

Вінницький національний технічний університет
Факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії
Кафедра обчислювальної техніки

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

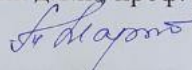
**НЕЙРОМЕРЕЖНИЙ КЛАСИФІКАТОР З РАНЖУВАННЯМ
РЕЗУЛЬТАТІВ ДЛЯ МЕДИЧНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ**

Виконав студент 2 курсу, групи 1КІ-22М
спеціальності 123 — Комп'ютерна інженерія



Федоров С. Ю.

Керівник д.т.н., проф. каф. ОТ



Мартинюк Т.Б.

"12" 12 2023 р.

Опонент к.т.н., доц. каф. ЗІ



Ракитянська Г.Б.

"13" 12 2023 р.

Допущено до захисту

д.т.н., проф. Азаров О.Д.



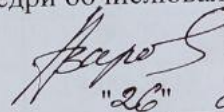
"15" 12 2023 р.

ВІННИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії
Кафедра обчислювальної техніки
Галузь знань — Інформаційні технології
Освітній рівень — магістр
Спеціальність — 123 Комп'ютерна інженерія
Освітньо-професійна програма — Комп'ютерна інженерія

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри обчислювальної техніки

 О.Д. Азаров
"26" 09 2023 р

ЗАВДАННЯ НА МАГІСТЕРСЬКУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ



студенту **Федорову Сергію Юрійовичу**

1. Тема роботи «Нейромережний класифікатор з ранжуванням результатів для медичного діагностування» керівник роботи Мартинюк Тетяна Борисівна, д.т.н., професор, затверджено наказом вищого навчального закладу від 18 вересня 2023р. № 247
- 2 Строк подання студентом роботи 8 грудня 2023 року
- 3 Вихідні дані до роботи: область застосування - медичне діагностування; класифікатор об'єктів - з ранжуванням результатів класифікації; принцип класифікації - нейромережний; кількість класів - 4; кількість ознак (симптомів) - 8; мова програмування - C#.
- 4 Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити): вступ, аналіз методів та засобів класифікації біомедичних об'єктів, теоретичний базис нейромережної класифікації об'єктів, нейромережний класифікатор об'єктів, імітаційне моделювання процесу класифікації об'єктів з ранжуванням результатів, економічна частина.
- 5 Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень): технічне завдання, узагальнена структурна схема класифікатора об'єктів, структурна схема нейромережного класифікатора об'єктів, топологічна схема з'єднань класифікатора, структурна схема класифікатора з ранжуванням

результатів, топологічна схема з'єднань класифікатора з ранжуванням, лістинг програми процесу класифікації.

6 Консультанти розділів роботи приведені в таблиці 1.

Таблиця 1— Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1-4	Мартинюк Т. Б., д.т.н., професор	19.09.2023	
5	Небава М.І., к.е.н., професор	19.09.2023	

7 Дата видачі завдання 19.09.2023 .

8 Календарний план виконання МКР приведений в таблиці 2.

Таблиця 2 — Календарний план

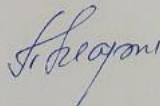
№ з/п	Назва етапів МКР	Строк виконання	Підпис
1	Постановка задачі	15.09.2023	виконано
2	Огляд існуючих рішень	6.10.2023	виконано
3	Розробка структурної схеми	11.10.2023	виконано
4	Вибір ПЗ для моделювання	17.10.2023	виконано
5	Моделювання процесу класифікації	24.10.2023	виконано
6	Розрахунок економічної частини	26.10.2023	виконано
7	Попередній захист	7.11.2023	виконано
8	Оформлення пояснювальної записки та ілюстративного матеріалу	10.11.2023	виконано
9	Перевірка якості виконання магістерської кваліфікаційної роботи та усунення недоліків	14.11.2023	виконано
10	Підписи супроводжувальних документів у керівника, опонента, нормоконтролера	14.12.2023	виконано
11	Перевірка «антиплагіат»	14.12.2023	виконано
12	Попередній захист	15.12.2023	виконано

Студент



Федоров Сергій Юрійович

Керівник



д.т.н., проф. Мартинюк Тетяна Борисі

АНОТАЦІЯ

УДК 004.032.26

Федоров С.Ю. Нейромережний класифікатор з ранжуванням результатів для медичного діагностування. Магістерська кваліфікаційна робота зі спеціальності 123 Комп'ютерна Інженерія, Вінниця: ВНТУ, 2023 — 75 с. На укр. мові. Бібліогр.: 24 назв; рис.: 9; табл. 10.

Магістерську роботу присвячено дослідженню методу та засобів нейромережної класифікації об'єктів з урахуванням ранжування результатів в процесі медичного діагностування. Робота містить аналіз існуючих методів та засобів класифікації об'єктів, ознайомлення з методами ранжування числових даних, дослідження структури та особливостей функціонування нейромережного класифікатора, а також результати імітаційного моделювання процесу класифікації біомедичних об'єктів при медичному діагностуванні.

Ключові слова: медичне діагностування, класифікація об'єктів, нейромережний класифікатор об'єктів, ранжування результатів.

ABSTRACT

УДК 004.032.26

Fedorov S.Y. A neural network classifier with ranking results for medical diagnosis. Master's thesis on the specialty 123 Computer Engineering, Vinnytsia: VNTU, 2023 — 75 p. In Ukrainian speech Bibliography: 24 titles; Fig.: 9; table 10.

The master's thesis is devoted to the research of the method and means of neural network classification of objects taking into account the ranking of results in the process of medical diagnosis. The thesis contains an analysis of existing methods and means of classifying objects, a knowing of numerical data ranking methods, a research of the structure and features of the functioning of a neural network classifier, as well as the results of simulation modeling of the process of classifying biomedical objects during medical diagnosis.

Keywords: medical diagnosis, classification of objects, neural network classifier of objects, ranking of results.

ЗМІСТ

ВСТУП	5и
1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ КЛАСИФІКАЦІЇ БІОМЕДИЧНИХ ОБ'ЄКТІВ	7
1.1 Медичні експертні системи.....	7
1.2 Методи класифікації об'єктів.....	9
1.3 Ранжування числових даних.....	10
2. ТЕОРЕТИЧНИЙ БАЗИС НЕЙРОМЕРЕЖНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ	13
2.1 Нейромережний варіант класифікації об'єктів	13
2.2 Нейромережна класифікація на базі дискримінантних функцій	16
2.3 Структурна організація нейромережного класифікатора об'єктів	17
3. НЕЙРОМЕРЕЖНИЙ КЛАСИФІКАТОР ОБ'ЄКТІВ	20
3.1 Особливості нейромережної класифікації об'єктів з ранжуванням результатів	20
3.2 Особливості функціонування нейромережного класифікатора об'єктів ...	23
3.3 Реалізаційні моделі базових вузлів класифікатора об'єктів.....	25
4. ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСУ КЛАСИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ З РАНЖУВАННЯМ РЕЗУЛЬТАТІВ.	32
4.1 Вхідні дані для моделювання процесу медичної діагностики	32
4.2 Особливості програмування процесу класифікації об'єктів	37
4.3 Результати комп'ютерного моделювання	41

					<i>08-54.МКР.020.00.000 ПЗ</i>			
<i>Змн.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум.</i>	<i>Підпис</i>	<i>Дата</i>				
<i>Розробив</i>		<i>Федоров С.Ю.</i>			Нейромережний класифікатор з ранжуванням результатів для медичного діагностування	<i>Літ.</i>	<i>Арк.</i>	<i>Аркушів</i>
<i>Керівник</i>		<i>Мартинюк Т.Б.</i>					3	75
<i>Опонент</i>		<i>Ракитянська Г.Б.</i>				<i>ВНТУ, гр.1КІ-22м</i>		
<i>Н. Контроль</i>		<i>Швець С.І.</i>						
<i>Затверджу</i>		<i>Азаров О.Д.</i>						

ВСТУП

Актуальність теми дослідження полягає в тому, що медичне діагностування є однією з найбільш важливою процедурою у сучасній медицині. При цьому точність та надійність результатів діагностування безперечно впливають не тільки на успішність лікування, але й дозволяють прогнозувати проходження хвороби. Завдяки значному розвитку технологій та нових методів діагностування, сучасна медицина дає можливість виявляти хвороби на ранніх стадіях, а також підвищувати точність класифікації симптомів захворювань[1,2].

У цьому контексті саме нейротехнології, зокрема нейромережі, здобули значну популярність і тому ефективно застосовуються у медицині. Це дозволяє автоматизувати та покращити процеси оброблення та аналізу біомедичних даних, що відкриває нові можливості для підвищення точності та швидкості діагностування[3].

Отже, одним з основних завдань при використанні нейротехнологій у медичному діагностуванні є не лише класифікація об'єктів, але й ранжування результатів, що дозволяє визначити важливість та пріоритетність різних діагностичних показників[4].

Метою роботи є розширення функціональних можливостей нейромережного класифікатора шляхом ранжування результатів медичного діагностування.

Для досягнення цієї мети необхідно вирішити такі **задачі**:

- проаналізувати методи та засоби класифікації біомедичних об'єктів при медичному діагностуванні.
- розробити структуру нейромережного класифікатора об'єктів.
- проаналізувати особливості функціонування нейромережного класифікатора об'єктів з ранжуванням результатів
- виконати імітаційне моделювання процесу класифікації об'єктів з ранжуванням результатів

Об'єктом дослідження є процес нейромережної класифікації об'єктів з можливістю ранжування результатів при медичному діагностуванні.

Предметом дослідження є метод нейромережної класифікації об'єктів для медичного діагностування та нейромережний класифікатор з ранжуванням результатів.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в тому, що набув подальшого розвитку метод нейромережної класифікації об'єктів за дискримінантними функціями за рахунок ранжування результатів, що дає можливість визначити ранги результатів за належністю вхідного об'єкта до визначених класів

Практичне значення одержаних результатів полягає в тому, що

— удосконалено структуру нейромережного класифікатора з додаванням двох нейроподібних шарів, а саме маскувальника та ранжувальника, що дає можливість не тільки визначити клас, до якого належить вхідний об'єкт, але й визначити ранги його належності до всіх визначених класів;

— розроблено програму імітаційного моделювання процесу класифікації об'єктів за дискримінантними функціями на прикладі діагностування захворювання апендициту, що дозволяє при медичному діагностуванні визначити не тільки найбільш вірогідний діагноз захворювання з найбільшим рангом, але й найближчі до нього за рангами для подальшого уточнення діагнозу.

Апробація результатів магістерської кваліфікаційної роботи здійснена в доповіді на науково-технічній інтернет-конференції ВНТУ “Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи”.

Матеріали роботи доповідались та опубліковувались [1]:

Т. Б. Мартинюк, С. Ю. Федоров / Моделювання процесу класифікації з ранжуванням результатів // Тези доповіді. Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи. Вінниця 2023р. Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2024/paper/viewFile/19656/16304>

1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ КЛАСИФІКАЦІЇ БІОМЕДИЧНИХ ОБ'ЄКТІВ

1.1 Медичні експертні системи

Медичні експертні системи є інноваційними засобами у сфері медичного діагностування та прийняття рішень. Такий підхід представляє собою програмні рішення, що базуються на інтелектуальних алгоритмах та правилах, які розроблено за участю медичних експертів. Метою таких інтелектуальних систем є покращення точності та ефективності медичних діагнозів, що сприяє у прийнятті обґрунтованих рішень[2].

На рис. 1.1 наведено базову структуру експертної системи (ЕС)[3], яка демонструє наявність двох основних функцій в комп'ютерній програмі інтерфейсу, а саме навчатись за допомогою експерта і вести діалог з користувачем, тобто надавати поради, пояснення, ставити запитання користувачеві і в результаті прийняти конкретне рішення[4,5].

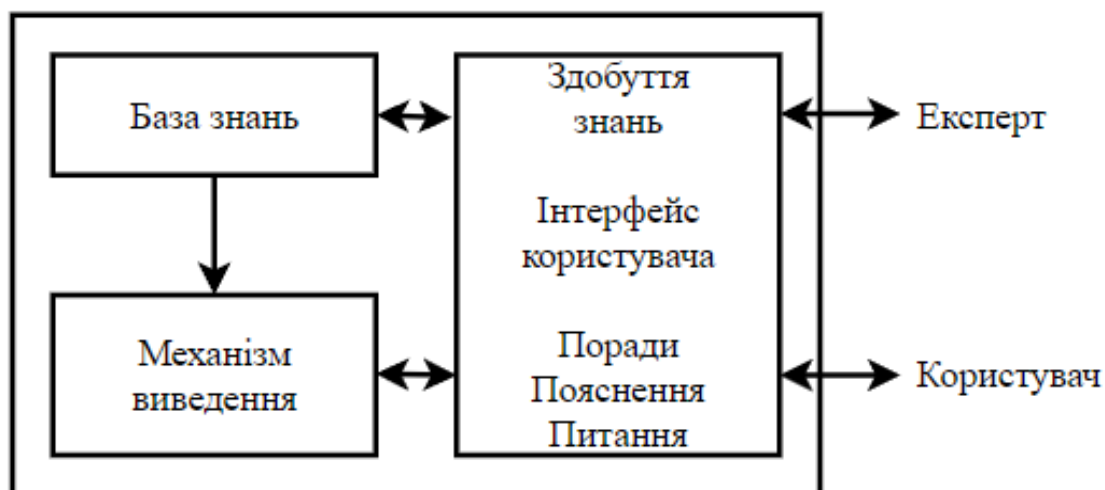


Рисунок 1.1 — Базова структура експертної системи [3]

Отже, серед основних характеристик медичних експертних систем необхідно відмітити такі [5].

По - перше, знання експертів, оскільки медичні експертні системи містять знання та експертні правила, які розроблено на основі досвіду

висококваліфікованих медичних фахівців, що дозволяє їм аналізувати клінічні дані та симптоми пацієнтів.

По - друге, інтерфейс користувача оскільки багато медичних експертних систем мають зручний інтерфейс, що дозволяє лікарям вводити дані та отримувати рекомендації швидко та ефективно.

По - третє, підтримка рішень, оскільки медичні експертні системи можуть надавати лікарям рекомендації щодо діагнозу та лікування на основі аналізу вхідних даних.

У - четверте, автоматизація, оскільки такі системи допомагають в автоматизації обчислень та аналізу даних, що знижує ймовірність помилок та покращує точність діагнозу.

У - п'яте постійне вдосконалення, оскільки програмні засоби медичних експертних систем можуть оновлюватися та покращуватися з часом на базі нових даних та результатів досліджень.

Отже, біомедичні експертні системи розробляються для вирішення різних медичних проблем, але основні типи їх діяльності можна згрупувати в категорії, що наведено у табл. 1.1 [6].

Таблиця 1.1 — Категорії біомедичних експертних систем

Категорія	Проблема, що вирішується
Інтерпретація	Опис ситуації за інформацією від сенсора
Діагностика	Виявлення причин захворювання
Прогноз	Визначення ймовірних наслідків певних ситуацій
Лікування, реабілітація	Виконання послідовності запропонованих дій, спрямованих на приведення до норми
Навчання	Діагностика і корекція поведінки
Планування	Визначення послідовності дій
Управління	Управління станом об'єкта

В результаті використання медичних експертних систем може значно поліпшити медичне діагностування та лікування, зменшити час прийняття рішень лікарем та підвищити якість медичної допомоги. Такі системи можуть

бути особливо корисними в складних клінічних сценаріях, де потрібен швидкий та точний аналіз багатої інформації [7].

1.2 Методи класифікації об'єктів

Методи класифікації об'єктів є ключовим елементом процедур аналізу даних та прийняття рішень у багатьох галузях, включаючи, зокрема, медичне діагностування. Один із таких методів - дискримінантний аналіз, що заснований на статистичних підходах при обробленні вхідних ознак об'єктів класифікації. Дискримінантний аналіз дозволяє визначити, до якої групи належить об'єкт на основі його характеристик та вхідних даних [8,9].

Отже, серед методів розпізнавання образів дискримінантний аналіз посідає особливе місце. На відміну від кластерного аналізу, він не створює нові класи, а виявляє відмінності між визначеними класами. В результаті нові (нерозпізнані) об'єкти відносяться до одного з класів за принципом максимальної схожості [8,9].

