

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ**

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

ПОГОДЖЕНО

**Декан факультету Інформаційних
технологій**

_____ Ігор БОЛБОТ
(підпис)
« ____ » _____ 2026 р.

ДОПУСКАЄТЬСЯ ДО ЗАХИСТУ

**Завідувач кафедри Комп'ютерних
систем, мереж та кібербезпеки**

_____ Дмитро КАСАТКІН
(підпис)
« ____ » _____ 2026 р.

БАКАЛАВРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

На тему: «Розроблення нейромережної експертної системи медичної діагностики»

Спеціальність F7 «Комп'ютерна інженерія»

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерна інженерія»

Гарант освітньої програми
канд. фіз.-мат. наук, доцент

(підпис)

Євгеній НІКІТЕНКО

**Керівник бакалаврської
кваліфікаційної роботи**
канд. техн. наук, доцент

(підпис)

Максим МІСЮРА

Виконав

(підпис)

Владислав АВРАМЧУК

КИЇВ-2026

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ**
Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

комп'ютерних систем, мереж та кібербезпеки
канд. пед. наук, доцент _____ Дмитро КАСАТКІН
« ____ » _____ 20 ____ р.

З А В Д А Н Н Я

**ДО ВИКОНАННЯ БАКАЛАВРСЬКОЇ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ
ЗДОБУВАЧУ**

Аврамчуку Владиславу Руслановичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

Спеціальність «Комп'ютерна інженерія»

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерна інженерія»

Тема кваліфікаційної бакалаврської роботи
«Розроблення нейромережної експертної системи медичної діагностики»

затверджена наказом ректора НУБіП України від «10» 12 2025 р. № 3072 «С»
Термін подання завершеної роботи на кафедру «2» 06 2026 р.

Вихідні дані до бакалаврської кваліфікаційної роботи

Мета роботи полягає в розробленні нейромережевої моделі експертної системи для медичної діагностики захворювань спини.

Перелік питань, що підлягають дослідженню:

Провести аналіз відомих моделей експертних систем на основі методів штучного інтелекту.

Розробити адаптивну модель нейромережевої експертної системи підтримки прийняття рішень при медичній діагностиці захворювань спини на основі бази знань отриманих від експертів.

Довести, що при повторному навчанні експертної нейромережевої моделі забезпечується збіжність отриманого результату обчислювального експерименту, щодо розпізнавання діагнозів хворого.

Перелік графічного матеріалу (за необхідності).

містить 5 таблиць, 33 рисунка і 2 формули

Дата видачі завдання « 10 » 12 2025 р.

**Керівник бакалаврської
кваліфікаційної роботи**

канд. техн. наук, доцент

(підпис)

Максим МІСЮРА

Завдання взяв до виконання

(підпис)

Владислав АВРАМЧУК

РЕФЕРАТ

Мета роботи: полягає в розробленні адаптивної нейромережевої моделі експертної системи для медичної діагностики захворювань спини.

Задачі дослідження:

1. Провести аналіз відомих моделей експертних систем на основі методів штучного інтелекту.
2. Розробити адаптивну модель нейромережевої експертної системи підтримки прийняття рішень при медичній діагностиці захворювань спини на основі бази знань отриманих від експертів.
3. Провести тестування нейромережевої експертної системи та проаналізувати отримані результати, оцінити працездатність та точність системи.
4. Довести, що при повторному навчанні експертної нейромережевої моделі забезпечується збіжність отриманого результату обчислювального експерименту, щодо розпізнавання діагнозів хворого.

Практична цінність полягає:

- встановлено, що розроблена модель нейромережевої системи забезпечує збіжність отриманого результату обчислювального експерименту, щодо розпізнавання різних діагнозів при повторних навчаннях нейромережевої моделі;
- розроблена модель експертної системи може практично використовуватись в медичних закладах, як елемент ІСППР.

СПИСОК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

ШНМ – Штучна нейронна мережа

ЕС – Експертна система

МЛР– Модель логістичної регресії

СІС – Самонавчальні інтелектуальні системи

ІСППР – Інформаційна система підтримки прийняття рішень

TOL – Tolerance

RMS – Середньоквадратична похибка

ART – Adaptive Resonance Theory Network.

МНК – Метод найменших квадратів

ЗМІСТ

ВСТУП	6
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ МЕДИЧНИХ ЕКСПЕРТНИХ СИСТЕМ	8
1.1. Загальні відомості експертної системи	8
1.2. Приклади застосування медичних експертних систем та штучних нейронних мереж	11
1.3. Основи функціонування нейрона та його функції.	16
1.4. Побудова та навчання нейронної мережі	22
Висновки до розділу 1	31
РОЗДІЛ 2. ПОБУДОВА АРХІТЕКТУРИ	32
2.1. Види та вибір архітектур нейроної мережі	32
2.2. Побудова дерева рішень експертної системи	36
Висновки до розділу 2	40
РОЗДІЛ 3. ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ РОЗРОБКИ МОДЕЛІ	41
3.1. Програмно-апаратний засіб	41
3.2. Створення навчальної вибірки та навчання нейромережевої системи	42
3.3. Тестування нейромережі та перевірка працездатності	52
3.4. Аналіз отриманих даних	54
Висновки до розділу 3	55
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ ДО РОБОТИ	56
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	57
ДОДАТКИ	58

ВСТУП

Актуальність теми. Експертна система та апарат штучних нейронних мереж забезпечують необхідну гнучкість та самонавчання на основі знань. Крім того, експертні знання використовуються для значного спрощення структури нейронної мережі, що зменшує кількість нейронів та кількість зв'язків у мережі. На сьогоднішній день численні випадки успішно продемонстровані з використанням підходу застосування нейронних мереж для побудови інтелектуальних інформаційних систем, насамперед експертних систем. Наприклад, медичні експертні системи на основі нейронних мереж вважаються серйозною конкуренцією традиційним експертним системам і навіть кваліфікованим експертам. Дослідження в Боткінській лікарні (з використанням розробленої експертної системи на основі нейронних мереж) виявило її дуже хорошу діагностичну якість для деяких категорій захворювань, які погано діагностуються лікарями. Діагностичні результати показують високу ймовірність досягнення результатів таких систем (до 94%) у тестових результатах. Для навчання нейронні мережі найуспішніше використовують великі вибірки даних; у цьому випадку дані про пацієнтів: результати їх аналізів, медичних обстежень та призначених лікарями лікувань.

