «Disease_Symptom» містить інформацію про перелік симптомів захворювань, наведена у табл. Б.12. Таблиця «Patient_in_Compartment» містить інформацію про пацієнтів у відділенні, наведена у табл. Б.13.

Таблиця Б.1 – Структура таблиці «Patient»

Поле	Тип	Опис
Number_of_med_card	int	Унікальний ідентифікатор пацієнта (первинний ключ)
Name	nvarchar(20)	Ім'я пацієнта
Surname	nvarchar(20)	Прізвище пацієнта
Middle_name	nvarchar(20)	По-батькові пацієнта
Sex	nvarchar(3)	
Handling	nvarchar(10)	Частота звернення пацієнта
Birthday	date	День народження пацієнта
Position	nvarchar(20)	Посада пацієнта
Period_of_nutrition	nvarchar(20)	Період харчування пацієнта

Таблиця Б.2 – Структура таблиці «Hospitalization»

Поле	Тип	Опис
Number_of_hospitalization	int	Унікальний ідентифікатор, що однозначно ідентифікує дані при госпіталізації пацієнтів (первинний ключ)
Directional	nvarchar(40)	Ким направлений
Diagnosis_of_directional	nvarchar(40)	Діагноз закладу який направив
Through_hours	int	Через скільки годин відбулася госпіталізація
Number_of_reasons	int	Унікальний ідентифікатор причини госпіталізації (зовнішній ключ)
Diagnosis_of_clinical	nvarchar(40)	Клінічний діагноз
Through_hours	int	Через скільки годин відбулася госпіталізація

Таблиця Б.3 – Структура таблиці «Category_patients»

Поле	Тип	Опис
Number_of_category	int	Унікальний ідентифікатор категорії пацієнтів (первинний ключ)
Category_type	nvarchar(20)	Назва категорії пацієнтів

Таблиця Б.4 – Структура таблиці «Staff_in_Compartment»

Поле	Тип	Опис
Number_of_staff	int	Унікальний ідентифікатор працівника лікарні (первинний ключ)
Number_of_compartment	int	Унікальний ідентифікатор. відділення лікарні

Таблиця Б.5 – Структура таблиці «Users»

Поле	Тип	Опис
Number_of_staff	int	Унікальний ідентифікатор персоналу (первинний ключ)
Logins	nvarchar(20)	Логін користувача системи
Passwords	nvarchar(20)	Пароль користувача системи
Roles	nvarchar(20)	Роль користувача системи

Таблиця Б.6 – Структура таблиці «Contracts»

Поле	Тип	Опис
Number_of_contracts	int	Унікальний ідентифікатор контакту пацієнта з лікарнею (первинний ключ)
Company_name	nvarchar(40)	Назва компанії
Scope_of_the_contract	nvarchar(40)	Сфера дії договору

Таблиця Б.7 – Структура таблиці «Staff»

Поле	Тип	Опис
Number_of_med_card	int	Унікальний ідентифікатор пацієнта (первинний ключ)
Name	nvarchar(20)	Ім'я пацієнта
Surname	nvarchar(20)	Прізвище пацієнта
Middle_name	nvarchar(20)	По-батькові пацієнта
Employment_day	date	День наймання на роботу
Addresses	nvarchar(20)	Адреса
Birthday	date	День народження пацієнта
Number_of_position	int	Унікальний ідентифікатор посади персоналу (зовнішній ключ)
Phone_number	bigint	Телефон

Таблиця Б.8 – Структура таблиці «Place_of_residence»

Поле	Тип	Опис
Number_of_med_cards	int	Унікальний ідентифікатор пацієнтів (первинний ключ)
Residence	nvarchar(20)	Кількість товарів на складі
Region	int	Унікальний ідентифікатор проживання пацієнта (зовнішній ключ)
District	nvarchar(20)	Форма поселення пацієнта
Addresses	nvarchar(20)	Адреса пацієнта
Phone_number	bigint	Телефон пацієнта
Place_of_residence	nvarchar(20)	Місце проживання пацієнта

Таблиця Б.9 – Структура таблиці «Compartement»

Поле	Тип	Опис
Name_of_compart-ment	nvarchar(40)	Назва відділення лікарні
Number_of_compart-ment	int	Унікальний ідентифікатор відділення лікарні (первинний ключ)
Number_of_reasons	int	Унікальний ідентифікатор причини госпіталізації (зовнішній ключ)
Diagnosis_of_clinical	nvarchar(40)	Клінічний діагноз
Diagnosis_of_conclu-sive	nvarchar(40)	Заключний діагноз
Diagnosis_of_hospita-lization	nvarchar(40)	Діагноз при госпіталізації
Date_of_hospitaliza-tion	date	Дата госпіталізації
Number_of_med_-cards	int	Унікальний ідентифікатор, медичної карти пацієнта (зовнішній ключ)

Таблиця Б.10 – Структура таблиці «Symptom»

Поле	Тип	Опис
Number_of_symptom	int	Унікальний ідентифікатор симптому (первинний ключ)
Name	nvarchar(20)	Назва симптому
Info	nvarchar(100)	Інформація про симптом

Таблиця Б.11 – Структура таблиці «Disease»

Поле	Тип	Опис
Number_of_disease	int	Унікальний ідентифікатор захворювання (первинний ключ)
Name	nvarchar(20)	Назва захворювання
Info	nvarchar(100)	Інформація про захворювання

Таблиця Б.12 – Структура таблиці «Disease_Symptom»

Поле	Тип	Опис
Number_of_symptom	int	Унікальний ідентифікатор симптому (первинний ключ)
Number_of_disease	int	Унікальний ідентифікатор захворювання (первинний ключ)

Таблиця Б.13 – Структура таблиці «Patient_in_Compartment»

Поле	Тип	Опис
Number_of_med_cards	int	Унікальний ідентифікатор медичної карти пацієнта (первинний ключ)
Number_of_compartment	int	Унікальний ідентифікатор відділення лікарні (первинний ключ)