До основних аспектів методу дискримінантного аналізу належать такі положення [8,9]:

— об'єкти та характеристики, оскільки для дискримінантного аналізу необхідною є наявність набору об'єктів, кожен з яких має визначені характеристики — ознаки. У медичному контексті це симптоми, тобто біомедичні характеристики стану пацієнтів, наприклад, вік, стать, результати біомедичних тестів тощо;

— класифікація, оскільки основною метою дискримінантного аналізу є розділення об'єктів на певну кількість груп на основі їх характеристик (ознак). При медичному діагностуванні це класифікація, що базується на розподіленні на хворих і здорових пацієнтів або розпізнаванні певних медичних захворювань;

— математичні методи причому для виконання дискримінантного аналізу використовуються математичні методи та алгоритми, що дозволяють побудувати математичну модель для класифікації об'єктів. Ці методи базуються на лінійних та нелінійних алгоритмах;

— валідація результатів, що виконується після побудови моделі дискримінантного аналізу. Важливо провести валідацію результатів для перевірки їх точності та надійності, що є важливим кроком для впровадження методу в медичну практику.

Отже, метод дискримінантного аналізу є корисним для класифікації пацієнтів на основі біомедичних даних. Але він має свої обмеження, оскільки правильний вибір методу класифікації залежить від конкретних завдань та характеристик дослідження в медичному діагностуванні [2,8].

В цьому випадку основне завдання дискримінантного аналізу полягає у визначенні вирішальних правил, що мінімізують помилки під час розпізнавання захворювання і віднесення симптомів захворювання до певних категорій (класів). Вирішальне правило для багатовимірної класифікації нових об'єктів визначається на основі максимізації дискримінантних функцій [2,8,9].

Лінійні дискримінантні функції (Linear Discriminant Functions, LDF) представляють собою математичні вирази для розділення даних на класи в задачах класифікації. Ці функції частіше використовуються в методі лінійного дискримінантного аналізу (Linear Discriminant Analysis, LDA) для проєкції даних у простір меншої розмірності з врахуванням максимізації відстані між класами і мінімізації дисперсії всередині класів [8,9].

1.3 Ранжування числових даних

Ранжування числових даних є важливою складовою оброблення та аналізу інформації в контексті медичного діагностування [10]. Цей процес передбачає присвоєння об'єктам або даним таких числових значень, які відображають їхню важливість або приналежність для подальшого аналізу. Ранжування даних може бути також корисним для виділення найважливіших параметрів, визначення порядку пріоритетності або видалення незначущої інформації [11,12].

Основні аспекти ранжування даних в медичному діагностуванні містять таке [10,11].

По-перше, виділення важливих ознак, оскільки ранжування даних може допомогти визначити, які ознаки або параметри є найбільш інформативними та корисними для вирішення конкретних завдань медичного діагностування.

По-друге, оцінювання впливу, при ранжуванні даних це дозволяє визначити вплив кожного параметра на кінцевий результат, що, у свою чергу, допомагає лікарям більш ефективно визначити важливість кожного аспекту у діагностуванні та лікуванні.

По-третє, фільтрування даних, яке може включати відсіювання аномальних даних або незначущих змінних, які впливають на правильний результат аналізу.

У-четверте, побудова рейтингів, оскільки результатом ранжування можуть бути рейтинги об'єктів, ознак або рішень, які використовуються у подальшому медичному діагностуванні чи прийнятті рішень.

Крім того, важливо мати на увазі, що ранжування даних може виконуватися за допомогою різних методів, які містять статистичні, машинне навчання та експертні підходи. При цьому вибір методу ранжування залежить від конкретних завдань та доступних даних [11,12].

У медичному діагностуванні особливість ранжування даних полягає в тому, що це може покращити якість аналізу, сприяти вчасному виявленню патологій та допомагати лікарям у прийнятті обґрунтованих рішень на підставі числових оцінок — рангів [11]. Отже, ранг — це кількість значень випадкової змінної в наборі даних, яку присвоюють відповідно до таких правил [11]:

- кожне унікальне значення об'єкта має унікальний ранг;
- група однакових значень (m) отримує однаковий ранг, що дорівнює рангу першого числа в групі (R). Числа, наступні за цією групою, отримують ранг, що дорівнює $R + m$;
- мінімальне значення в наборі даних має ранг, що дорівнює 1; максимальне значення в наборі даних має найбільше значення рангу, що дорівнює кількості чисел у наборі (n), якщо немає однакових значень, або $(n-k-1)$, якщо є k однакових мінімальних значень.

Значення рангу дозволяє встановити відсоток - CENTRALITY - чисел у масиві, які не перевищують задане число (заданий ранг). Для одного значення показника відносно положення в масиві даних оцінюється за допомогою таких показників [11]:

- номер квартиля — це значення ознаки, яке ділить ряд (набір даних) на 4;
- квінтіль — це значення ознаки, яке ділить ряд (набір даних) на 5;
- дециль — це значення ознаки, що ділить ряд (набір даних) на 10 рівних частин;
- перцентиль — це значення ознаки, що ділить ряд (набір даних) на 100 рівних частин.

Для ілюстрації отриманих рангів використовують таблицю, яка містить такі складові [11]:

- Row — порядковий номер числа в наборі вихідних даних;
- Columns — стовпці вихідних даних, які розташовані в порядку зростання номера стовпця і в порядку спадання значення даних;
- Rows — стовпці вихідних даних, які розташовані в порядку зростання номера стовпця і в порядку спадання значення даних;
- Columns — стовпці вихідних даних, які розташовані в порядку спадання значення даних;
- Rank — ранг числа;
- Percentage — процентне значення.

Аналогічні результати отримують під час використання вбудованих функцій Excel для статистичних категорій: РАНГ, ПРОЦЕНТРАНГ, ПЕРСЕНТИЛЬ [11].

2. ТЕОРЕТИЧНИЙ БАЗИС НЕЙРОМЕРЕЖНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ

2.1 Нейромережний варіант класифікації об'єктів

В контексті медичного діагностування нейромережі використовуються як потужний інструмент для класифікації об'єктів та ранжування результатів, дозволяючи лікарям приймати більш точні та обгрунтовані рішення [13]. Одним з перспективних прикладів такого підходу є мережа Хеммінга, яка дозволяє аналізувати та класифікувати бінарні дані та дані з помилками [14,15].

Застосування мережі Хеммінга у медичному діагностуванні має такі особливості [3]:

— мережа Хеммінга є ефективним інструментом для оброблення бінарних даних, оскільки мережа Хеммінга здатна до корекції помилок в даних, що дозволяє отримати більш точні та надійні діагнози, навіть якщо вхідні дані містять помилки чи інші викиди;

— мережа Хеммінга складається з логічних елементів, які використовуються для зчитування та оброблення бітової інформації. Внутрішня архітектура мережі Хеммінга дозволяє виявляти та коригувати однократні чи багаторазові помилки, забезпечуючи високу надійність результатів;

— мережа Хеммінга може навчатись розпізнавати конкретні патології або стани на основі навчальних даних. Процес навчання містить вхідні дані, аналіз результатів та підгонку параметрів мережі для досягнення найкращого результату;

— результати, що отримані мережею Хеммінга, потребують інтерпретації медичними фахівцями. Цей етап містить аналіз рейтингів, відповіді мережі та їх переклад на конкретні медичні рішення;

— застосування мережі Хеммінга в медичному діагностуванні має переваги, оскільки це дозволяє обробляти дані з помилками та коригувати їх, підвищує надійність та точність діагнозів та дозволяє аналізувати бінарні дані.

Структура мережі Хеммінга має три прошарки: вхідний прошарок з

кількістю вхідних вузлів за кількістю двійкових ознак; прошарок категорій (прошарок Хопфілда) з кількістю вузлів за кількістю категорій або класів; вихідний прошарок з кількістю вузлів як у прошарку категорій (рис. 2.1) [14,15].

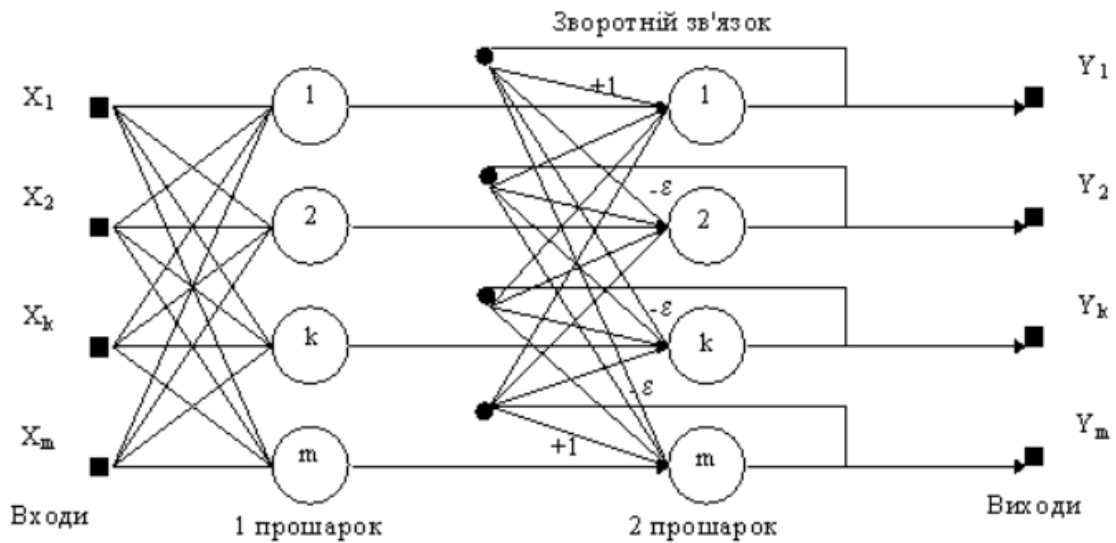


Рисунок 2.1 — Топологічна схема мережі Хеммінга

Мережа Хеммінга має просту архітектуру прямого поширення з вхідним рівнем, який повністю під'єднаний до прошарку категорій. Кожен нейрон у прошарку категорій має зворотний зв'язок з кожним нейроном у цьому прошарку і прямо під'єднаний до відповідного вихідного нейрону. Отже, вихід з прошарку категорій до вихідного прошарку формується через конкуренцію WTA (Winner Takes All) [14,15].

Алгоритм функціонування мережі Хеммінга має такий вигляд.

На стадії ініціалізації ваговим коефіцієнтам першого прошарку і порогу функції активації присвоюються такі значення:

$$w_{ik} = x_{ik} / 2, i = 0 \dots n - 1, k = 0 \dots m - 1 \quad (2.1)$$

$$b_k = n / 2, k = 0 \dots m - 1 \quad (2.2)$$

де x_{ik} — i -ий елемент k -ого зразка.

Вагові коефіцієнти гальмівних (від'ємних) зв'язків у другому прошарку дорівнюють деякій величині $0 < v < 1/m$. Зв'язок нейрона, пов'язаний з його виходом має вагу $+1$.

На входи мережі подається невідомий вектор $x_1, \dots, x_i, \dots, x_n$. Розраховуються стани нейронів першого прошарку (верхній індекс у дужках вказує номер прошарку):

$$Y_j^{(1)} = S_j^{(1)} = \sum_{i=1}^n W_{ij} X_i + b_j, j = 0 \dots m - 1 \quad (2.3)$$

Після цього отримані значення ініціалізують значення виходів другого прошарку:

$$Y_j^{(2)} = Y_j^{(1)}, j = 0 \dots m - 1 \quad (2.4)$$

Обчислюються нові стани нейронів другого прошарку:

$$S_j^{(2)}(t + 1) = y_j(t) - \varepsilon \sum_{k=1}^m y_k^{(2)}(t), k \neq j, j = 1 \dots m \quad (2.5)$$

і значення їх виходів:

$$y_j^{(1)}(t + 1) = f \left| S_j^{(2)}(t + 1) \right| \quad (2.6)$$

Функція активації f має вигляд порогу, причому величина b повинна бути достатньо великою, щоб будь-які можливі значення аргументу не призводили до насичення.

Перевіряється умова, чи змінилися виходи нейронів другого прошарку за останню ітерацію. Якщо так, то перейти до кроку 3. Інакше - кінець.

Роль першого прошарку є умовною, оскільки скориставшись один раз на першому кроці значеннями його вагових коефіцієнтів, мережа більше не повертається до нього.

Таким чином, мережа Хеммінга має переваги над мережею Хопфілда, оскільки вона реалізує оптимальний класифікатор за мінімумом похибки, якщо похибки вхідних бітів є випадковими та незалежними. Для функціонування мережі Хеммінга необхідна менша кількість нейронів, оскільки середній прошарок вимагає лише один нейрон на клас, замість нейрону на кожен вхідний вузол. Загалом, мережа Хеммінга є швидкодіючою і точнішою за мережу Хопфілда [14,15].

2.2 Нейромережна класифікація на базі дискримінантних функцій

Лінійні дискримінантні функції широко використовується у розв'язанні задач оптимізації, коли необхідно максимізувати критерій розподілення класів [8,9]. Отже, дискримінантна функція представляє лінійну комбінацію певного набору ознак, які часто називають класифікаційними ознаками, що використовуються для ідентифікації класів.

Основні аспекти класифікації за дискримінантними функціями [8,9]:

— дискримінантні функції при використанні нейромереж дозволяють визначити оптимальні подільні границі між класами, що дозволяє ефективно визначити належність вхідних об'єктів (симптомів) до конкретних медичних категорій (діагнозів);

— класифікаційні системи на основі дискримінантних функцій можуть навчатися на великій кількості медичних даних, що робить їх адаптивними та здатними до виявлення нових патологій або змін у даних;

— використання дискримінантних функцій у нейромережах дозволяє не лише класифікувати об'єкти, але і ранжувати їх за важливістю або ймовірністю відповідно до конкретної медичної задачі;

— застосування дискримінантних функцій у нейромережах дозволяє оптимізувати характеристики, враховуючи специфіку біомедичних даних, що сприяє підвищенню точності та надійності класифікації.

Лінійна дискримінантна функція має такий вигляд:

$$ЛДФ_j = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_kx_k, \quad (2.8)$$

де $ЛДФ_j$ — лінійна дискримінантна функція для j -ої групи захворювань;

b_0 — константа;

b_1, b_2, \dots, b_k — коефіцієнти для симптомів x_1, x_2, \dots, x_k ;

x_1, x_2, \dots, x_k — можливі значення k симптомів.

Кількість таких функцій визначається кількістю діагностованих груп захворювань (m).

Для рішення діагностичної задачі по симптомах хворого проводиться розрахунок m ЛДФ. Хворого відносять до тої групи, для якої ЛДФ має максимальне значення

Отже, нейромережі, що використовують дискримінантні функції, є потужним інструментом для класифікації біомедичних об'єктів у медичному дослідженні та діагностиці [2,3,13].

2.3 Структурна організація нейромережного класифікатора об'єктів

Узагальнена структура нейромережного класифікатора обов'язково містить кількість шарів та організацію зв'язків нейронів у шарах, що визначається конкретним завданням класифікації об'єктів [16].

Основні аспекти структурної організації нейромережного класифікатора містять такі особливості [14–17].

— вхідний шар у нейромережах призначено для прийому вхідних даних;

— приховані шари у нейромережах відповідають за оброблення вхідних даних та відображення їх у просторі ознак. Вони можуть містити декілька шарів, які послідовно обробляють дані та виконують операції, щоб виділити корисну інформацію;

— вихідний шар у нейромережах генерує вихідні результати класифікації;

— кожен нейрон в прихованих та вихідних шарах використовує певну функцію активації, яка визначає реакцію на вхідні сигнали. Використання різних функцій активації забезпечує можливість нейромережі до навчання та адаптування до різних завдань класифікації;

— зв'язки між нейронами визначають інформацію, яка передається від одного нейрону до іншого. Навчання будь-якої нейромережі полягає в оптимізації ваг цих зв'язків для досягнення найкращого результату;

— важливим аспектом побудови нейромережі є вибір розмірності кожного шару, тобто кількість нейронів у кожному шарі.

Отже, точне налаштування вище наведених параметрів є важливим для досягнення оптимальної продуктивності нейромережі.

На рис. 2.2 наведено відому структуру нейромережного класифікатора, в якому для класифікації використовуються дискримінантні функції DF_i [18].