Щоб досягти поставленої мети необхідно здійснити такі завдання:

- 1) Провести аналіз відомих моделей експертних систем на основі методів штучного інтелекту.
- 2) Розробити адаптивну модель нейромережевої експертної системи підтримки прийняття рішень при медичній діагностиці захворювань спини на основі бази знань отриманих від експертів.
- 3) Провести тестування нейромережевої експертної системи та проаналізувати отримані результати, оцінити працездатність та точність системи.
- 4) Довести, що при повторному навчанні експертної нейромережевої моделі забезпечується збіжність отриманого результату

обчислювального експерименту, щодо розпізнавання діагнозів хворого.

Об'єкт дослідження – процес розроблення інформаційної системи медичної діагностики на основі технологій штучного інтелекту.

Предмет дослідження – модель прямого поширення нейромережевої експертної системи визначення діагнозу хворого.

Методи дослідження – в даній роботі пропонується методи інтелектуальної діагностики на основі бази знань отриманих від експертів, з використанням штучної нейромережі багатошарового персептрона.

Наукова новизна полягає у тому, що розроблена модель нейромережевої системи забезпечує збіжність отриманого результату обчислювального експерименту, щодо розпізнавання різних діагнозів при повторних навчаннях нейромережевої моделі;

Практичне значення полягає у тому що, розроблена модель експертної системи може практично використовуватись в медичних закладах, як елемент ІСППР.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ МЕДИЧНИХ ЕКСПЕРТНИХ СИСТЕМ

1.1. Загальні відомості експертної системи

Експертна система (ЕС) — це методологія адаптації алгоритму успішних рішень з однієї галузі наукової та практичної діяльності до іншої. З поширенням комп'ютерних технологій це ідентична (схожа, заснована на оптимізаційному алгоритмі або евристиках) інтелектуальна комп'ютерна програма, яка містить знання та аналітичні здібності одного або кількох експертів у певній галузі застосування і здатна робити логічні висновки на основі цих знань, тим самим надаючи рішення для конкретних завдань (консультування, навчання, діагностика, тестування, проектування тощо) без участі експерта (спеціаліста у певній проблемній області). Вона також визначається як система, що використовує базу знань для вирішення завдань (надання рекомендацій) у певній предметній області. Цей клас програмного забезпечення спочатку був розроблений дослідниками штучного інтелекту в 1960-х і 1970-х роках і набув комерційного застосування починаючи з 1980-х років. Часто термін "система на основі знань" використовується як синонім експертної системи, але можливості експертних систем є ширшими, ніж у систем, заснованих на детермінованих (обмежених, реалізованих на даний момент) знаннях.

Згідно з науковим визначенням інформатики, експертні системи можна розглядати разом із базами знань як моделі експертної поведінки в певному типі знань, що застосовуються через логічні процедури висновку або прийняття рішень, тоді як бази знань більше стосуються набору фактів і правил логічного висновку в певній галузі знань. У наш час масового впровадження персональних комп'ютерів у всі сфери повсякденного життя цілком зрозуміло, що комп'ютерні системи повинні прагнути полегшити складні людські завдання. Одним із них є робота лікаря з однією з основних задач діагностики та лікування захворювань. Часто буває важко для початківців-спеціалістів-лікарів приймати діагностичні та терапевтичні рішення, а також для лікаря в ситуації, що входить у компетенцію суміжних медичних спеціальностей. Однак великий досвід і знання, якими

володіють спеціалісти, експерти у своїй галузі, допомагають їм частіше робити правильний діагноз і терапевтичне рішення. Оскільки прийняття рішень є функцією обробки конкретної інформації щодо пацієнта і включає використання накопичених знань, ймовірно, що комп'ютерні системи штучного інтелекту, зокрема експертні системи (або системи на основі знань), можуть підтримувати лікаря у вирішенні діагностики та виборі стратегій лікування. Використовуючи медичну експертну систему, лікар може отримати допомогу у "впізнаванні" клінічних ситуацій, характерних для певних діагнозів або синдромів, на основі інформації, збереженої в пам'яті комп'ютера. Однак справжнє питання прийняття або відхилення відповідного діагностичного рішення (або терапевтичного варіанту), запропонованого системою, є важливим питанням, яке ще потрібно вирішити, що є правильним вибором — чи ні. Цей систематичний підхід включає формалізацію стратегій зображення знань і побудови експертних систем (ЕС). Е. Фейгенбаум використовує цей термін і в своїх словах означає залучення штучного інтелекту для вирішення складних проблем, що вимагають експертних знань. Іншими словами, експертні системи використовуються для вирішення неформалізованих проблем, а також усіх тих завдань, які мають одну або більше властивостей, що містяться в наступному списку:

1. завдання не можуть бути представлені в числовій формі;
2. вихідні дані і знання про предметну область неоднозначні, неточні, суперечливі;
3. мету не можна виразити за допомогою чітко визначеної цільової функції;
4. не існує однозначного алгоритмічного рішення задачі.