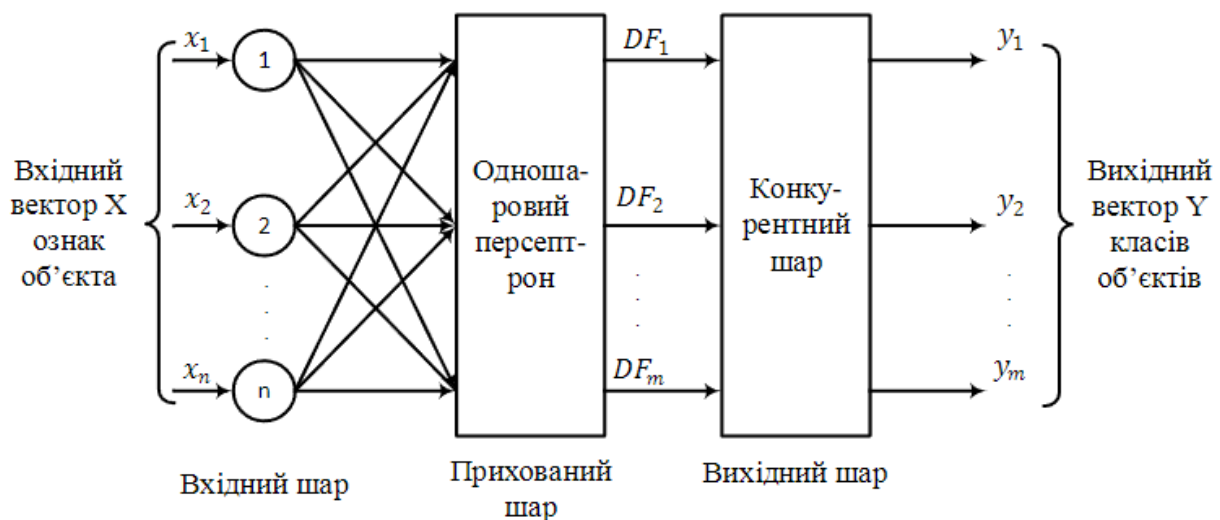


Рисунок 2.2 — Структура нейромережного класифікатора

Такий класифікатор містить вхідний шар, вихідний та прихований шари. Прихований шар виконано у вигляді одношарового перцептрона, вихідний шар реалізовано як конкурентний шар. Класифікатор має вхідний вектор X ознак об'єкта та вихідний вектор Y класів об'єктів.

На рис. 2.3 наведено топологічну схему нейромережного класифікатора (рис. 2.2).

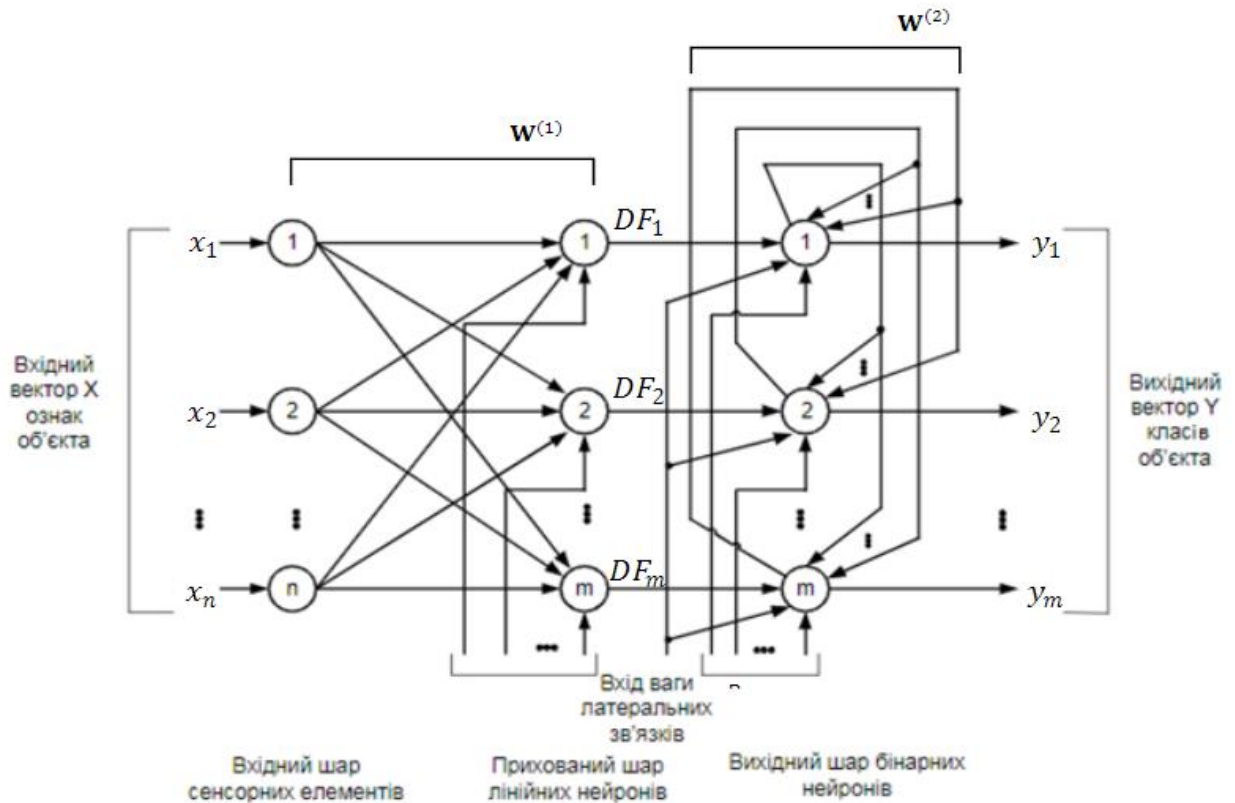


Рисунок 2.3 — Топологічна схема нейромережного класифікатора

На топологічній схемі (рис. 2.3) детально показано зв'язки між нейронами вихідного шару, які представляють собою латеральні (бічні) від'ємні зв'язки. Особливістю такої структури нейромережного класифікатора є відсутність додатного зв'язку на себе самого на відміну від нейромережного класифікатора Хеммінга (рис. 2.1). Це дозволяє не тільки зменшити кількість зв'язків у вихідному шарі нейромережного класифікатора, але й прискорити сам процес класифікації [19].

3. НЕЙРОМЕРЕЖНИЙ КЛАСИФІКАТОР ОБ'ЄКТІВ

3.1 Особливості нейромережної класифікації об'єктів з ранжуванням результатів

У контексті медичного діагностування, де точність та надійність дуже важливі, нейромережі відіграють важливу роль у класифікації об'єктів та ранжуванні результатів. Нейромережі є потужними інструментами для опрацювання інформації та виявлення закономірностей у медичних даних [2,3].

При цьому необхідно врахувати такі основні особливості нейромережної класифікації об'єктів у медичному діагностуванні [3,13]:

— у медичному діагностуванні використовуються різні типи нейромереж: звичайні штучні нейронні мережі (ШНМ), згорткові нейромережі (CNN) та рекурентні нейромережі (RNN). Вибір конкретного типу нейромережі залежить від характеристик даних та конкретних завдань;

— у медичному діагностуванні важливо визначити правильні функції втрат та метрики успішності, які відображатимуть реальну якість класифікації та ранжування: чутливість, специфічність, точність тощо;

— нейромережі зазвичай потребують великої кількості даних для навчання, особливо у великих медичних дослідженнях. Збільшення обсягу даних може покращити точність та робастність медичного діагностування;

— медичне діагностування має специфічні особливості, які потребують розроблення спеціалізованих підходів;

— після отримання результатів класифікації та ранжування важливо провести їхню інтерпретацію медичними фахівцями для їхнього розуміння.

Отже, нейромережі використовуються для класифікації об'єктів та ранжування результатів у медичному діагностуванні завдяки їхній здатності до автоматичного виявлення закономірностей у біомедичних даних та високій точності результатів класифікації. Разом з тим, їхнє застосування вимагає підготовки, адаптації до конкретних завдань та обмежень медичного дослідження. Таким чином, структурна організація нейромережного

класифікатора визначає його здатність до вирішення конкретного завдання медичного діагностування.

На рис. 3.1 наведено узагальнену структурну схему класифікатора об'єктів з ранжуванням результатів, в якому в процесі класифікації використовуються лінійні дискримінантні функції ЛДФ.

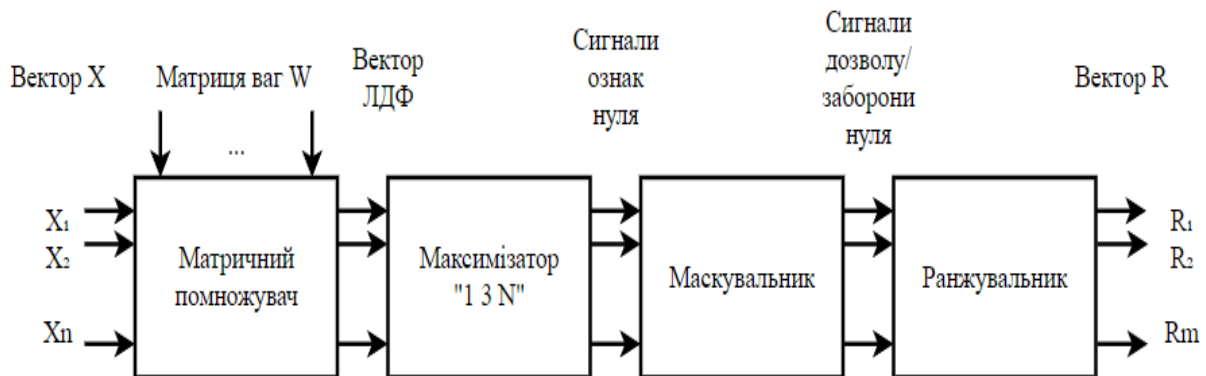


Рисунок 3.1 — Узагальнена структурна схема класифікатора об'єктів з ранжуванням результатів

Особливістю цієї структури класифікатора є необхідність використання таких базових вузлів, як матричний помножувач для формування лінійних дискримінантних функцій ЛДФ, максимізатор “1 з N” для визначення максимальної за значенням ЛДФ, маскувальник для маскування зв'язків від максимізатора до ранжувальника, ранжувальник для формування рангів.

На рис. 3.2 наведено структуру нейромережного класифікатора з ранжуванням результатів, в якому враховано реалізацію матричного помножувача у вигляді одношарового персептрона як першого прихованого шару. Крім того, максимізатор “1 з N” представлено як конкурентний шар, а маскувальник та ранжувальник — як маскувальний та підсумковий шари відповідно. Отже, одношаровий персептрон, конкурентний шар та маскувальний шар на рис. 3.2 показано як три приховані шари.

Вхідними даними на рис. 3.2 є вхідний вектор X ознак об'єкта класифікації, а вихідними даними є вектор R рангів класів. На виходах одношарового персептрона формується набір дискримінантних функцій DF , а на виходах маскувального шару — вектор елементів маски. Розмірність вхідного вектора X — n , розмірність вектора рангів R — m .

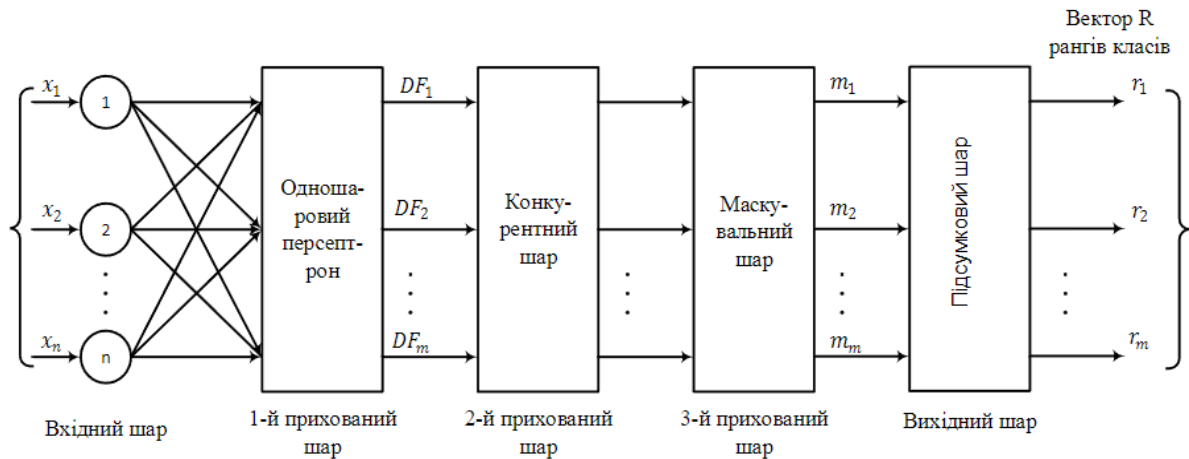


Рисунок 3.2 — Структура неймережного класифікатора з ранжуванням результатів

В результаті узагальнену структуру відомої моделі неймережного класифікатора, яку показано на рис. 2.2. можна порівняти з узагальненою структурою запропонованої моделі неймережного класифікатора з можливістю формування рангів класів у вигляді вектора R (рис. 3.2).

Отже, структурна організація неймережного класифікатора визначає його здатність до вирішення конкретного завдання медичного діагностування.

У табл. 3.1 подано структурно-функціональну характеристику неймережного класифікатора з ранжуванням результатів, в якій враховано такі показники: кількість шарів, характер функціонування, метрика, критерій відповідності (правдоподібності), наявність латеральних зв'язків, метод навчання, тип матриці ваг, тип функції активації, тип нейронної структури та області застосування [19].

3.2 Особливості функціонування нейромережного класифікатора об'єктів

На рис. 3.3 показано деталізацію нейромережного класифікатора з ранжуванням класів (як на рис. 3.2) у вигляді його топологічної схеми. Ця топологічна схема відрізняється від наведеної на рис. 2.3 тим, що містить додатковий 3-й прихований шар та вихідний шар.

Таблиця 3.1 — Характеристика нейромережного класифікатора [19]

Показники	Нейромережний класифікатор з ранжуванням результатів
Кількість шарів	П'ять (вхідний, три прихованих, вихідний)
Характер функціонування	Релаксаційний за досягненням стабільного стану
Метрика	Дискримінантна функція
Критерій відповідності (правдоподібності)	Максимум дискримінантної функції
Наявність латеральних зв'язків	У 2-му та 3-му прихованих шарах
Метод навчання	Попереднє налаштування ваг у 1-му та 2-му прихованих шарах через матриці з фіксованими вагами
Тип матриці ваг	Симетрична матриця з нулями на головній діагоналі (у 2-му прихованому шарі)
Тип функції активації	Лінійна несиметричність (у 2-му прихованому шарі)
Тип нейронної структури	Гомогенний в усіх видах шарах
Області застосування	Ранжування об'єктів, медична діагностика, ранжуванням діагнозів

Структура нейромережного класифікатора (рис. 3.3) містить п'ять шарів.

На вхідний шар подається n -вимірний вектор X ознак об'єкта, 1-й прихований шар у вигляді одношарового персептрона формує дискримінантні функції DF_1, DF_2, \dots, DF_m ; 2-й прихований (конкурентний) шар формує ознаки c_1, c_2, \dots, c_m на своїх виходах; 3-й прихований (маскувальний) шар формує маски m_1, m_2, \dots, m_m , а вихідний (підсумковий) шар формує вектор R рангів класів, де m — розмірність вихідного вектора R рангів, що відповідає кількості класів.

Особливість функціонування нейромережного класифікатора (рис. 3.3) полягає в тому, що тільки 1-й і 2-й приховані шари спрацьовують аналогічно, як у нейромережному класифікаторі (рис. 2.3). Тобто у 1-му прихованому шарі формуються відповідні ДФ DF_1, \dots, DF_m .

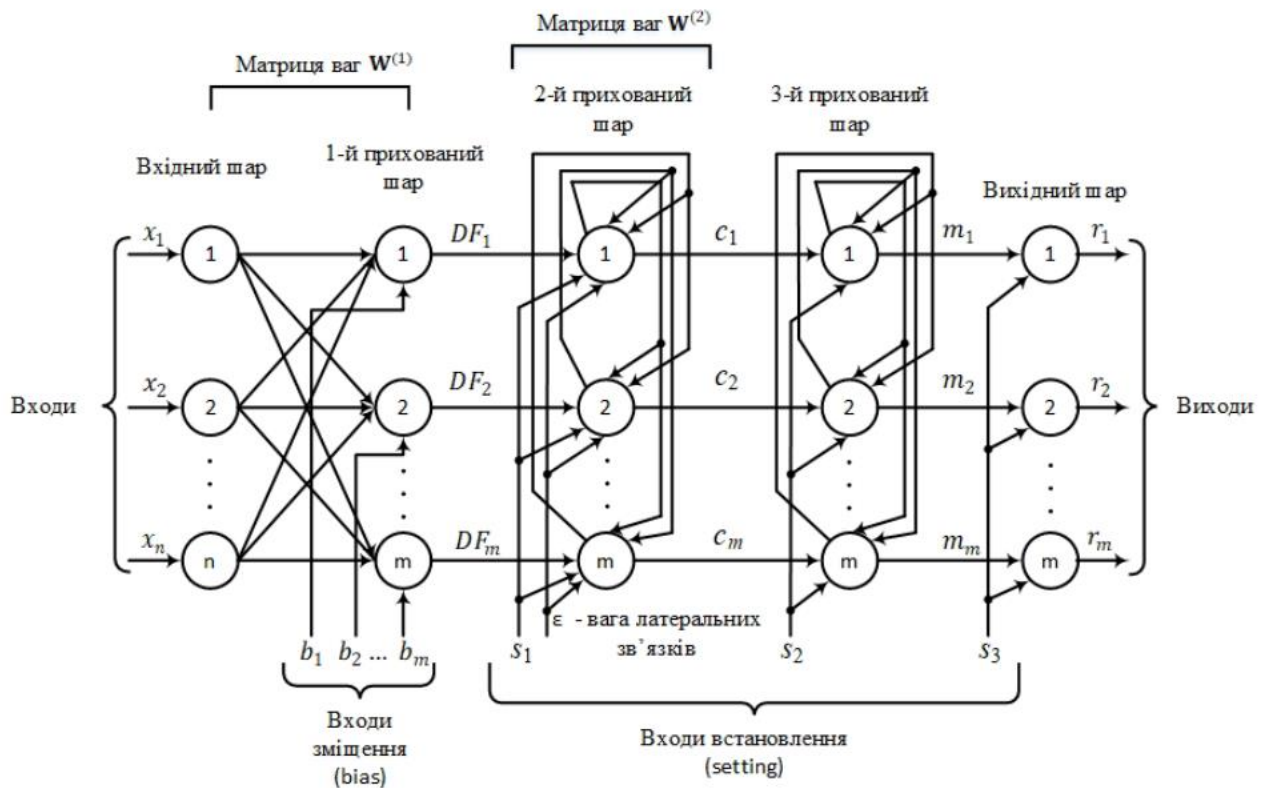


Рисунок 3.3 — Топологічна схема нейромережного класифікатора з ранжуванням класів

Крім того, на виходах 2-го прихованого шару визначається максимальна ДФ DF_i , $i = 1, \dots, m$. поступово з обнуленням менших за значенням ДФ. Разом з

тим, функціонально у нейромережного класифікатора (рис. 2.3) нейрон-переможець у 2-му прихованому шарі, що відповідає максимальному значенню DF_k , тільки визначає k -й клас, до якого належить вхідний вектор X ознак об'єкта.

На початку спрацювання нейромережного класифікатора (рис. 3.3) всі елементи маскувального (3-го прихованого) шару і всі нейроподібні елементи вихідного шару встановлюються у початковий (одичинний) стан. Цей процес виконується із задіянням сигналів встановлення s_2 і s_3 відповідно. Це означає, що всі елементи вихідного шару є не замасковані, а ранги всіх класів дорівнюють 1.

У 2-му прихованому шарі в результаті ітераційного процесу як тільки обнуляється один з нейронів, що відповідає елементу маскувального шару, теж обнуляється і таким чином «закриває» спрацювання відповідного нейроподібного елемента вихідного шару. Таким чином закріплюється значення рангу на відповідному замаскованому виході класифікатора. Всі інші нейроподібні елементи вихідного шару збільшують свій вміст на одиницю, оскільки для них не відбувається маскування операції інкремента.

Таким чином, реалізується розширення функціональних можливостей нейромережного класифікатора об'єктів за рахунок формування рангів, що дозволяє визначити ступінь (вірогідність) входження об'єкта класифікації за його ознаками до конкретних (визначених) класів.

3.3 Реалізаційні моделі базових вузлів класифікатора об'єктів

Аналіз особливостей типів апаратної реалізації нейромереж та їх фрагментів, зокрема, на універсальних мікропроцесорах, RISC-мікропроцесорах, НВІС та БМК (базових матричних кристалів), ПЛІС свідчить про переваги останніх [20 — 22].

Причиною цього є те, що в універсальних мікропроцесорах присутня надлишковість архітектури фон Неймана, складність каскадування, а також проблема “вузького горла” при реалізації міжз'єднань (каналів передачі даних) між процесорами.

Для RISC-мікропроцесорів характерною є велика вартість і незначне розповсюдження серед користувачів. НВІС мають велику вартість і малодосяжні для масового користувача, а БМК аналогічні ПЛІС за структурою, але конфігуруються один раз і назавжди у процесі виробництва шляхом “прожигання”.

Найбільш задіяними у виробництві нейрочипів є високоінтегровані кристали ПЛІС типу FPGA (Field Programmable Gate Array), в яких матриці вентилів програмуються електричним полем і які містять потужну вбудовану пам'ять, трансивери і мікропроцесори на відміну від CPLD (Complex Programmable Logic Device), в яких необхідна структура створюється шляхом програмування зв'язків комутуючих матриць з використанням технологій перепрограмуваних ПЗП: FLASH або EPROM [20 — 22].

При цьому ПЛІС типу FPGA не тільки широко використовуються при незначній складності проекту, яка еквівалентна кількості логічних елементів, але й є прототипом нових ІС типу ASIC (Application Specific Integrated Circuit) та SOC (System On Chip).

Реалізацію останніх забезпечують ПЛІС типу FPGA компаній Xilinx (сімейства Spartan і Virtex) та Altera (сімейства Cyclon і Stratex). При цьому розплатою за гнучкість при використанні FPGA є коефіцієнт завантаження кристалу, який ніколи не досягає 100% (нормальним можна вважати заповнення на 60-70%) через складності розведення схеми з'єднань [21,22].

Узагальнену структуру ПЛІС складають 3 базові компоненти [21]:

- матриці логічних блоків (CLB);
- поля міжз'єднань;
- сукупність блоків введення / виведення.

Сучасні ПЛІС типу FPGA містять не тільки значні блоки вбудованої пам'яті (ОЗП), але й помножувачі. Так, мікросхеми сімейства ПЛІС FPGA Spartan-3 містять помножувачі двох вісімнадцяти-розрядних чисел, а наявність апаратних помножувачів дозволяє на базі ПЛІС Virtex-II і Virtex-II Pro реалізувати системи цифрового оброблення сигналів. В результаті ПЛІС можна

розглядати як альтернативу класичним процесорам цифрового оброблення сигналів.

Лідерами у виробництві ПЛІС є такі фірми: Xilinx Inc, Altera Corporation і Actel Corporation (США). На теперішній час виробляється широкий діапазон найменувань ПЛІС та САПР для їх проектування.

З аналізу літературних джерел [20, 21] випливає, що:

— для роботи з проектами цифрових пристроїв складністю до 50 мікросхем фірма Altera надає безкоштовно повнофункціональні засоби проектування і можливість простої реалізації засобів програмування ПЛІС;

— ціна пліс фірми Altera за більшістю позицій істотно нижча у порівнянні з технічними характеристиками ПЛІС фірми Xilinx.

Таким чином, для реалізації нейромережного класифікатора з ранжуванням результатів (рис. 3.2) у мікросхемах ПЛІС перевагу доцільно віддати мікросхемам типу FPGA фірми Altera.

При проектуванні цифрових пристроїв на базі ПЛІС основними є такі етапи [21,22]:

- опис проекту;
- логічне моделювання;
- розміщення і трасування проекту в заданому кристалі ПЛІС;
- часова верифікація;
- формування стандартного файлу для конфігурації кристалу.

Опис проекту можна виконати за допомогою схемного редактора або на мові опису апаратури (VHDL і Verilog), причому описувати можна як поведінку об'єкта проектування, так і його структуру [21,22].

Крім того, функціональні можливості САПР дозволяють виконувати фізичне моделювання цифрових пристроїв за допомогою плати моделювання так, при застосуванні САПР ПЛІС фірми Xilinx типу Foundation ISE в якості інструментального комплексу (ІК) для перевірки функціонування пристрою використовується плата ADS-XLX-SP3-EVL400 фірми AVNET.

Ця плата містить слот шини PCI, кристал ПЛІС, що використовується, наприклад типу Spartan-3 XC3S400-FG456, асинхронну пам'ять SRAM (1 Мбайт) фірми Cypress і кристал PROM, який призначено для збереження файлу конфігурації за відсутності напруги живлення для ПЛІС типу FPGA.

В результаті застосування такого ПК можливий його зв'язок з персональним комп'ютером, причому введення даних ПК виконується через клавіатуру або безпосередньо із пам'яті комп'ютера.

Таким чином, на базі ПЛІС можлива реалізація складних цифрових пристроїв (із синтезованими процесорними ядрами) за суттєво низькими термінами та вартістю, Крім того, проектування виконується програмними засобами, що не потребує розроблення нових друкованих плат у випадку зміни конфігурації системи. При цьому існує можливість перерозподілу ресурсів шляхом перезавантаження конфігураційного файлу [21].

Використовуючи ПЛІС великої ємності, наприклад, сімейства Virtex можна створити “повноцінний” нейрочип, який містить не тільки багатофункціональний суматор, але й відповідну кількість помножувачів. Такі паралельні помножувачі з бібліотеки M-модулів використовуються при створенні універсальних та проблемно-орієнтовних нейроструктур на ПЛІС фірми Xilinx.

В теперішній час можливості ПЛІС (наприклад, серія ПЛІС Virtex) дозволяють реалізувати на тому ж самому кристалі ПЛІС, в якому реалізовано регулярний фрагмент нейромережі, контролер мережі у вигляді мікропрограмного автомата з прийнятим стандартним або специфічним набором команд, а також стандартний контролер інтерфейсу PCI або VME.

Отже, доцільно розглядати можливості ПЛІС як технологічного середовища для побудови складних цифрових систем. Це пов'язано з тим, що з урахуванням використання більш потужних мікросхем ПЛІС (з більшою логічною ємністю та швидкодією) можливе ефективна реалізація структурних та функціональних рішень у складі багат шарових нейромереж при вирішенні

конкретних прикладних задач оброблення та аналізу сигналів і зображень та розпізнавання образів, зокрема, для класифікації об'єктів.

При аналізі всіх наведених структурних схем класифікатора об'єктів, як класичного типу (рис. 2.2), так і нейромережного (рис. 3.2) видно, що базовим вузлом є векторно-матричний помножувач, функції якого у нейромережному класифікаторі виконує одношаровий персептрон.

Якщо за мету поставити реалізацію всього класифікатора об'єктів на перспективній елементній базі, а саме, на програмованих логічних ІС (ПЛІС) [20], то інтерес представляє розміщення у мікросхемі ПЛІС векторно-матричного помножувача. Саме цей блок формує на своїх виходах значення дискримінантних функцій DF_1, \dots, DF_m для визначення рангів вхідного об'єкту.

Такий підхід до апаратної реалізації швидкодіючих помножувачів ефективно реалізовано у мікросхемах ПЛІС фірми ALTERA [21,22]. Так, можна розробляти помножувачі із швидкодією більше 100 МГц та розміщувати до 100 модулів помножувачів в одному кристалі [21].

Для прикладу на рис. 3.4 наведено структуру матричного підсумовувача як базового вузла для виконання векторно-матричного множення чотирьохрозрядних операндів. Паралельний помножувач у даному випадку розглядається як масив однорозрядних суматорів з локальними між'єднаннями. В результаті паралельний помножувач розмірністю 4x4 містить 12 суматорів (рис. 3.4).

Якщо нарощувати розрядність та кількість операндів, то матриця однорозрядних суматорів збільшується, а відповідно зростає кількість локальних між'єднань, що не є критичним для розміщення таких структур у ПЛІС [20–22]. Разом з тим, для зменшення апаратних витрат можна застосувати підхід до побудови багаторозрядних матричних помножувачів на базі алгоритму Бута.

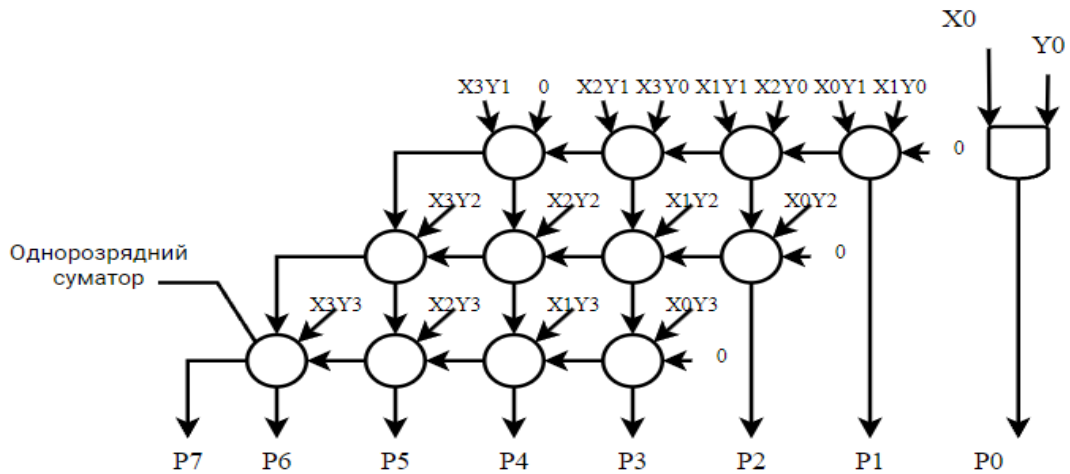


Рисунок 3.4 — Структура матричного помножувача з послідовним поширенням перенесення

Всі інші базові вузли нейромережного класифікатора об'єктів (рис. 3.3), а саме конкурентний шар, маскувальний шар і підсумковий шар не представляють складності при розміщенні у мікросхемі ПЛІС, наприклад, фірми Altera[20,21].

Це пов'язано з тим, що ці шари нейромережного класифікатора містять нейроподібні елементи з простою структурою, яку легко реалізувати у логічних елементах мікросхеми ПЛІС.

Складність представляє розміщення у мікросхемі ПЛІС відповідних між'єднань. Особливо це стосується від'ємних зв'язків у конкурентному шарі та зворотних зв'язків у маскувальному шарі нейромережного класифікатора (рис. 3.3).

Крім того, складність представляє завантаження у мікросхему ПЛІС матриці ваг \mathbf{W} розмірністю $n \times m$ на входи одношарового персептрона, де n — розмірність вхідного вектора ознак, m — кількість класів. Але, враховуючи те, що матриця ваг \mathbf{W} обчислюється в процесі навчання і є фіксованою матрицею у процесі функціонування безпосередньо нейромережного класифікатора об'єктів, то її можна завантажити у внутрішню пам'ять мікросхем ПЛІС поступово по рядках або стовпцях матриці, використовуючи буферні регістри мікросхеми.

Це, у свою чергу, не призведе до збільшення навантаження на входи введення/виведення мікросхеми ПЛІС, але призведе до збільшення часу завантаження, що не впливає на часові залежності процесу нейромережної класифікації.

4. ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСУ КЛАСИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ З РАНЖУВАННЯМ РЕЗУЛЬТАТІВ

4.1 Вхідні дані для моделювання процесу медичної діагностики

В медицині дискримінантний аналіз використовується для вирішення діагностичних, прогностичних, експертних задач, задач профвідбору, вибору методів та схем лікування. При цьому вирішення цих задач виконується за вирішальними правилами, які представляють собою лінійні дискримінантні функції, що обчислені на базі навчальної інформації (вибірки).

Навчальна інформація формується по результатах обстеження об'єктів (пацієнтів). При цьому використовується множина ознак (симптомів) та достовірно встановлений факт належності діагнозу до одного з диференційних станів.

Навчальна вибірка представляє собою матрицю спостережень $r \times k$, де r — кількість рядків, що дорівнюють кількості обстежених об'єктів (хворих) з достовірно встановленим станом (діагнозом конкретного захворювання); k — кількість стовпців, що містять k діагностичних ознак (симптомів захворювань).

Достовірність навчальної інформації залежить від достатньої кількості об'єктів у матриці спостережень по кожному класу станів від декількох десятків до декількох сотень.

Для вирішення діагностичної задачі на базі дискримінантного аналізу відбирається обмежена кількість найбільш інформативних ознак (зазвичай до 5-10 ознак). Ознаки що входять у матрицю спостережень можуть бути як кількісні, так і якісні. Але всі вони повинні мати цифровий вираз по балах за ступенем їх уявності.

Медичне діагностування на базі дискримінантного аналізу виконується за три етапи.

На першому етапі формується навчальна інформація. З історії хвороб беруть кількісні значення ознак (в натуральних одиницях виміру або балах)

На другому етапі формуються вирішальні правила і оцінюється їх інформативність. Вирішальні правила представляються у вигляді лінійних дискримінантних функцій (ЛДФ).

На третьому етапі безпосередньо вирішується задача медичного діагностування за розробленими вирішальними правилами.

Точність діагностування за вирішальними правилами у вигляді лінійних дискримінантних функцій представляє собою відносну частоту правильного віднесення об'єктів навчальної матриці спостережень до своєї групи (класу).

Ефективність методу діагностування визначається за такими показниками.

Чутливість — це відносна частота віднесення істинно хворого до класу хворих.

Специфічність — це відносна частота віднесення істинно здорового до класу здорових.

Безпомилковість — це відносна частота прийняття безпомилкових рішень як по відношенню до істинно хворих, так і до істинно здорових.

Хибнонегативна відповідь (помилка першого роду) — це відносна частота віднесення істинно хворого до класу здорових.