Будь-яка з вищезазначених властивостей є загальною для медичних завдань, оскільки в більшості випадків вони представлені великим обсягом багатовимірних, складних і часом суперечливих клінічних даних. Експертні системи також включають можливість вирішення завдань діагностики, диференційної діагностики, прогнозування, вибору стратегії та тактики лікування тощо. До вищезазначеного можна легко віднести СІС (самонавчальні

інтелектуальні системи) серед експертних медичних систем. Вони або походять з методів автоматичної класифікації ситуацій на основі фактичної практики, або навчання на прикладах. Важливим прикладом СІС є штучні нейронні мережі [3]. Штучні нейронні мережі (ШНМ) є нелінійною системою, яка дозволяє класифікувати дані краще, ніж це зазвичай спостерігається в лінійних методах. Для застосування в медичній діагностиці ШНМ значно підвищує специфічність методу без втрати чутливості. Новою особливістю ШНМ, яка є фундаментальною відмінністю від інших методів прогнозування, є можливість створення експертних систем самим лікарем-спеціалістом, щоб передати свій особистий досвід та досвід своїх колег до нейронної мережі або навчити модель на основі реальних даних, зібраних під час спостережень. Нейронні мережі можуть формувати думки з прихованим розпізнаванням шаблонів багатовимірних даних. Позитивним моментом є те, що ШНМ не є класом на основі коду: вона не вимагає жодних правил виведення для діагностики, а навчається робити це на прикладах. ШНМ іноді можуть демонструвати фантастичні здібності, властиві людському мозку, знаходячи шаблони в складних наборах даних. Нейронні мережі використовуються в численних галузях технологій і вирішують широкий спектр прикладних завдань: - космічні дослідження - автомобільна промисловість - банківська справа та військові справи - страхування - робототехніка - передача даних - багато іншого. Ще однією не менш важливою властивістю нейронної мережі є її здатність навчатися та узагальнювати знання. Мережа має риси, відомі як штучний інтелект. Маючи невелику кількість навчальних зразків, вона засвоює дані, а потім робить очікувану відповідь на основі того, що вона навчилася на даних, які вона наразі не обробляє. Схематична реалізація навченої ШНМ в медицині продемонстрована на рисунку 1.1.

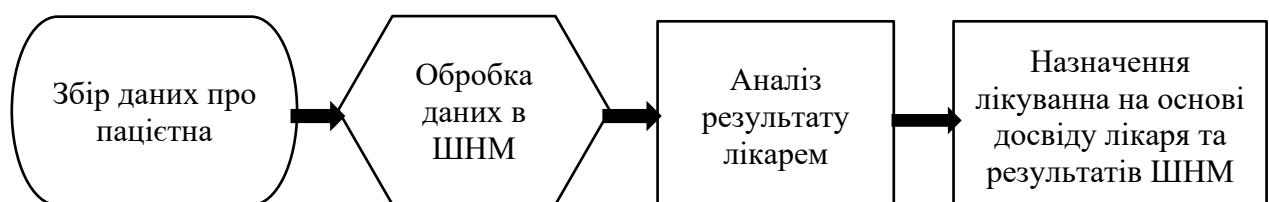


Рисунок 1.1 – Схема застосування навченої штучної нейронної мережі в медицині

1.2. Приклади застосування медичних експертних систем та штучних нейронних мереж

Використання експертних систем у медицині не можна ототожнювати з окремими випадками, але воно широко застосовується в охороні здоров'я. Важливо, що більшість таких робіт виконуються іноземними дослідниками і в основному пов'язані з потенціалом використання нейронних мереж у різних клінічних випадках. У випадку хірургії, П.Л. Лью та ін. [4] розробили модель на основі нейронної мережі для оцінки ризику жовчнокам'яної хвороби у осіб з надмірною вагою. Автори ретроспективно оцінили антропометричні, анамнестичні, клінічні та лабораторні дані 117 пацієнтів з ожирінням, які перенесли операцію з лютого 1999 по жовтень 2005 року. Ми побудували та навчили нейронну мережу, використовуючи алгоритм зворотного поширення. Було використано тридцять вхідних змінних, що охоплюють клінічний фон (стать, вік, індекс маси тіла, супутні захворювання), лабораторні параметри та дані гістологічного дослідження. Прогнозувальна точність нейронної мережі була порівняна з логістичною регресією на тому ж наборі даних. На відміну від цього, нейронна мережа показала кращі результати щодо прогнозувальної цінності та помилки, ніж модель логістичної регресії. На основі обох методів основними факторами ризику жовчнокам'яної хвороби є підвищений діастолічний артеріальний тиск, попередній медичний анамнез, порушення обміну глюкози та підвищений рівень холестерину в крові. У ендоскопії А. Дас та ін. [5] використовували технології нейронних мереж для класифікації пацієнтів з неварикозною кровотечею верхнього відділу шлунково-кишкового тракту. Нейронна мережа, навчена на клінічних та лабораторних даних 387 пацієнтів з досліджуваною патологією, була перевірена на 200 пацієнтах з аналізом ROC для підтвердження точності роботи нейронної мережі. Вихід мережі призвів до двох змінних: наявність або відсутність ознак тривалої