Хибнопозитивна відповідь (помилка другого роду) — це відносна частота віднесення істинно здорового до класу хворих.

Доцільно, щоб помилка першого роду була менша, ніж помилка другого роду.

Підготовка до виконання імітаційного моделювання процесу класифікації об'єктів з ранжуванням результатів, враховуючи нейромережний підхід містить як основний етап збір та підготовку вхідних даних для медичного діагностування. Нижче наведено рекомендації щодо збору та підготовки даних для імітаційного моделювання.

Збір та підготовка даних містить клінічні дані, зображення та лабораторні результати. При цьому необхідно перевірити та очистити дані від викидів та

аномалій. Крім того, необхідно виконати нормалізації або стандартизації даних для забезпечення стабільності навчання у нейромережному класифікаторі.

У табл. 4.1 наведено дані, які використано для моделювання процесу ранжування дискримінантних функцій LDF при медичному діагностуванні захворювання апендициту у нейромережному класифікаторі [23].

Таблиця 4.1 — Особливості діагностування захворювання апендициту

Приклад діагностування	Розмір вибірки	Кількість m класів (груп)	Кількість n (симптомів)	Показники ефективності діагностування
Діагностування захворювання апендициту	103 історії хвороби	4	8	Чутливість - 97,5%, помилка 1-го роду - 2,5%, безпомилковість - 98,1%
Моніторинг функціонального стану організму студентів	467 студентів	2	10	Чутливість-93%; специфічність-87%
Прогнозування загострення хронічного остеомієліту	248 пацієнтів	2	2	Безпомилковість-97,76%

Для наведеного прикладу медичного діагностування захворювань апендициту для вибірки у розмірі 103 історії хвороби показники ефективності діагностування такі: чутливість - 97,5%, помилка 1-го роду - 2,5%, безпомилковість - 98,1%.

Медичне діагностування виконувалось з визначенням чотирьох типів захворювань апендициту, які заковано у такий спосіб:

- 1 — гангренозний апендицит;
- 2 — флегмонозний апендицит;
- 3 — катаральний апендицит;
- 4 — інша патологія живота.

Для медичного діагностування захворювань апендициту задіяно вісім симптомів x_1, \dots, x_8 . У табл. 4.2 наведено приклад кодування симптомів, що містить найменування симптому, ступінь вираженості симптому та коди симптомів x_1, \dots, x_8 , за якими діагностуються захворювання апендициту [23].

Серед них, як з'ясувалось під час розрахунку коефіцієнтів лінійних дискримінантних функцій, симптом x_5 виявився незначущим, а симптоми x_6 і x_7 виявились найбільш значущими для діагностування.

Таблиця 4.2 — Приклад кодування симптомів

Симптоми	Найменування симптому	Ступені вираженості симптому та їх коди
x_1	Болі в правій підхребетній області	1 - незначні 2 - виражені
x_2	Тривалість болів в правій підхребетній області	1 - більше 2 діб 2 - 25-48 год. 3 - 13-24 год. 4 - до 12 год.
x_3	Частота пульсу	1 - до 80 2 - 81-100 3 - більше 10 ударів/хв
x_4	Лейкоцити крові	1 - до 8 2 - 8-14 4 - більше 14 тис/мкл
x_5	Зміни язика	0 - необкладений 1 - обкладений
x_6	Симптом Щоткіна-Блюмберга	0 - відсутній 2 - виражений
x_7	Симптом Ровзинга	0 - відсутній 2 - виражений
x_8	Захисне м'язове напруження	0 - відсутній 2 - виражений

У табл. 4.3 показано частину матриці навчальної інформації (навчальної вибірки) для медичного діагностування, де наведено ознаки класу та значення

закодованих симптомів. Для кожного класу захворювань у табл. 4.3 показано по два набори симптомів.

За даними повної таблиці навчальної інформації, яка містить 103 рядки обчислено коефіцієнти лінійних дискримінантних функцій LDF1,...,LDF4.

Сформовані лінійні дискримінантні функції мають такий вигляд:

$$\text{LDF1} = -63.0 + 9.8 \cdot x_1 + 3.6 \cdot x_2 + 7.8 \cdot x_3 + 5.2 \cdot x_4 + 14.3 \cdot x_6 + 11.8 \cdot x_7 + 11.3 \cdot x_8;$$

$$\text{LDF2} = -57.4 + 8.3 \cdot x_1 + 4.9 \cdot x_2 + 6.2 \cdot x_3 + 4.3 \cdot x_4 + 13.5 \cdot x_6 + 11.7 \cdot x_7 + 10.6 \cdot x_8;$$

$$\text{LDF3} = -49.6 + 9.4 \cdot x_1 + 4.7 \cdot x_2 + 5.5 \cdot x_3 + 3.0 \cdot x_4 + 12.3 \cdot x_6 + 12.0 \cdot x_7 + 8.3 \cdot x_8; \quad (4.1)$$

$$\text{LDF4} = -23.0 + 6.3 \cdot x_1 + 2.5 \cdot x_2 + 5.3 \cdot x_3 + 2.8 \cdot x_4 + 7.8 \cdot x_6 + 7.0 \cdot x_7 + 5.8 \cdot x_8.$$

Таблиця 4.3 — Частина матриці навчальної інформації для діагностування

Ознака класу	Симптоми						
	X1	X2	X3	X4	X6	X7	X8
1	2	3	1	3	2	0	2
1	2	3	3	2	2	0	2
2	1	4	2	2	2	2	2
2	2	4	1	2	2	2	2
3	2	1	2	2	2	2	0
3	2	3	1	2	2	2	0
4	1	4	1	1	0	0	0
4	1	1	1	2	0	2	0

Сформовані лінійні дискримінантні функції (4.1) безпосередньо використовуються при імітаційному моделюванні як вхідні дані, за якими в подальшому формуються ранги, які, у свою чергу, вказують на входження вхідного об'єкту до кожного з визначених класів.

Отже, при імітаційному моделюванні особлива увага приділяється не тільки визначенню максимальної за значенням LDF, але й формуванню рангів всіх LDF. Причому, максимальній за значенням LDF призначається максимальний ранг, в даному випадку він дорівнює 4, а мінімальній LDF відповідає мінімальний ранг — 1.

Таким чином, формування рангів LDF розширює функціональні можливості процесу класифікації об'єктів, зокрема, при медичному діагностуванні захворювань.

4.2 Особливості програмування процесу класифікації об'єктів

Мова програмування C# є об'єктно-орієнтованою мовою, що дозволяє структурувати код за допомогою класів та об'єктів. Це сприяє зручності реалізації класифікаційних алгоритмів, оскільки об'єктно-орієнтований підхід дозволяє моделювати об'єкти та їхні взаємодії.

Мова C# підтримує ряд високорівневих конструкцій, що полегшують створення гнучких та ефективних алгоритмів. Система керування пам'яттю та автоматичне вивільнення ресурсів сприяють покращенню продуктивності та уникненню помилок.

Серед переваг мови програмування C# варто відзначити гнучкість, розширюваність, читабельність та обслуговуваність.

Стосовно гнучкості треба відзначити, що об'єктно-орієнтований підхід в мові C# забезпечує гнучкість в організації коду, що робить його більш адаптованим до змін.

Стосовно розширюваності мови програмування C# треба відзначити, що класи можуть бути легко розширені та змінені без впливу на інші частини програми, що полегшує підтримку та розвиток коду. Можливість використання класів та об'єктів дозволяє створювати підтримуваний та легко розширюваний код.

Необхідно відзначити, що об'єктно-орієнтований код виглядає більш читабельним та зрозумілим, що полегшує сприйняття та модифікацію.

Серед недоліків мови програмування C# важливими є необхідність навчання та складність. Це пов'язано з тим, що розроблення та розуміння об'єктно-орієнтованого коду може вимагати додаткового часу для навчання для нових розробників. Крім того поглиблене використання об'єктно-орієнтованого підходу може призвести до збільшення складності системи.

Програмування процесу нейромережної класифікації об'єктів для медичної діагностики реалізованого на мові програмування C#, що містить декілька ключових аспектів, які наведено нижче [24].

Мова програмування C# зазвичай використовується в контексті .NET Framework, що забезпечує широкі можливості для розроблення необхідних додатків. Використання .NET Framework дає змогу ефективно взаємодіяти з різними бібліотеками та інструментами.

У мові програмування C# існують різні бібліотеки для реалізації різних типів нейромереж. Наприклад, бібліотека Accord.NET надає засоби для використання та навчання нейромереж для завдань класифікації об'єктів.

В цьому аспекті важливо правильно обробляти та підготовлювати біомедичні дані для подальшого використання в нейромережі як вхідні дані. У мові програмування C# можна використовувати LINQ для зручного фільтрування та оброблення даних.

Якщо програма передбачає графічний інтерфейс, то використання Windows Presentation Foundation (WPF) у поєднанні з мовою програмування C# забезпечує можливості створювати естетичні та інтерактивні інтерфейси для взаємодії з користувачем.

Мова програмування C# пропонує можливості для паралельного програмування, що може бути корисним у випадку навчання значних за розміром нейромереж на багатоядерних комп'ютерних системах.

Мова програмування C# дозволяє зручно використовувати механізми серіалізації для зберігання та завантаження навчених моделей нейромереж.

Важливо використовувати інструменти оптимізації та профілювання для підвищення швидкодії програми та ефективності спрацювання нейромережі.

Ці аспекти стануть важливими особливостями програмування процесу класифікації об'єктів з орієнтацією на медичне діагностування, яке реалізовано на мові програмування C#. Їхнє ретельне врахування сприятиме успішній розробці та ефективному функціонуванню системи діагностики.

Отже, особливістю нейромережної класифікації біомедичних об'єктів є необхідність паралельного формування m лінійних дискримінантних функцій, а також паралельне спрацювання латеральних від'ємних зв'язків між нейроподібними елементами конкурентного шару у нейромережі.

Крім того, паралельним буде і спрацювання нейроподібних елементів наступних двох шарів: маскувального і підсумкового шарів (рис. 3.2).

Такі особливості нейромережної класифікації об'єктів потребують реалізації специфічного оброблення лінійних дискримінантних функцій з поступовим визначенням серед них максимальної за значенням ЛДФ.

Accord.NET є потужною бібліотекою для машинного навчання та навчання нейромереж на мові програмування C#. Використання цієї бібліотеки спрощує створення, навчання та застосування нейромереж, зокрема, для класифікації медичних об'єктів.

```
// Приклад використання Accord.NET для навчання нейромережі
var teacher = new BackPropagationLearning(neuralNetwork);
teacher.RunEpoch(inputs, outputs);
```

Перед подачею даних на вхід нейромережі важливо виконати їхнє оброблення та перетворення. У мові програмування C# можна використовувати LINQ для зручного виконання цих операцій.

```
// Обробка медичних даних перед використанням
var processedData = medicalData.Select(data =>
PreprocessData(data)).ToArray();
```

Після навчання нейромережі важливо виконати перевірку, тобто класифікацію нових об'єктів та отримати результати. Останні свідчать про

точність класифікації та їх можна інтерпретувати для подальшого медичного діагностування.

```
// Класифікація нових об'єктів  
var classificationResult = neuralNetwork.Compute(newInputData);
```

У мові програмування C# можна використовувати засоби для реалізації процесу валідації та оцінювання результатів, що дозволяє визначити ефективність навчання нейромережі.

```
// Валідація та оцінка результатів  
var accuracy = ValidateResults(validationData, neuralNetwork);
```

Мова програмування C# дозволяє ефективно використовувати механізми серіалізації для збереження та завантаження навченої моделі нейромережі.

```
// Збереження навченої моделі  
neuralNetwork.Save("trainedModel.net");  
  
// Завантаження моделі для подальшого використання  
var loadedNetwork = (ActivationNetwork)Network.Load("trainedModel.net");
```

Для покращення ефективності класифікації об'єктів важливо використовувати інструменти оптимізації та профілювання для аналізу та оптимізації роботи коду програми.

```
// Профілювання коду для знаходження оптимізацій  
Profiler.Analyze(neuralNetworkClassificationMethod);
```

Ці аспекти дозволяють забезпечити ефективну та точну класифікацію медичних об'єктів за допомогою нейромережного класифікатора, процес класифікації якого реалізовано на мові програмування C#.

4.3 Результати комп'ютерного моделювання

Результатами комп'ютерного моделювання є формування рангів діагнозів захворювання на апендицит. Такий підхід базується на розробленій програмі на основі сформованих лінійних дискримінантних функцій (LDF) вигляду (4.1). Програму реалізовано на мові програмування C#.

Крім того, у програмі враховано особливості визначення максимальної лінійної дискримінантної функції (LDF) саме нейромережним способом, тобто з використанням латеральних від'ємних зв'язків між нейроподібними елементами конкурентного шару нейромережного класифікатора об'єктів.

У програмі використовується аналіз наборів закодованих даних (табл. 4.3), введених користувачем. Отримані результати та їх інтерпретація подаються у вигляді таблиці (рис. 4.1), де вказано клас і його ранг, а також значення розрахованої ЛДФ.

Першим кроком у використанні програми є введення даних користувачем. Кожен набір даних представляється вектором ознак x_1, x_2, \dots, x_8 . Програма перевіряє коректність введення, а також враховує кількість та правильність введених значень.

Нижче наведено фрагмент коду, який відповідає за етап введення даних:

```
for (int i = 0; i < NumOfSets; i++)
{
    Console.WriteLine($"Введіть значення x для {i + 1} - ");
    string inputValue = Console.ReadLine();
    if (!inputValue.StartsWith($"{i + 1} - (") || !inputValue.EndsWith(")"))
    {
        Console.WriteLine($"Невірний формат введення для {i + 1}. Введіть дані у форматі: {i + 1} - (x1 x2 x3 x4 x6 x7 x8)");
    }
}
```

```

    return;
}
}

```

Після успішного введення даних програма розраховує значення лінійних дискримінантних функцій (LDF1, LDF2, LDF3, LDF4) для кожного набору даних. Здійснюється також порівняння цих значень для визначення максимального та відповідного рангу.

Фрагмент коду, що реалізує етап обчислення значень лінійних дискримінантних функцій та формування їхніх рангів в процесі поступового обнулення лінійних дискримінантних функцій, має такий вигляд:

```

for (int i = 0; i < NumOfSets; i++)
{
    int rank = 1;
    int maxRankLDF = 1; // Зберігає ранг LDF з максимальним значенням
    double maxLDF = LDF1;
    if (LDF2 > maxLDF)
    {
        maxLDF = LDF2;
        maxRankLDF = rank + 1;
    }
    Console.WriteLine($"{i + 1,-6}{maxRankLDF,-8}LDF{maxRankLDF,-6}{0.25
* (LDF2 + LDF3 + LDF4),-15:F1}{rank + 3}");
}

```

Отримані результати імітаційного моделювання виводяться у зручному табличному вигляді (рис. 4.1). У цій таблиці кожен рядок відповідає одному набору даних. Для кожного з чотирьох класів (діагнозів) наводяться два приклади класифікації з ранжуванням результатів.

Для кожного набору даних надається номер, клас, визначення максимальної LDF серед визначених LDF_1, \dots, LDF_4 , числове значення ЛДФ, яке розраховане за певною формулою, та ранг, що пов'язаний із максимальним значенням LDF.

Номер	Клас	MAX LDF	Значення ЛДФ	Ранг
1	1	LDF1	29,6	4
2	1	LDF1	35,5	4
3	2	LDF2	43,7	4
4	2	LDF2	45,4	4
5	3	LDF3	28,2	4
6	3	LDF3	30,0	4
7	4	LDF4	-7,6	4
8	4	LDF4	1,2	4

Рисунок 4.1 — Отримані результати комп'ютерного моделювання

Наведені на рис. 4.1 результати імітаційного моделювання процесу нейромережної класифікації біомедичних об'єктів з ранжуванням результатів повністю підтвердили правильність діагностування захворювань на апендицит, що співпадають з даними з табл. 4.3.

Принцип ранжування в даному випадку дає можливість визначитись з найбільш вірогідним діагнозом захворювання, а також показати найближчий до нього діагноз за його рангом. А це, у свою чергу, дозволить лікарю прийняти остаточне рішення щодо діагнозу захворювання або з повторенням результатів попередніх аналізів, або з розширенням списку аналізів, тобто розширення списку симптомів.

5. ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА

5.1 Комерційний та технологічний аудит науково-технічної розробки

Метою даного розділу є проведення технологічного аудиту, в даному випадку нового програмного забезпечення, призначеного для класифікації біомедичних об'єктів. Особливістю програми є те, що дана методика використовує технологію нейромережної класифікації об'єктів в процесі медичного діагностування захворювань апендициту, що дозволяє визначити ранги входження симптомів до визначених 4 діагнозів (класів) в режимі реального часу. Крім того, програмний продукт використовує перспективну методику класифікації об'єктів на базі дискримінантних функцій, тому він не має вітчизняних аналогів, а відомі закордонні, не є загальнодоступними для звичайного використання.

Для проведення комерційного та технологічного аудиту залучають не менше 3-х незалежних експертів. Оцінювання науково-технічного рівня розробки та її комерційного потенціалу рекомендується здійснювати із застосуванням п'ятибальної системи оцінювання за 12-ма критеріями, у відповідності із табл. 5.1.

Таблиця 5.1 — Рекомендовані критерії оцінювання комерційного потенціалу розробки та їх можлива бальна оцінка

Бали (за 5-ти бальною шкалою)					
Критерій	0	1	2	3	4
Технічна здійсненність концепції					
1	Достовірність концепції не підтверджена	Концепція підтверджена експертними висновками	Концепція підтверджена розрахунками	Концепція перевірена на практиці	Перевірено роботоздатність продукту в реальних умовах

Продовження табл. 5.1

Ринкові переваги					
2	Багато аналогів на малому ринку	Мало аналогів на малому ринку	Кілька аналогів на великому ринку	Один аналог на великому ринку	Продукт не має аналогів на великому ринку
3	Ціна продукту значно вища за ціни аналогів	Ціна продукту дещо вища за ціни аналогів	Ціна продукту приблизно дорівнює цінам аналогів	Ціна продукту дещо нижче за ціни аналогів	Ціна продукту значно нижче за ціни аналогів
4	Технічні та споживчі властивості продукту значно гірші, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту трохи гірші, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту на рівні аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту трохи кращі, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту значно кращі, ніж в аналогів
5	Експлуатаційні витрати значно вищі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати дещо вищі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати на рівні експлуатаційних витрат аналогів	Експлуатаційні витрати трохи нижчі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати значно нижчі, ніж в аналогів
Ринкові перспективи					
6	Ринок малий і не має позитивної динаміки	Ринок малий, але має позитивну динаміку	Середній ринок з позитивною динамікою	Великий стабільний ринок	Великий ринок з позитивною динамікою
7	Активна конкуренція великих компаній на ринку	Активна конкуренція	Помірна конкуренція	Незначна конкуренція	Конкурентів немає
Практик на здійсненність					
8	Відсутні фахівці як з технічної, так і з комерційної реалізації ідеї	Необхідно наймати фахівців або витратити значні кошти та час на навчання наявних фахівців	Необхідне незначне навчання фахівців та збільшення їх штату	Необхідне незначне навчання фахівців	Є фахівці з питань як з технічної, так і з комерційної реалізації ідеї

Продовження табл. 5.1

9	Потрібні значні фінансові ресурси, які відсутні. Джерела фінансування ідеї відсутні	Потрібні незначні фінансові ресурси. Джерела фінансування відсутні	Потрібні значні фінансові ресурси. Джерела фінансування є	Потрібні незначні фінансові ресурси. Джерела фінансування є	Не потребує додаткового фінансування
10	Необхідна розробка нових матеріалів	Потрібні матеріали, що використовуються у військово-промисловому комплексі	Потрібні дорогі матеріали	Потрібні досяжні та дешеві матеріали	Всі матеріали для реалізації ідеї відомі та давно використовуються у виробництві
11	Термін реалізації ідеї більший за 10 років	Термін реалізації ідеї більший за 5 років. Термін окупності інвестицій більше 10-ти років	Термін реалізації ідеї від 3-х до 5-ти років. Термін окупності інвестицій більше 5-ти років	Термін реалізації ідеї менше 3-х років. Термін окупності інвестицій від 3-х до 5-ти років	Термін реалізації ідеї менше 3-х років. Термін окупності інвестицій менше 3-х років
12	Необхідна розробка регламентних документів та отримання великої кількості дозвільних документів на виробництво та реалізацію продукту	Необхідно отримання великої кількості дозвільних документів на виробництво та реалізацію продукту, що вимагає значних коштів та часу	Процедура отримання дозвільних документів для виробництва та реалізації продукту вимагає незначних коштів та часу	Необхідно тільки повідомлення відповідним органам про виробництво та реалізацію продукту	Відсутні будь-які регламентні обмеження на виробництво та реалізацію продукту

Усі дані по кожному параметру занесено в таблиці 5.2

Таблиця 5.2 — Результати оцінювання комерційного потенціалу розробки

Критерії оцінювання	ПІБ експертів		
	Експерт 1	Експерт 2	Експерт 3
	Бали		
Технічна здійсненність концепції	3	4	4
Наявність аналогів на ринку	4	3	3
Цінова політика	3	4	3
Технічні та споживчі властивості виробу	4	3	4
Експлуатаційні витрати	3	4	3
Ринок збуту	3	3	3
Конкурентоспроможність	4	4	3
Фахівці з технічної і комерційної реалізації	4	3	4
Фінансування	4	3	4
Матеріально-технічна база	4	4	3
Термін реалізації ідеї	3	4	3
Супровідна документація	3	4	3
Сума	42	43	40
Середньоарифметична сума балів	$(42+43+40) / 3 = 41,66$		

За даними таблиці 5.2 можна зробити висновок щодо рівня комерційного потенціалу даної розробки. Для цього доцільно скористатись рекомендаціями, наведеними в таблиці 5.3.

Таблиця 5.3 — Рівні комерційного потенціалу розробки

Середньоарифметична сума балів СБ , розрахована на основі висновків експертів	Рівень комерційного потенціалу розробки
0-10	Низький
11-20	Нижче середнього
21-30	Середній
31-40	Вище середнього
41-48	Високий

Як видно з таблиці, рівень комерційного потенціалу розроблюваного нового програмного модулю є високим, що досягається за рахунок того, що програмний модуль не має відчизняних аналогів, а зарубіжні системи є дороговартісні та важкодоступні.

5.2 Прогнозування витрат на виконання науково-дослідної (дослідно-конструкторської) роботи

Основна заробітна плата розробників, яка розраховується за формулою:

$$Z_o = \frac{M}{T_p} \cdot t, \quad (5.1)$$

де M — місячний посадовий оклад конкретного розробника (дослідника), грн.;

T_p — число робочих днів в місяці, 22 днів;

t — число днів роботи розробника (дослідника).

Результати розрахунків зведемо до таблиці 5.3.

Таблиця 5.3 — Основна заробітна плата розробників

Найменування посади	Місячний посадовий оклад, грн.	Оплата за робочий день, грн.	Число днів роботи	Витрати на заробітну плату, грн.
Керівник проекту	48000	1548,38	40	61935,2
Програміст	39000	1258,06	40	50322,4
Всього				112257,6

Так як в даному випадку розробляється програмний продукт, то розробник виступає одночасно і основним робітником, і тестувальником розроблюваного програмного продукту.

Додаткова заробітна плата розробників, які приймали участь в розробці обладнання.

Додаткова заробітна плата прийнято розраховувати як 15 % від основної заробітної плати розробників та робітників:

$$Z_d = Z_o \cdot 15 \% / 100 \% , \quad (5.2)$$

$$Z_d = (112257,6 \cdot 15 \% / 100 \%) = 16838,64 \text{ (грн.)}$$

Згідно діючого законодавства нарахування на заробітну плату складають 22 % від суми основної та додаткової заробітної плати.

$$H_3 = (Z_o + Z_d) \cdot 22 \% / 100\% \quad (5.3)$$

$$H_3 = (112257,6 + 16838,64) \cdot 22 \% / 100 \% = 28401,17 \text{ (грн.)}$$

Оскільки для розроблювального пристрою не потрібно витратити матеріали та комплектуючі, то витрати на матеріали і комплектуючі дорівнюють нулю.

Амортизація обладнання, яке використовувалось для проведення розробки.

Амортизація обладнання, що використовувалось для розробки в спрощеному вигляді амортизація обладнання, що використовувалась для розробки розраховується за формулою:

$$A = \frac{Ц}{T_B} \cdot \frac{t_{\text{вик}}}{12} \text{ [грн.]}. \quad (5.4)$$

де Ц — балансова вартість обладнання, грн.;

T — термін корисного використання обладнання згідно податкового законодавства, років

$t_{\text{вик}}$ — термін використання під час розробки, місяців

Розрахуємо, для прикладу, амортизаційні витрати на комп'ютер балансова вартість якого становить 28000 грн., термін його корисного використання згідно податкового законодавства — 2 роки, а термін його використання — 1,95 міс.

$$A_{\text{обл}} = \frac{28000}{2} \times \frac{1,95}{12} = 2275 \text{ грн.}$$

Аналогічно визначаємо амортизаційні витрати на інше обладнання та приміщення. Розрахунки занесено до таблиці 5.4.

Але, так як вартість ліцензійної ОС та спеціалізованих ліцензійних нематеріальних ресурсів менше 20000 грн, то даний нематеріальний актив не амортизується, а його вартість включається у вартість розробки повністю, $V_{нем.ак.} = 600$ грн.

Таблиця 5.4 — Амортизаційні відрахування матеріальних і нематеріальних ресурсів для розробників

Найменування обладнання	Балансова вартість, грн.	Строк корисного використання, років	Термін використання обладнання, місяців	Амортизаційні відрахування, грн.
Комп'ютер та комп'ютерна периферія (HP 15s)	28000	2	1,33	1551,66
Офісне обладнання (меблі)	22000	4	1,33	609,58
Приміщення	1150000	20	1,33	6372,90
Всього				8534,14

Тарифи на електроенергію для побутових споживачів (промислових підприємств) відрізняються від тарифів на електроенергію для населення. При цьому тарифи на розподіл електроенергії у різних постачальників (енергорозподільних компаній), будуть різними.

Крім того, розмір тарифу залежить від класу напруги (1-й або 2-й клас). Тарифи на розподіл електроенергії для всіх енергорозподільних компаній встановлює Національна комісія з регулювання енергетики і комунальних послуг (НКРЕКП). Витрати на силову електроенергію розраховуються за формулою:

$$V_e = V \cdot П \cdot \Phi \cdot K_n, \quad (5.5)$$

де V — вартість 1 кВт-години електроенергії для 1 класу підприємства, $V = 31.6$ грн./кВт;

Π — встановлена потужність обладнання, кВт. $\Pi = 0,3$ кВт;

Φ — фактична кількість годин роботи обладнання, годин.

K_{Π} — коефіцієнт використання потужності, $K_{\Pi} = 0,9$.

$$V_{\epsilon} = 0,9 \cdot 0,3 \cdot 8 \cdot 40 \cdot 31,6 = 2730,24 \text{ (грн.)}$$

Інші витрати та загальновиробничі витрати.

До статті «Інші витрати» належать витрати, які не знайшли відображення у зазначених статтях витрат і можуть бути віднесені безпосередньо на собівартість досліджень за прямими ознаками. Витрати за статтею «Інші витрати» розраховуються як 50...100% від суми основної заробітної плати дослідників:

$$I_{\text{в}} = (З_{\text{о}} + З_{\text{р}}) \cdot \frac{H_{\text{ів}}}{100\%}, \quad (5.6)$$

де $H_{\text{ів}}$ — норма нарахування за статтею «Інші витрати».

$$I_{\epsilon} = 112257,6 \cdot 95\% / 100\% = 106644,72 \text{ (грн.)}$$

До статті «Накладні (загальновиробничі) витрати» належать: витрати, пов'язані з управлінням організацією; витрати на винахідництво та раціоналізацію; витрати на підготовку (перепідготовку) та навчання кадрів; витрати, пов'язані з набором робочої сили; витрати на оплату послуг банків; витрати, пов'язані з освоєнням виробництва продукції; витрати на науково-технічну інформацію та рекламу та ін.

Витрати за статтею «Накладні (загальновиробничі) витрати» розраховуються як 100...150% від суми основної заробітної плати дослідників:

$$H_{\text{нзв}} = (З_{\text{о}} + З_{\text{р}}) \cdot \frac{H_{\text{нзв}}}{100\%}, \quad (5.7)$$

де $H_{нзв}$ — норма нарахування за статтею «Накладні (загальновиробничі) витрати».

$$H_{нзв} = 112257,6 * 145 \% / 100 \% = 162773,52 \text{ (грн.)}$$

Витрати на проведення науково-дослідної роботи.

Сума всіх попередніх статей витрат дає загальні витрати на проведення науково-дослідної роботи:

$$B_{заг} = 112257,6 + 16838,64 + 28401,17 + 8534,14 + 600 + 2730,24 + 106644,72 + 162773,52 = 438780,03 \text{ грн.}$$

Розрахунок загальних витрат на науково-дослідну (науково-технічну) роботу та оформлення її результатів.

Загальні витрати на завершення науково-дослідної (науково-технічної) роботи та оформлення її результатів розраховуються ZB , визначається за формулою:

$$ZB = \frac{B_{заг}}{\eta} \text{ (грн)}, \quad (5.8)$$

де η — коефіцієнт, який характеризує етап (стадію) виконання науково-дослідної роботи.

Так, якщо науково-технічна розробка знаходиться на стадії: науково-дослідних робіт, то $\eta=0,1$; технічного проектування, то $\eta=0,2$; розробки конструкторської документації, то $\eta=0,3$; розробки технологій, то $\eta=0,4$; розробки дослідного зразка, то $\eta=0,5$; розробки промислового зразка, то $\eta=0,7$; впровадження, то $\eta=0,9$. Оберемо $\eta = 0,5$, так як розробка, на даний момент, знаходиться на стадії дослідного зразка:

$$ЗВ = 438780,03 / 0,5 = 877560,06 \text{ грн.}$$

5.3 Розрахунок економічної ефективності науково-технічної розробки за її можливої комерціалізації потенційним інвестором

В ринкових умовах узагальнювальним позитивним результатом, що його може отримати потенційний інвестор від можливого впровадження результатів цієї чи іншої науково-технічної розробки, є збільшення у потенційного інвестора величини чистого прибутку.

Саме зростання чистого прибутку забезпечить потенційному інвестору надходження додаткових коштів, дозволить покращити фінансові результати його діяльності, підвищить конкурентоспроможність та може позитивно вплинути на ухвалення рішення щодо комерціалізації цієї розробки.

Для того, щоб розрахувати можливе зростання чистого прибутку у потенційного інвестора від можливого впровадження науково-технічної розробки необхідно:

- вказати, з якого часу можуть бути впроваджені результати науково-технічної розробки;
- зазначити, протягом скількох років після впровадження цієї науково-технічної розробки очікуються основні позитивні результати для потенційного інвестора (наприклад, протягом 3-х років після її впровадження);
- кількісно оцінити величину існуючого та майбутнього попиту на цю або аналогічні чи подібні науково-технічні розробки та назвати основних суб'єктів (зацікавлених осіб) цього попиту;
- визначити ціну реалізації на ринку науково-технічних розробок з аналогічними чи подібними функціями.

При розрахунку економічної ефективності потрібно обов'язково враховувати зміну вартості грошей у часі, оскільки від вкладення інвестицій до

отримання прибутку минає чимало часу. При оцінюванні ефективності інноваційних проектів передбачається розрахунок таких важливих показників:

- абсолютного економічного ефекту (чистого дисконтованого доходу);
- внутрішньої економічної дохідності (внутрішньої норми дохідності);
- терміну окупності (дисконтованого терміну окупності).

Аналізуючи напрямки проведення науково-технічних розробок, розрахунок економічної ефективності науково-технічної розробки за її можливої комерціалізації потенційним інвестором можна об'єднати, враховуючи визначені ситуації з відповідними умовами.

Розробка чи суттєве вдосконалення програмного засобу (програмного забезпечення, програмного продукту) для використання масовим споживачем.

В цьому випадку майбутній економічний ефект буде формуватися на основі таких даних:

$$\Delta\Pi_i = (\pm\Delta C_0 \cdot N + C_0 \cdot \Delta N)_i \cdot \lambda \cdot \rho \cdot \left(1 - \frac{\nu}{100}\right), \quad (5.10)$$

де $\pm \Delta C_0$ — зміна вартості програмного продукту (зростання чи зниження) від впровадження результатів науково-технічної розробки в аналізовані періоди часу;

N — кількість споживачів які використовували аналогічний продукт у році до впровадження результатів нової науково-технічної розробки;

C_0 — основний оціночний показник, який визначає діяльність підприємства у даному році після впровадження результатів наукової розробки,

$$C_0 = C_6 \pm \Delta C_0;$$

C_6 — вартість програмного продукту у році до впровадження результатів розробки;

ΔN — збільшення кількості споживачів продукту, в аналізовані періоди часу, від покращення його певних характеристик;

λ — коефіцієнт, який враховує сплату податку на додану вартість. Ставка податку на додану вартість дорівнює 20%, а коефіцієнт $\lambda = 0,8333$.

p — коефіцієнт, який враховує рентабельність продукту;

ϑ — ставка податку на прибуток, у 2023 році $\vartheta = 18\%$.