кровотечі та необхідність терапевтичної ендоскопії. Нейронна мережа була >80% чутливою, а точність прогнозу становила 92-96%. У галузі онкоурології П. Басі та ін. [6] прогнозували 5-річну виживаність пацієнтів з радикальною цистектомією та раком сечового міхура. Для цього була створена нейронна мережа та модель логістичної регресії, які були порівняні. Лише стадія пухлини та інвазія в сусідні органи були визнані значущими предикторами 5-річної виживаності. Чутливість та специфічність моделі логістичної регресії становили 68,4% та 82,8% відповідно, а нейронної мережі - 62,7% та 86,1% відповідно. Позитивна прогностична цінність моделі логістичної регресії становила 78,6%, а для нейронної мережі - 76,2% відповідно, з негативними прогностичними значеннями 73,9% та 76,5%. У цій моделі індекс діагностичної точності становив 75,9%, а для нейронної мережі - 76,4%. Відповідно, прогностична здатність нейронної мережі була подібною до моделі логістичної регресії, але нейронна мережа має багато переваг: вона зручна для користувача, легке програмне забезпечення для розуміння, дозволяє виявляти нелінійні зв'язки між змінними, що робить її більш придатною для прогнозування. У трансплантології Г. Санторі та ін. [7] використовували технології нейронних мереж для прогнозування затримки зниження рівня креатиніну в сироватці у дітей після трансплантації нирки. Найважливішими предикторами, пов'язаними з результатом, були рівень креатиніну в сироватці в день трансплантації, діурез протягом 24 годин після трансплантації, ефективність гемодіалізу, стать реципієнта, стать донора, вага тіла в перший день після трансплантації та вік. Ця модель була калібрована на іншій вибірці пацієнтів (n = 41). Точність нейронної мережі становила 89%, 77% та 87% у навчальних, калібрувальних та валідаційних вибірках відповідно. Загальна точність порівняльного логістичного аналізу становила 79%. Чутливість та специфічність нейронної мережі становили 87%, а метод логістичної регресії дав найгірші результати, які становили 37% та 94% відповідно. У літературі з медичної радіології Ф. Дьолер та ін. [8] використовували нейронну мережу для класифікації зображень МРТ для автоматичного виявлення гіпокампальної склерозу. Нейронна мережа, навчена

на 144 прикладах зображень, була навчена і може класифікувати зміни в тканинах мозку щодо наявності склеротичних змін. Е.Е. Гассман та ін. [9] створили нейронну мережу для автоматичного виявлення архітектури кісток і порівняли точність цього методу з класичними методами в порівнянні з традиційними процедурами. Метод продемонстрував чутливість та специфічність 87% та 82% відповідно. Також нейронна мережа виконувала сегментацію структури кісток зі швидкістю в 10 разів швидше. У неврології А.Т. Цаллас та ін. [10] повідомили про аналіз електроенцефалограми для прогнозування епілептичних нападів на основі нейронної мережі. Прогностична точність методу склала 98 - 100%.

У Японії була розроблена система оцінювання дози радіаційного опромінення із застосуванням штучних нейронних мереж (рис. 1.2). Навчання моделі здійснювалося на основі даних працівників підприємств атомної промисловості. Після завершення навчання система продемонструвала високу точність класифікації стану обстежуваних осіб, включаючи тих, які не мали відношення до зазначеної галузі.

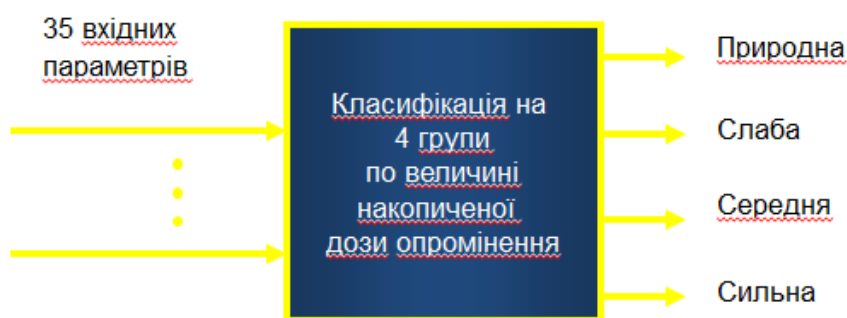


Рисунок 1.2 – Схема застосування навченої штучної нейронної мережі для визначення дози радіоактивного опромінення

У межах досліджень, проведених в Італії, було запропоновано експертну систему для діагностики та лікування артеріальної гіпертонії, що базувалася на використанні трьох модулів інтелектуальної системи підтримки прийняття

рішень (рис. 1.3).

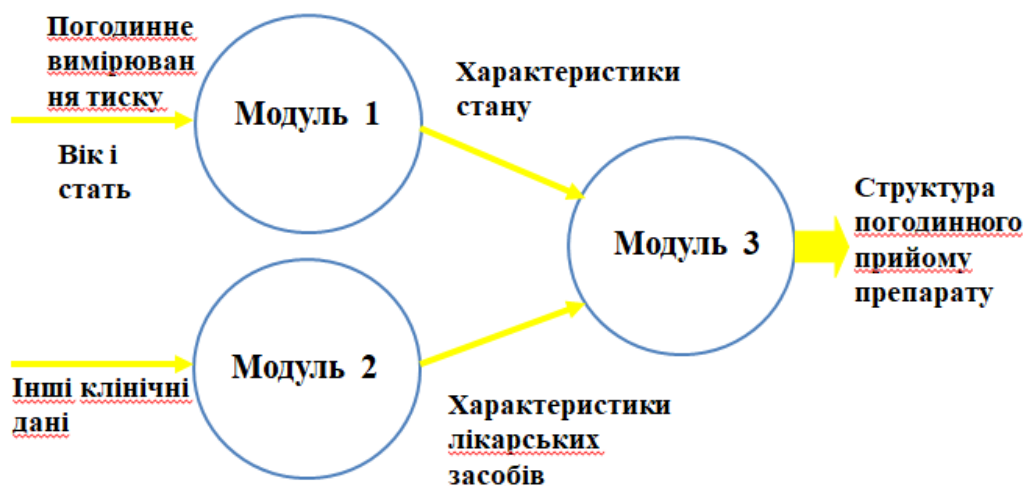


Рисунок 1.3 – Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень для лікування артеріальної гіпертонії на основі тримодульної архітектури

Зараз існує величезний науковий та практичний інтерес до нових форм обчислювальної структури — штучних нейронних мереж. Усе це викликало інтерес, підкріплений кількома успішними проектами в цій новій технології, які забезпечили ефективне застосування підходів, що виявилися складними або важкими для використання на традиційних комп'ютерах.

На сьогоднішній день нейронні мережі є тим, що всі обчислювальні архітектури певною мірою нагадують спосіб функціонування мозку. Але таке моделювання зараз значною мірою фрагментоване, і ще занадто рано говорити про можливість створення моделі для формування штучного мозку або навіть якогось типу моделі мозку, призначеної для імітації операцій мозку найпримітивніших живих істот у найближчому майбутньому.

Це спостереження натхнене феноменальною складністю цього загадкового творіння природи. При створенні моделі мозку враховуються локальні та глобальні фактори для розуміння функцій нашого мозку. Найважливішою глобальною особливістю, яка суттєво ускладнює моделювання, є масивний набір базових структурних доменів. Людський мозок має приблизно сто мільярдів нейронів, усі з яких з'єднані з іншими нейронами кількома тисячами зв'язків.

Навіть використання найпростішої моделі нейрона не може створити модель мозку, яка б наближалася до його глобальних показників реального об'єкта моделювання. Локальні характеристики моделі нейрона включають фундаментальні принципи моделі нейрона. Нещодавно нейробіологія досягла багато чого щодо нейрона як елементарної структурної одиниці мозку.

Було виявлено безліч структур, що ілюструють його взаємодію з іншими нейронами та його роботу в різних нейронах. Але залишаються невідповідні питання про те, як насправді відбуваються такі ключові функції мозку, як пам'ять

і свідомість. У результаті зв'язок між локальними властивостями нейрона та глобальними функціями мозку залишається невиясненим. Але саме цей зв'язок лежить в основі створення штучних нейронних мереж, що імітують функції мозку. Таким чином, центральним питанням концептуального підходу до моделювання нейронних мереж є структура вертикальної моделі, заснованої на взаємодії елементів знизу вгору.

Лише через координацію дій великої кількості структурних елементів ми отримуємо якісно нову властивість всієї моделі. За останнє десятиліття успішне створення теорії нейронних мереж дозволяє появу багатьох таких глобальних властивостей. Найвідомішими є навчання, узагальнення та абстракція. Властивість навчання проявляється в тому, що нейронна мережа здатна змінювати свою поведінку відповідно до поточної ситуації в середовищі, саме туди йде дослідження нейронних мереж. Існує багато методів навчання нейронної мережі, і кожен з них має свої відповідні можливості, обмеження, плюси, мінуси. Сьогодні, однак, немає єдиної думки не тільки про те, чому навчати нейронну мережу, але й про те, як її слід навчати.

Властивість узагальнення використовується для того, щоб зробити нейронну мережу менш чутливою до невеликих коливань вхідного сигналу. Така властивість є критично важливою у випадках, коли об'єкти є реальними середовищами. Характерною особливістю підходу нейронних мереж у цьому випадку є те, що узагальнення є настільки ж властивістю структури, як і ефектом спеціальної програми на класичному комп'ютерному коді. Властивість абстракції дозволяє встановити нову сутність на нейронній мережі шляхом аналізу вхідної інформації. Це особливо актуально у вивченні розпізнавання образів. З цієї причини нейронна мережа здатна підготувати ідеальний образ, навчаючись формі вхідних даних, схожих на цей образ. Дослідження штучних нейронних мереж є актуальними, оскільки вони дозволяють нам використовувати обчислювальні потужності людського мозку, неймовірно складного, нелінійного, паралельного комп'ютера (системи обробки інформації). Мозок може структурувати свою структуру (нейрони), щоб вони могли виконувати такі речі (як розпізнавання образів, фільтрація сенсорних сигналів, рух) набагато швидше, ніж комп'ютери на ринку сьогодні можуть впоратися.

Сьогодні існує безліч випадків використання нейронних мереж у прогнозуванні, класифікації, оптимізації, розпізнаванні образів та багатьох інших. Нейронні мережі є обчислювальними конструкціями, що відтворюють низькорівневі біологічні процеси мозку. Вони є системами, здатними навчатися на позитивних і негативних впливах. Елементарним перетворювачем у цих мережах є нейрон, який є штучним, або просто нейрон, названий за аналогією з біологічним прототипом.

1.3. Основи функціонування нейрона та його функції.

(Нейрон) – нервова клітина, є базовою одиницею нервової системи. Вивчення функціонування та взаємодії окремого нейрона є важливим для

розуміння процесів пошуку, передачі інформації та виконання ментальної обробки в нервовій системі. З огляду на це, побудова та вивчення моделі біологічного нейрона є очевидним. Біологічний нейрон – це спеціалізований тип клітини, яка організована в трьохчастинну структуру; це означає, що він має ядро, тіло клітини та відростки.

Основне завдання нейрона – переносити електрохімічний імпульс через нейронну мережу, використовуючи ці доступні з'єднання з іншими нейронами. Крім того, сила синаптичного з'єднання представляє певне значення на з'єднанні. Цей параметр визначає, як електрохімічний імпульс буде передаватися іншому нейрону — чи буде він посилений, ослаблений або залишиться незмінним. Біологічна нейронна мережа є високо з'єднаною: один нейрон може взаємодіяти з кількома тисячами нейронів. Це число є приблизним і варіюється в кожному конкретному випадку. Передача імпульсів, що проходять через один нейрон до іншого, призводить до певного збудження в усій нейронній мережі.

Величина цього збудження визначає, наскільки нейронна мережа реагує на різні вхідні сигнали. Рисунок 1.4: Приклад пари типових біологічних нейронів. Структура типової біологічної пари біологічних нейронів. Дендрити з'єднують тіло нервової клітини та досягають інших нейронів, де вони обмінюються сигналами в точках, які називаються синапсами. Прийом синапсом вхідних сигналів потім передається до тіла нейрона. Тут вони підсумовуються, де деякі входи мають тенденцію збуджувати нейрон, а інші мають тенденцію пригнічувати його збудження.

Коли загальне збудження в тілі нейрона перевищує певний пороговий рівень, нейрон реагує збудженням і передає сигнал іншим нейронам через їх аксони. Існує багато ускладнень та винятків з цієї базової функціональної схеми, але ці прості властивості повністю моделюються типовими штучними нейронними мережами.