Припустимо, що при прогнозованій ціні 500 грн. за одиницю виробу, термін збільшення прибутку складе 3 роки. Після завершення розробки і її вдосконалення, можна буде підняти її ціну на 100 грн.

Кількість одиниць реалізованої продукції також збільшиться: протягом першого року — на 25000 шт., протягом другого року — на 37000 шт., протягом третього року на 50000 шт. До моменту впровадження результатів наукової розробки реалізації продукту не було:

$$\Delta\Pi_1 = (0*500 + (500 + 100) * 25000) * 0,8333 * 0,33 * (1 - 0,18) = 3382364,7 \text{ грн.}$$

$$\Delta\Pi_2 = (0*500 + (500 + 100) * (25000 + 37000)) * 0,8333 * 0,33 * (1 - 0,18) = 10229590,8 \text{ грн.}$$

$$\Delta\Pi_3 = (0*500 + (500 + 100) * (25000 + 37000 + 50000)) * 0,8333 * 0,33 * (1 - 0,18) = 15152993,85 \text{ грн.}$$

Отже, комерційний ефект від реалізації результатів розробки за три роки складе 28764949,35 грн.

Розрахунок ефективності вкладених інвестицій та періоду їх окупності.

Розраховуємо приведену вартість збільшення всіх чистих прибутків Π_i , що їх може отримати потенційний інвестор від можливого впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки:

$$\Pi\Pi = \sum_1^T \frac{\Delta\Pi_i}{(1+\tau)^t}, \quad (5.11)$$

де $\Delta\Pi_i$ – збільшення чистого прибутку у кожному із років, протягом яких виявляються результати виконаної та впровадженої науково-дослідної (науково-технічної) роботи, грн;

T – період часу, протягом якого виявляються результати впровадженої науково-дослідної (науково-технічної) роботи, роки;

τ – ставка дисконтування, за яку можна взяти щорічний прогнозований рівень інфляції в країні, $\tau = 0,05 \dots 0,15$;

t — період часу (в роках).

Збільшення прибутку ми отримаємо починаючи з першого року:

$$\text{ПП} = (3382364,7 / (1+0,1)^1) + (10229590,8 / (1+0,1)^2) + (15152993,85 / (1+0,1)^3) = 3074877 + 8454207,27 + 11384668,55 = 22913752,82 \text{ грн.}$$

Далі розраховують величину початкових інвестицій PV , які потенційний інвестор має вкласти для впровадження і комерціалізації науково-технічної розробки. Для цього можна використати формулу:

$$PV = k_{inv} * ZB, \quad (5.12)$$

де k_{inv} — коефіцієнт, що враховує витрати інвестора на впровадження науково-технічної розробки та її комерціалізацію. Це можуть бути витрати на підготовку приміщень, розробку технологій, навчання персоналу, маркетингові заходи тощо; зазвичай $k_{inv} = 2 \dots 5$, але може бути і більшим;

ZB — загальні витрати на проведення науково-технічної розробки та оформлення її результатів, грн.

$$PV = 2 * 877560,06 = 1755120,12 \text{ грн.}$$

Тоді абсолютний економічний ефект E_{abc} або чистий приведений дохід (NPV, Net Present Value) для потенційного інвестора від можливого впровадження та комерціалізації науково-технічної розробки становитиме:

$$E_{abc} = III - PV, \quad (5.13)$$

$$E_{abc} = 22913752,82 - 1755120,12 = 21158632,7 \text{ грн.}$$

Оскільки $E_{abc} > 0$ то вкладання коштів на виконання та впровадження результатів даної науково-дослідної (науково-технічної) роботи може бути доцільним.

Для остаточного прийняття рішення з цього питання необхідно розрахувати внутрішню економічну дохідність або показник внутрішньої норми дохідності (IRR, Internal Rate of Return) вкладених інвестицій та порівняти її з так званою бар'єрною ставкою дисконтування, яка визначає ту мінімальну внутрішню економічну дохідність, нижче якої інвестиції в будь-яку науково-технічну розробку вкладати буде економічно недоцільно.

Розрахуємо відносну (щорічну) ефективність вкладених в наукову розробку інвестицій E_e . Для цього використаємо формулу:

$$E_e = \sqrt[T_{ж}]{1 + \frac{E_{abc}}{PV}} - 1, \quad (5.14)$$

$T_{ж}$ – життєвий цикл наукової розробки, роки.

$$E_e = \sqrt[3]{1 + 21158632,7 / 1755120,12} - 1 = 1,35$$

Визначимо мінімальну ставку дисконтування, яка у загальному вигляді визначається за формулою:

$$\tau = d + f, \quad (5.15)$$

де d — середньозважена ставка за депозитними операціями в комерційних банках; в 2023 році в Україні $d = (0,09...0,14)$;

f — показник, що характеризує ризикованість вкладень; зазвичай, величина $f = (0,05...0,5)$.

$$\tau_{min} = 0,14 + 0,1 = 0,24$$

Так як $E_B > \tau_{min}$, то інвестор може бути зацікавлений у фінансуванні даної наукової розробки.

Розрахуємо термін окупності вкладених у реалізацію наукового проекту інвестицій за формулою:

$$T_{ок} = \frac{1}{E_B}, \quad (5.16)$$

$$T_{ок} = 1 / 1,35 = 0,74 \text{ р.}$$

Оскільки $T_{ок} < 3$ -х років, а саме термін окупності рівний 0,74 роки, то фінансування даної наукової розробки є доцільним.

Розрахунком витрат на розробку нового програмного модулю є сума, яка складає 877560 гривень. Було спрогнозовано орієнтовану величину витрат по кожній з статей витрат.

Також розраховано чистий прибуток, який може отримати виробник від реалізації нового технічного рішення, розраховано період окупності витрат для інвестора та економічний ефект при використанні даної розробки.

В результаті аналізу розрахунків можна зробити висновок, що розроблений програмний модуль є висококонкурентоспроможним. Період окупності складе близько 0,74 роки.

ВИСНОВКИ

Аналіз методів та засобів класифікації об'єктів показав, що сучасне медичне діагностування використовує методи машинного навчання та нейротехнології для поліпшення точності та швидкості медичного діагностування. В цьому випадку інтерес представляє формування рангів отриманих результатів в процесі нейромережної класифікації, що дозволяє в подальшому уточнити діагноз захворювання.

Використання дискримінантного аналізу для нейромережної класифікації біомедичних об'єктів при медичному діагностуванні забезпечує достатній рівень точності класифікації при використанні статистичних методів опису об'єктів.

Досліджено структурну організацію та принцип функціонування нейромережного класифікатора об'єктів з розширеними функціональними можливостями за рахунок ранжування результатів класифікації біомедичних об'єктів, що дозволить забезпечити зручність оцінювання отриманих результатів.

Проведено імітаційне моделювання процесу класифікації об'єктів з ранжуванням результатів на мові програмування C# на прикладах медичного діагностування захворювань на апендицит, яке підтвердило правильність попереднього медичного діагностування.

Виконано економічні розрахунки з обґрунтування доцільності виконання нейромережного класифікатора об'єктів з ранжуванням результатів, розраховано фінансові витрати на створення програми та визначено економічні переваги від впровадження запропонованого наукового рішення у вигляді завершеної програми. Розроблена програма відповідає всім вимогам, що були поставлені при її розробці.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Т. Б. Мартинюк, та С. Ю. Федоров, ”Моделювання процесу класифікації з ранжуванням результатів”, на науково-технічній інтернет-конференції *Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи*, Вінниця, 2023. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2024/paper/viewFile/19656/16304>
2. Експертні системи в практичній медицині. [Електронний ресурс]. Режим доступу: https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/6095/1/49_01.pdf
3. Т. Б. Мартинюк, та Я.В. Запетрук, “Нейромережевий підхід до медичної експрес-діагностики”, *Вісник вінницького політехнічного інституту*, №6, с.37-44. 2019. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://visnyk.vntu.edu.ua/index.php/visnyk/article/view/2441/2340>
4. Ю. П. Зайченко, *Основи проектування інтелектуальних систем*. Київ, Україна: Слово, 2004.
5. В. Вуйцік , О. З. Готра, та В. В. Григор’єв, *Експертні системи*: Навч. посібник. Львів, Україна: Ліга-Пресс, 2006.
6. Методи класифікації інформації. [Електронний ресурс]. Режим доступу: http://helpstudenty.at.ua/publ/katalog_dlja_students/informacionnye_sistemy/metodi_klasifikacii_informacii/25-1-0-741. Дата звернення: Трав. 20, 2019.
7. В. Ф. Ситник, *Системи підтримки прийняття рішень*: Навч. посібник. Київ, Україна: КНЕУ, 2004.
8. Класифікація з навчанням. дискримінантний аналіз. [Електронний ресурс] Режим доступу: https://stud.com.ua/93361/statistika/klasifikatsiya_navchanniam_diskriminantniy_analiz
9. Модель дискримінантного аналізу. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://posibniki.com.ua/post-model-diskriminantnogo-analizu>
10. Т. Б. Мартинюк, А. В. Медвідь, та О. М. Гуцол “Моделювання процесу ранжирування значень дискримінантних функцій”, *Вісник Вінницького політехнічного інституту*, №5, с.74-80. 2013. [Електронний ресурс]. Режим

доступу:

<https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/6648/1035.pdf?sequence=3>

11. Ранжування числових даних. [Електронний ресурс]. Режим доступу: http://ni.biz.ua/17/17_3/17_34569_ranzhivovanie-chislovih-dannih.html
12. Г. М. Гнатієнко, та В. Є. Снитюк, *Експертні технології прийняття рішень*. Київ, Україна: ТОВ “Маклаут”, 2008.
13. В. І. Бойко, Л. П. Ларичева, В. О. Устименко, та О. П. Луценко, “Використання нейронних мереж для обробки сигналу в ехоенцефалографії”, *Електроніка и связь*, №3, с. 112-115. 2010. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://www.dstu.dp.ua/Portal/Data/74/66/6st-3.pdf>
14. О. Г. Руденко, та Є. В. Бодянський, *Штучні нейронні мережі*: Навч. посібник. Харків, Україна: ТОВ “Компанія СМІТ”, 2006.
15. П. В. Тимошук, *Штучні нейронні мережі*: Навч. посібник. Львів, Україна: Видавництво Львівської політехніки, 2011.
16. S. Osowski, *Sieci neuronowe do przetwarzania informacji*. Poland: Warszawa, 2000.
17. Г. Т. Олійник, І. В. Степанушко, та І. Б. Трегубенко, “Побудова класифікаторів в задачах біометричної ідентифікації та аутентифікації користувачів”, *Вісник Черкаського державного технічного університету*. №1, с. 37-40. 2009.
18. Т. Б. Мартинюк, М.Г. Тарновський, та Я.В. Запетрук, “Структурні особливості нейромережевого класифікатора”, *Вісник Вінницького політехнічного інституту*, №1, с.46-52. 2020. [Електронний ресурс]. Режим доступу: [https://visnyk.vntu.edu.ua/index.php/visnyk/article /view/2461/2357](https://visnyk.vntu.edu.ua/index.php/visnyk/article/view/2461/2357)
19. Т. Б. Мартинюк, Б. І. Круківський, та О. А. М’якішев, “Особливості моделей нейромережного класифікатора для розпізнавання об’єктів”, *Вісник Вінницького політехнічного інституту*, №4, с.56-63. 2022. [Електронний ресурс].
Режим доступу:
<https://visnyk.vntu.edu.ua/index.php/visnyk/article/view/2785/2609>
20. ALTERA. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://altera.com>

21. Архітектура ПЛІС FPGA. [Електронний ресурс]. Режим доступу: https://uk.everybodywiki.com/%D0%90%D1%80%D1%85%D1%96%D1%82%D0%B5%D0%BA%D1%82%D1%83%D1%80%D0%B0_%D0%9F%D0%9B%D0%86%D0%A1_FPGA

22. Д. В. Гаврілов, та О. В. Осадчук, *Основи комп'ютерного проектування та моделювання PEA*, ч.1. Вінниця, Україна: ВНТУ, 2015. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/7963>

23. Т. Б. Мартинюк, та А. В. Маслій, “Аналіз обчислювального процесу в нейромережевому класифікаторі”, *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*, № 3, с. 55-60. 2017.

24. C# programming guide. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://learn.microsoft.com/en-us/dotnet/csharp/programming-guide/>

ДОДАТОК А

Технічне завдання

Міністерство освіти та науки України

Вінницький національний технічний університет

Інститут інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії

Кафедра обчислювальної техніки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри обчислювальної техніки

д.т.н., проф. О.Д. Азаров

"26" вересня 2023 р**ТЕХНІЧНЕ ЗАВДАННЯ**

на виконання магістерської кваліфікаційної роботи

“Нейромережний класифікатор з ранжуванням результатів для медичного
діагностування”

08-54.МКР.020.00.000. ТЗ

Науковий керівник: д.т.н., проф.

_____ Мартинюк Т. Б.

Студент групи 1Кі-22м

_____ Федоров С. Ю.

1 Підстава для виконання магістерської кваліфікаційної роботи (МКР)

Підставою для розробки даної магістерської кваліфікаційної роботи є наказ ВНТУ №_____від «_»_____2023 року та рішення засідання кафедри обчислювальної техніки (протокол №від «_____»_____2023 року).

2 Мета і призначення МКР

2.1 Мета полягає у розширенні функціональних можливостей нейромережного класифікатора шляхом ранжування результатів медичного діагностування.

2.2 Призначення роботи полягає у створенні програми для розширення функціональних можливостей процесу нейромережної класифікації об'єктів з ранжуванням для медичного діагностування.

3 Вихідні дані для виконання МКР

3.1 Провести аналіз методів та засобів класифікації біомедичних об'єктів;

3.2 Дослідити теоретичний базис нейромережної класифікації об'єктів;

3.3 Розробити структурну схему нейромережного класифікатора об'єктів з ранжуванням результатів;

3.4 Описати принцип функціонування нейромережного класифікатора об'єктів з ранжуванням результатів;

3.5 Провести імітаційне моделювання процесу нейромережної класифікації з ранжуванням результатів

4 Вимоги до виконання МКР

Головна вимога — використати, як основний метод нейромережної класифікації об'єктів для медичного діагностування.

5 Етапи МКР та очікувані результати

Етапи роботи та очікувані результати приведено в таблиці А.1.

Таблиця А.1 — Етапи МКР

№ етапу	Назва етапу	Термін виконання		Очікувані результати
		початок	кінець	
1	Аналіз методів та засобів класифікації біомедичних об'єктів	20.09.2023р.	04.10.2023р.	Розділ 1
2	Теоретичний базис нейромережної класифікації об'єктів	05.10.2023р.	18.10.2023р.	Розділ 2
3	Нейромережний класифікатор об'єктів	19.10.2023р.	01.11.2023р.	Розділ 3
4	Імітаційне моделювання процесу класифікації об'єктів з ранжуванням результатів	02.11.2023р.	15.11.2023р.	Розділ 4
5	Економічна частина	17.11.2023р.	25.11.2023р.	Розділ 5

6 Матеріали, що подаються до захисту МКР

Пояснювальна записка МКР, графічні і ілюстративні матеріали, протокол попереднього захисту МКР на кафедрі, відзив наукового керівника, відзив опонента, анотації до МКР українською та іноземною мовами, нормоконтроль про відповідність оформлення МКР діючим вимогам.

7 Порядок контролю виконання та захисту МКР

Виконання етапів графічної та розрахункової документації МКР контролюється науковим керівником згідно зі встановленими термінами. Захист МКР відбувається на засіданні Державної екзаменаційної комісії, затвердженою

наказом ректора.

8 Вимоги до оформлювання та порядок виконання МКР

8.1 При оформлювання МКР використовуються:

- ДСТУ 3008: 2015 «Звіти в сфері науки і техніки. Структура та правила оформлювання»;
- ДСТУ 8302: 2015 «Бібліографічні посилання. Загальні положення та правила складання»;
- ГОСТ 2.104-2006 «Єдина система конструкторської документації. Основні написи»;
- методичні вказівки до виконання магістерських кваліфікаційних робіт зі спеціальності 123 — «Комп'ютерна інженерія». Кафедра обчислювальної техніки ВНТУ 2023;
- документами на які посилаються у вищевказаних.

8.2 Порядок виконання МКР викладено в «Положення про кваліфікаційні роботи на другому (магістерському) рівні вищої освіти СУЯ ВНТУ-03.02.02-П.001.01

ДОДАТОК Б

Узагальнена структурна схема класифікатора об'єктів

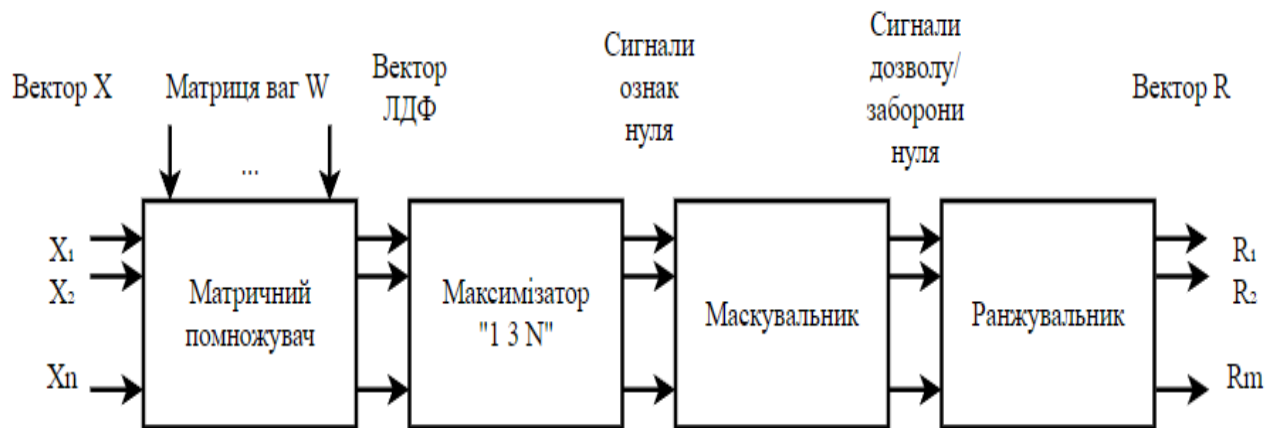


Рисунок Б.1 — Узагальнена структурна схема класифікатора об'єктів з ранжуванням результатів

ДОДАТОК В

Структурна схема неймережного класифікатор об'єктів

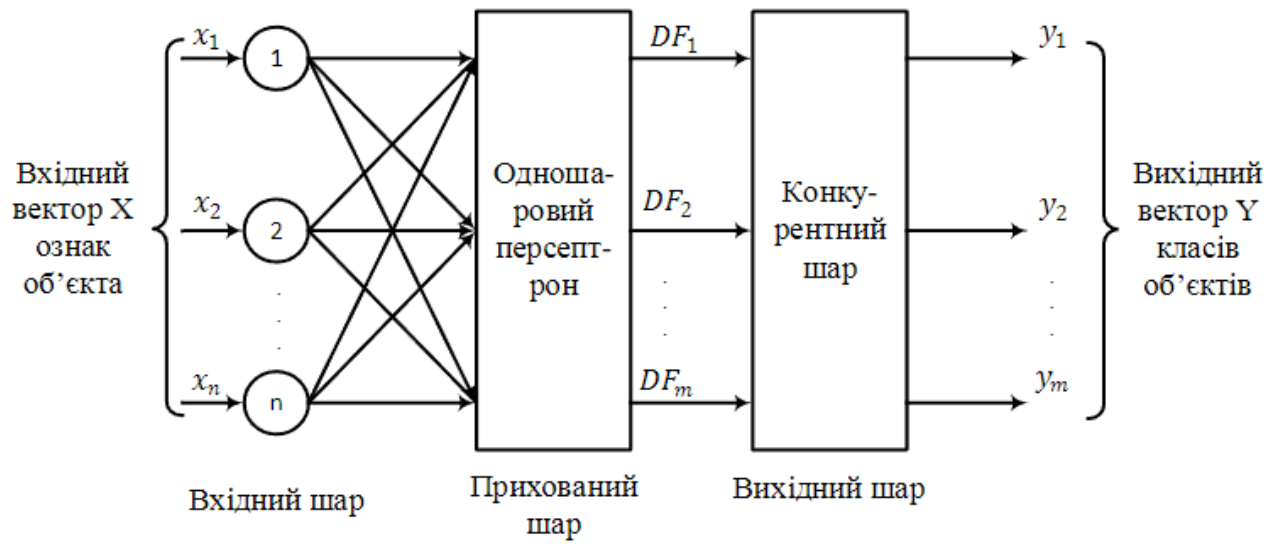


Рисунок В.1 — Структура неймережного класифікатора

ДОДАТОК Г

Топологічна схема з'єднань класифікатора

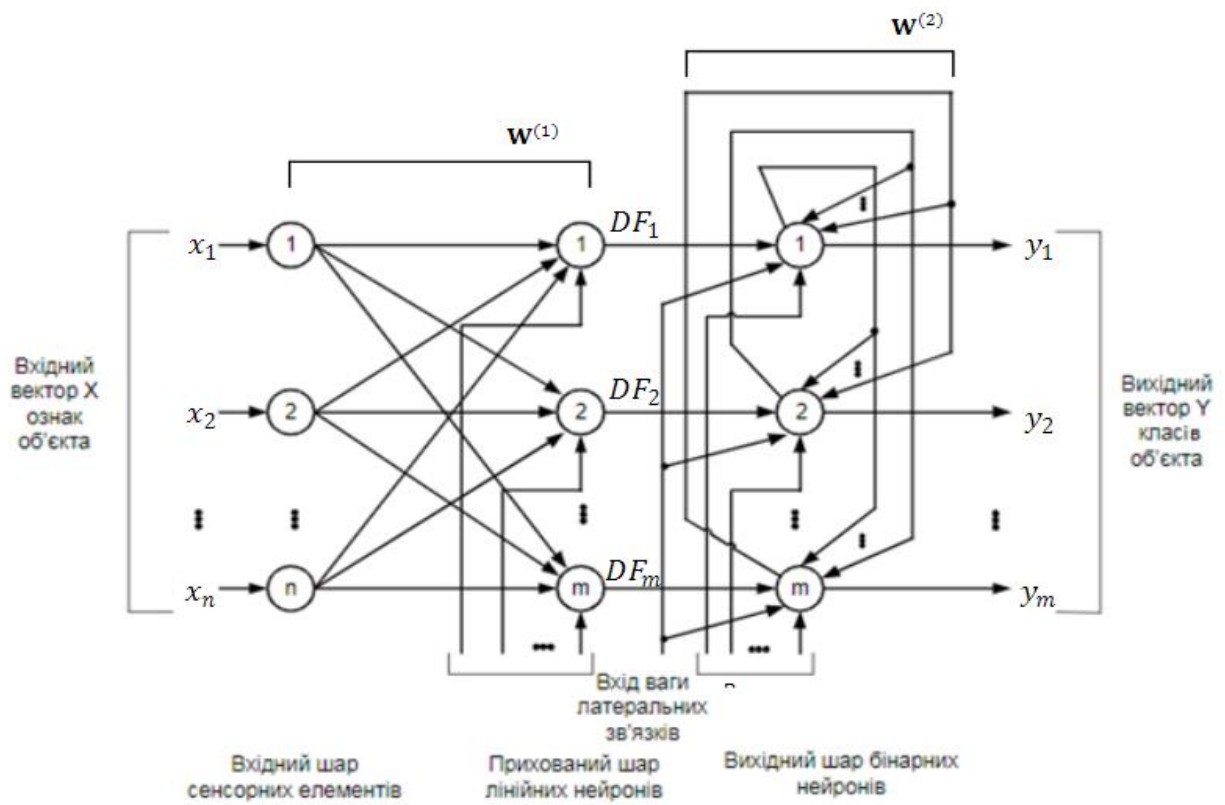


Рисунок Г.1 — Топологічна схема нейронного класифікатора

ДОДАТОК Д

Структурна схема класифікатора з ранжуванням результатів

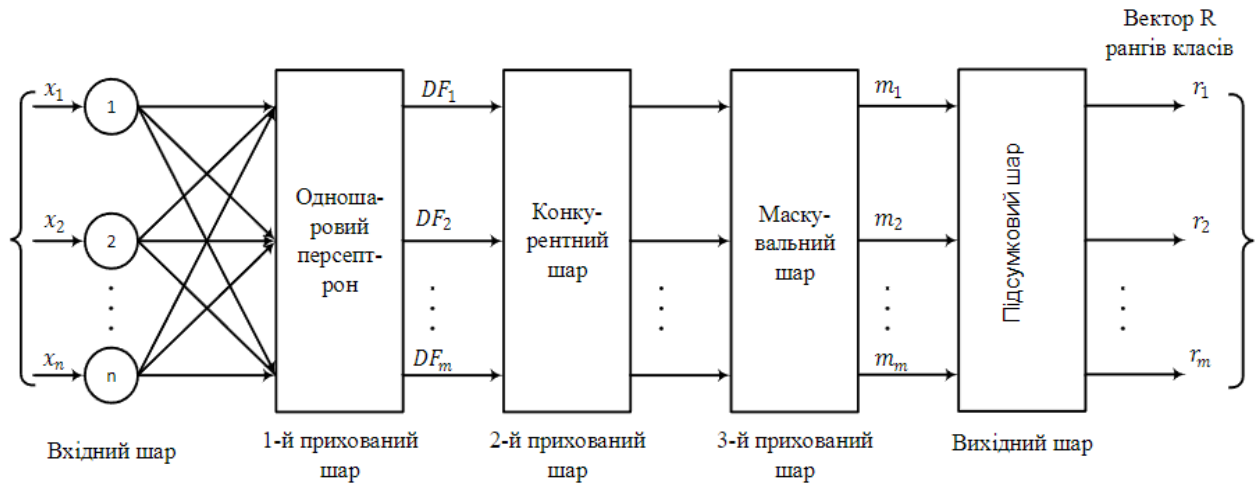


Рисунок Д.1 — Структура неймережного класифікатора з ранжуванням результатів

ДОДАТОК Е

Топологічна схема з'єднань класифікатора з ранжуванням

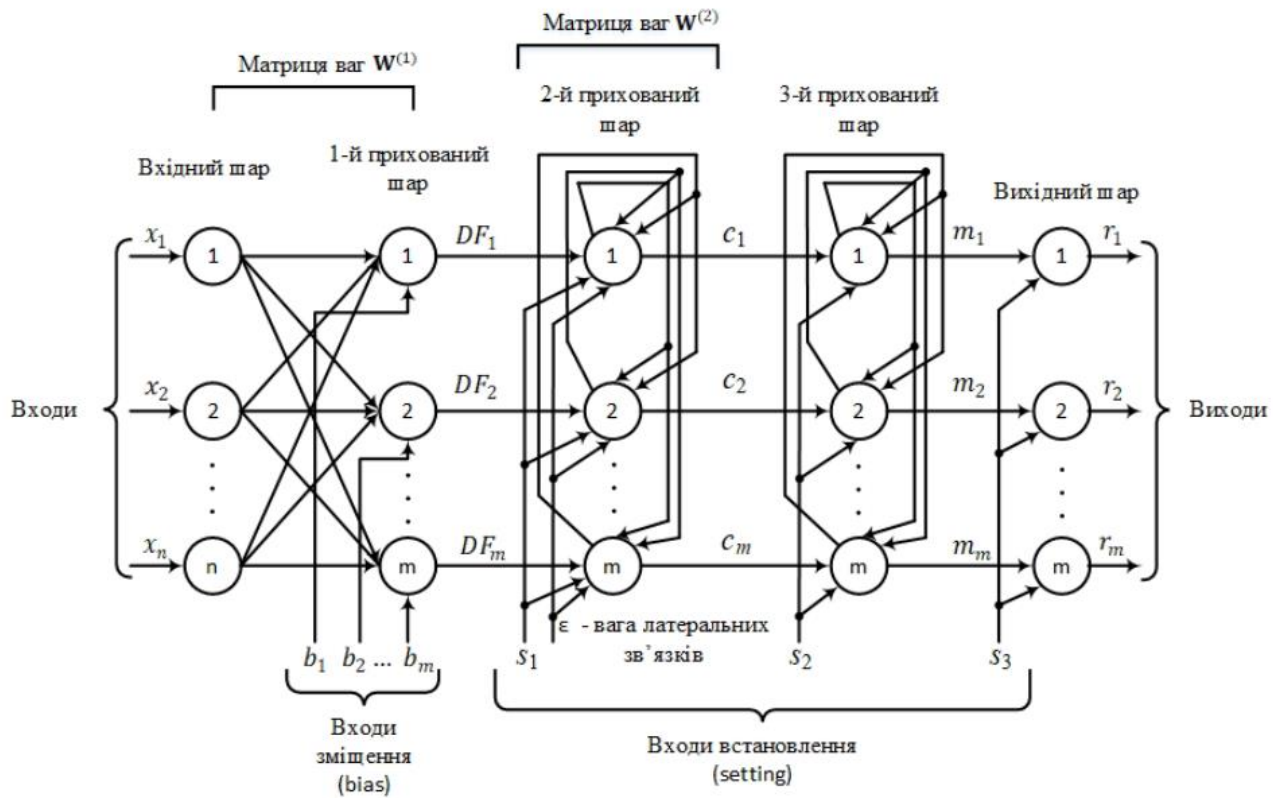


Рисунок Е.1 — Топологічна схема нейромережного класифікатора з ранжуванням класів

ДОДАТОК Ж

Лістинг програми процесу класифікації

```

using System;
class Program
{
    static void Main()
    {
        const int NumOfSets = 8;
        const int NumOfFeatures = 7;
        double[][] xValues = new double[NumOfSets][];
        int[] ranks = new int[NumOfSets];
        for (int i = 0; i < NumOfSets; i++)
        {
            Console.WriteLine($"Введіть значення x для {i + 1} - ");
            string inputValue = Console.ReadLine();
            if (!inputValue.StartsWith($"{i + 1} - ") || !inputValue.EndsWith(" "))
            {
                Console.WriteLine($"Невірний формат введення для {i + 1}. Введіть дані у форматі: {i + 1} - (x1 x2 x3 x4 x6 x7 x8)");
                return;
            }
            string[] inputValues = inputValue
                .Substring($"{i + 1} - (.Length, inputValue.Length - $"{i + 1} - (.Length)
                .Split(new[] { ' ', ')', '(' }, StringSplitOptions.RemoveEmptyEntries);
            if (inputValues.Length < NumOfFeatures)
            {
                Console.WriteLine($"Недостатньо значень x для {i + 1}. Введіть всі {NumOfFeatures} значень.");
                return;
            }
            xValues[i] = new double[NumOfFeatures];
            for (int j = 0; j < NumOfFeatures; j++)
            {
                xValues[i][j] = Convert.ToDouble(inputValues[j]);
            }
            ranks[i] = 1;
        }
        Console.WriteLine($"{"Номер",-6} {"Клас",-8} {"MAX LDF",-6} {"Значення ЛДФ",-15} {"Ранг",-18}");
        for (int i = 0; i < NumOfSets; i++)
        {
            Продовження лістингу програми процесу класифікації

```

```

        double LDF1 = -63.0 + 9.8 * xValues[i][0] + 3.6 * xValues[i][1] + 7.8 *
xValues[i][2] + 5.2 * xValues[i][3] + 14.3 * xValues[i][4] + 11.8 * xValues[i][5] +
11.3 * xValues[i][6];
        double LDF2 = -57.4 + 8.3 * xValues[i][0] + 4.9 * xValues[i][1] + 6.2 *
xValues[i][2] + 4.3 * xValues[i][3] + 13.5 * xValues[i][4] + 11.7 * xValues[i][5] +
10.6 * xValues[i][6];
        double LDF3 = -49.6 + 9.4 * xValues[i][0] + 4.7 * xValues[i][1] + 5.5 *
xValues[i][2] + 3.0 * xValues[i][3] + 12.3 * xValues[i][4] + 12.0 * xValues[i][5] + 8.3
* xValues[i][6];
        double LDF4 = -23.0 + 6.3 * xValues[i][0] + 2.5 * xValues[i][1] + 5.3 *
xValues[i][2] + 2.8 * xValues[i][3] + 7.8 * xValues[i][4] + 7.0 * xValues[i][5] + 5.8 *
xValues[i][6];
        int rank = 1;
        int maxRankLDF = 1;
        double maxLDF = LDF1;
        if (LDF2 > maxLDF)
        {
            maxLDF = LDF2;
            maxRankLDF = rank + 1;
        }
        if (LDF3 > maxLDF)
        {
            maxLDF = LDF3;
            maxRankLDF = rank + 2;
        }
        if (LDF4 > maxLDF)
        {
            maxLDF = LDF4;
            maxRankLDF = rank + 3;
        }
        Console.WriteLine($"{i + 1,-6}{maxRankLDF,-8}LDF{maxRankLDF,-6}{0.25 *
(LDF2 + LDF3 + LDF4),-15:F1} {rank+3}");
    }
    Console.ReadLine();
}
}

```