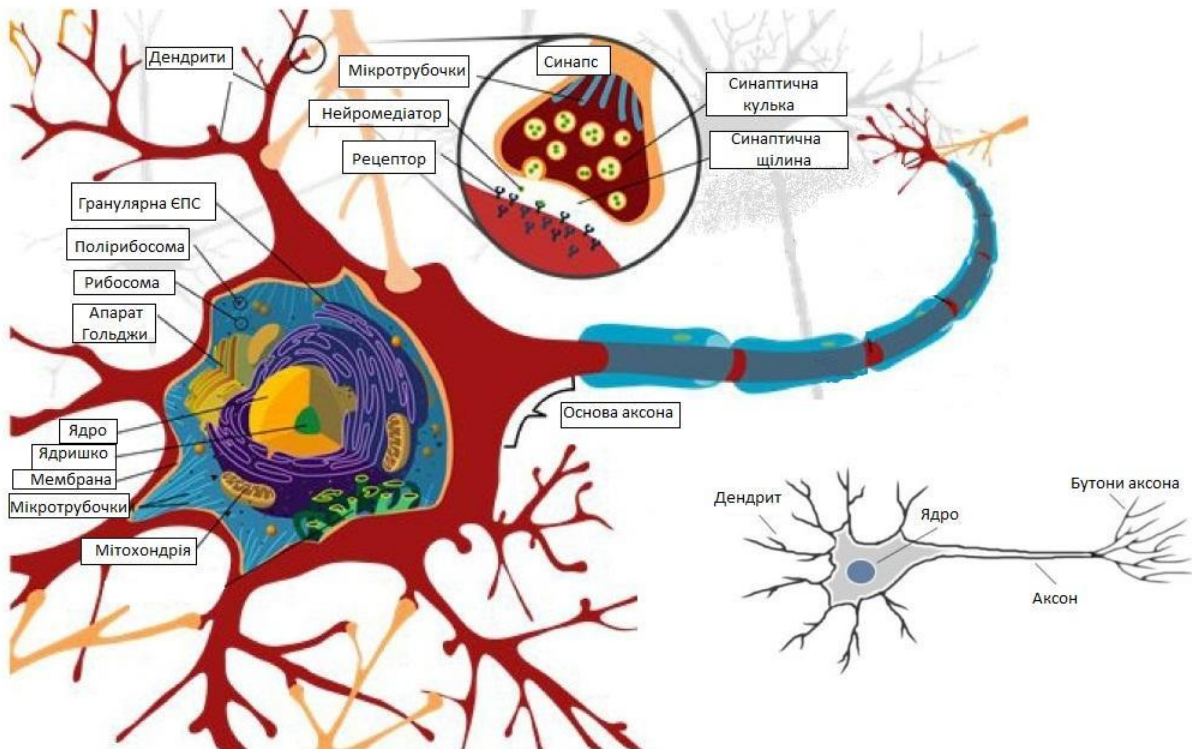


Рис. 1.4 – Біологічний нейрон

Біологічний нейрон у мозку був прототипом для створення штучного нейрона. У біологічному нейроні є тіло, яке з'єднане з рядом дендритів, через які нейрон отримує вхідні сигнали, та аксонами, які передають вихідні сигнали нейронів до інших клітин.

Один з таких точок з'єднання між дендритом і аксоном називається синапсом. Нейрон приймає сукупність вхідних сигналів через дендрити, після чого в його тілі здійснюється обчислення їхнього сумарного значення.

Проте, входи нейрона не є однаковими. Ваговий коефіцієнт будь-якого входу визначає, чи є ця інформація значущою у даному вході. Таким чином, нейрон не просто підсумовує вхідні сигнали; він обчислює скалярний добуток вектора вхідних сигналів і вектора вагових коефіцієнтів.

Нейрон формує вихідний сигнал, інтенсивність якого залежить від значення обчисленого скалярного добутку. Якщо він не перевищує заздалегідь визначений поріг, то вихідний сигнал взагалі не генерується – нейрон "не спрацьовує", і вихідний сигнал йде до аксона і передається до дендритів інших нейронів. Нейрон є компонентом нейронної мережі. Структура штучного нейрона зображена на рис. 1.5.

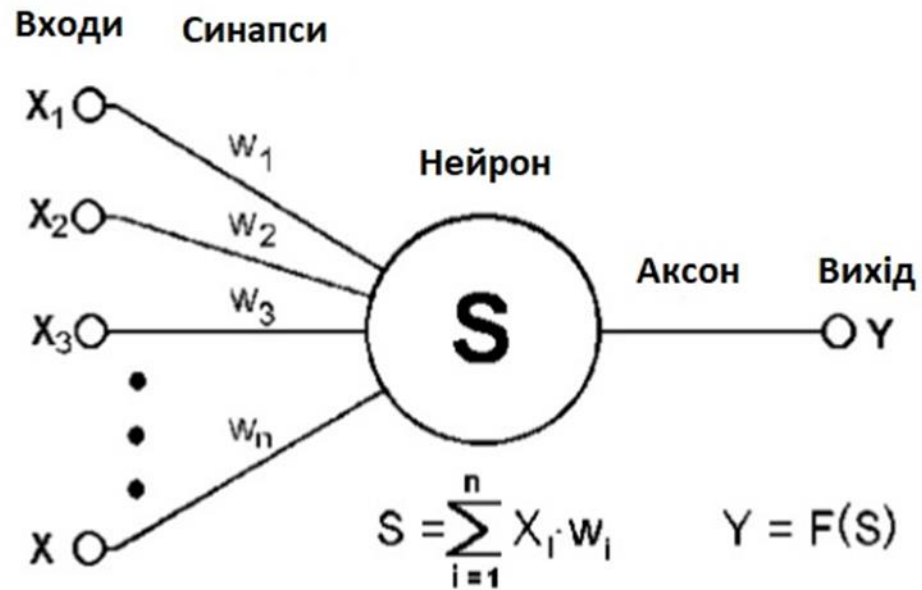


Рисунок 1.5 – Структура штучного нейрона [16]

На рис. 1.3 використано позначки:

- W – вектор вагових коефіцієнтів;
- S – зважена сума.
- X – вектор вхідних сигналів;

Поточний стан нейрона визначається, як зважена сума його входів, як в виразі (1.1):

$$S = \sum_{i=1}^n x_i w_i, \quad (1.1)$$

- де n – число входів нейрона;
- x_i – значення i -го входу нейрона;
- w_i – вага i -го синапсу.

Виходом нейрона є функція його стану (1.2):

$$Y = f(s), \quad (1.2)$$

- де f – деяка функція активації.

Зазвичай вхідний сигнал і вагові коефіцієнти можуть бути дійсними значеннями. Y може бути або дійсним, або цілим числом і визначається типом активаційної функції.

У багатьох практичних завданнях вхідні дані та їх ваги можуть приймати лише певні фіксовані значення. Позитивні ваги в синаптичних з'єднаннях називаються збуджуючими; негативні ваги називаються гальмівними.

Таким чином, нейрон повністю описується своїми вагами W_i та передавальною функцією $F(x)$. Отримавши набір чисел (вектор) X_i як вхідні дані, нейрон видає певне число Y .

Робота штучних нейронних мереж [5, 6] базується на таких особливостях реальних нейронних мереж, які дозволяють їм добре справлятися з нерегулярними завданнями. Список основних активаційних функцій нейронів наведено в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Функції активації нейронів

Назва	Формула	Область значень
Знакова	$f(s) = \begin{cases} 1, & s > 0, \\ -1, & s \leq 0 \end{cases}$	-1,1
Сигмоїдна	$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$	(0,1)
Лінійна	$f(s) = s$	$(-\infty; \infty)$
Радіально-базисна	$f(s) = \exp(-s^2)$	(0,1)

На продуктивність штучної нейронної мережі впливають як вагові параметри, так і функція збудження нейронів. Загалом розрізняють три типи функцій збудження: порогова, лінійна та сигмоїдна. Для порогових елементів вихід встановлюється на одному з двох рівнів залежно від того, чи загальний сигнал на вході нейрона перевищує або менший за певне порогове значення. Для лінійних елементів вихідна активність пропорційна загальному зваженому входу нейрона. Згідно з входним сигналом для сигмоїдних елементів, вихід змінюється безперервно, але нелінійно, у міру зміни входу. Сигмоїдні елементи більше нагадують реальні нейрони, ніж лінійні елементи, хоча будь-який з них може використовуватися лише як наближення. Нейронна мережа — це сукупність великої кількості відносно простих елементів — нейронів, структура з'єднань яких відрізняється залежно від типу мережі. Щоб створити нейронну мережу з різних типів нейронів для вирішення заданої задачі, потрібно вирішити, як з'єднати нейрони між собою і як використовувати ваги на цих з'єднаннях. Ступінь, до якого один елемент може впливати на інший, залежить від встановлених з'єднань. Сила впливу є функцією ваги з'єднання.

1.4. Побудова та навчання нейронної мережі

Не менш важливим є завдання побудова мережі. Це питання вирішується в два етапи:

- вибір типу (архітектури) мережі;
- підбір ваг (навчання) мережі.

На першому етапі слід вирішити наступні питання:

- які нейрони ми хочемо використовувати (число входів, передавальні функції);
- яким чином слід з'єднати їх між собою;
- що взяти в якості входів і виходів мережі.

На перший погляд, це завдання може здатися складним, але проектування нейронної мережі з нуля не є необхідністю – існує кілька десятків різних архітектур нейронних мереж, і ефективність багатьох з них доведена математичною статистикою. Найчастіше використовуваними та досліджуваними архітектурами є багатошаровий перцептрон, загальна регресійна нейронна мережа, мережі Кохонена, мережі Хопфілда, мережі Хеммінга та інші [7]. Це включає другий етап, на якому обрану мережу потрібно навчити, тобто її ваги слід відповідно налаштувати таким чином, щоб забезпечити ефективну роботу мережі. У практичній нейронній мережі кількість ваг може становити кілька десятків тисяч, і навчання дійсно є складною процедурою. Для навчання багатьох конкретних архітектур використовуються алгоритми, які модифікують ваги мережі в цьому процесі. Згідно з діяльністю нейронів мережі розрізняють три типи:

- вхідні нейрони – це нейрони, до яких подається вхідний вектор, що кодує вхідний вплив або образ зовнішнього середовища; зазвичай у них не виконуються обчислювальні процедури, і інформація передається від входу до виходу нейрона через трансформаційні зміни в його активації;

- вихідні нейрони – це нейрони, вихідні значення яких представляють вихід мережі;
- проміжні нейрони – ці нейрони формують основу штучних нейронних мереж.

У більшості нейронних моделей тип нейрона безпосередньо переплітається з його локальними позиціями в межах мережі. Якщо він має лише вихідні з'єднання, цей нейрон є вхідним нейроном. Якщо навпаки – вихідним нейроном. Однак може бути випадок, коли вихід внутрішнього нейрона вважається частиною виходу мережі.

Коли мережа працює, вхідний вектор буде перетворено на вихід. Набір штучних нейронів, суматор і пороговий елемент називається штучною нейронною мережею (Рис. 1.6).

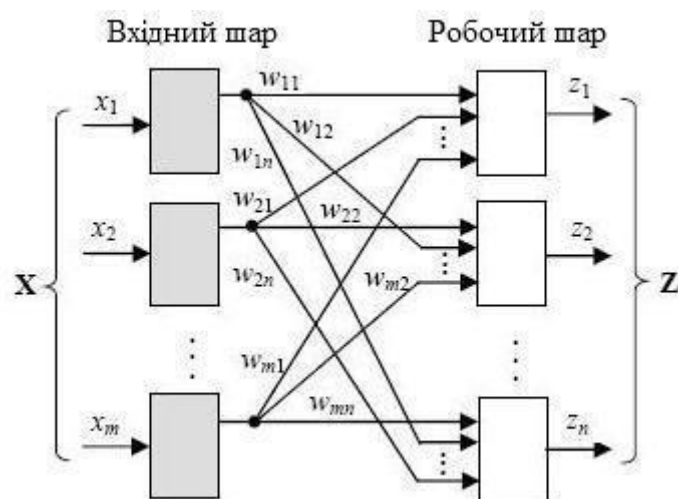


Рисунок 1.6 – Модель одношарової штучної нейронної мережі [17]

Вхідний сигнал подається на рецепторний (вхідний) шар нейронів, де кожен нейрон з'єднаний з усіма нейронами наступного шару за допомогою зв'язків із відповідними ваговими коефіцієнтами (w_{ij}). Під час обробки сигналу виконується підсумовування зважених вхідних значень, у результаті чого активуються ті нейрони робочого шару, для яких значення функції активації перевищує встановлений поріг.

Сучасні архітектури штучних нейронних мереж, зокрема багатошарові перцептрони, мережі Хопфілда та самоорганізовані карти Кохонена, дають

змогу розв'язувати широкий спектр складних задач, які часто неможливо ефективно вирішити за допомогою традиційних статистичних методів аналізу даних.

До основних переваг нейронних мереж належать:

- здатність навчатися на основі наборів прикладів;
- можливість моделювання нелінійних залежностей та побудови нелінійних роздільних поверхонь без попереднього визначення форми функції;
- розв'язання декількох задач прогнозування або класифікації в межах однієї моделі з багатовимірним виходом;
- використання різних критеріїв оптимізації під час навчання, які не обмежуються методом найменших квадратів і можуть враховувати додаткові умови та обмеження;
- побудова нелінійних головних компонент за допомогою мереж із «вузьким горлом»;
- можливість якісного опису та візуалізації даних у випадках, коли лінійні головні компоненти не забезпечують необхідної точності.

У наукових джерелах зазначається низка ознак, за наявності яких застосування штучних нейронних мереж є найбільш ефективним. До них належать відсутність чіткого алгоритму розв'язання задачі, наявність значної кількості навчальних прикладів, великі обсяги вхідних даних, а також неповнота, надлишковість або суперечливість інформації.

Штучну нейронну мережу можна розглядати як орієнтований граф із зваженими зв'язками, де вузлами виступають штучні нейрони, а ребрами — канали передавання сигналів між ними. Залежно від структури з'єднань нейронні мережі поділяються на два основні класи: мережі прямого поширення, у яких відсутні циклічні зв'язки, та рекурентні мережі, що містять зворотні зв'язки й можуть враховувати попередні стани системи.

Таким чином, архітектури штучних нейронних мереж класифікують на мережі прямого поширення сигналу та рекурентні мережі зі зворотним зв'язком, кожен із яких має свої особливості та сфери застосування.

Найбільш поширеним представником мереж прямого поширення є багат шаровий персептрон, у якому нейрони організовані в окремі шари та з'єднані між собою односпрямованими зв'язками.

Штучні нейронні мережі поділяються на дві основні групи:

1. Мережі прямого поширення сигналу:

- одношаровий персептрон;
- багатошаровий персептрон;
- мережа радіально-базисних функцій (RBF-мережа).

2. Рекурентні мережі (мережі зі зворотним зв'язком):

- змагальні мережі;
- мережа Хопфілда;
- мережа Кохонена;
- мережі адаптивної резонансної теорії (ART).

Мережі прямого поширення належать до статичних моделей, оскільки їхні вихідні значення визначаються лише поточними вхідними даними та не залежать від попередніх станів системи. На відміну від них, рекурентні нейронні мережі є динамічними, оскільки наявність зворотних зв'язків забезпечує вплив попередніх станів мережі на подальшу обробку інформації.

Процес навчання штучної нейронної мережі полягає в адаптації її структури та вагових коефіцієнтів для ефективного розв'язання поставлених задач.

Основною метою навчання є визначення таких значень ваг зв'язків, які забезпечують найкращу відповідність між вхідними результатами мережі та даними навчальної вибірки.

Під час навчання вагові коефіцієнти коригуються ітеративно, що поступово покращує якість функціонування моделі. Саме здатність до навчання на прикладах є однією з головних переваг нейронних мереж порівняно з традиційними експертними системами, робота яких базується на заздалегідь сформульованих правилах.

Для організації процесу навчання необхідно визначити модель зовнішнього середовища, у якому функціонує мережа, а також інформацію, доступну для її аналізу. Крім того, важливо обрати правила навчання, які регламентують механізм зміни вагових параметрів. Сукупність таких правил та процедур налаштування вагових коефіцієнтів утворює алгоритм навчання нейронної мережі.

Однією з ключових характеристик штучних нейронних мереж є їхня здатність до навчання на основі даних, отриманих із зовнішнього середовища, що дозволяє поступово підвищувати ефективність їх функціонування. Покращення продуктивності мережі досягається шляхом послідовного коригування синаптичних ваг та порогових значень відповідно до певних правил навчання.

У процесі навчання нейронна мережа адаптується до особливостей навколишнього середовища, отримуючи нові знання на кожній ітерації.

Поняття навчання має багато трактувань залежно від сфери застосування, тому універсального визначення цього процесу не існує. У контексті штучних нейронних мереж навчання можна визначити як процес налаштування вільних параметрів мережі на основі взаємодії з середовищем, у якому вона функціонує. Конкретний тип навчання визначається способом зміни цих параметрів.

Процес навчання нейронної мережі передбачає таку послідовність дій:

1. До мережі надходять вхідні сигнали із зовнішнього середовища.
2. Під впливом отриманої інформації відбувається коригування внутрішніх параметрів мережі, зокрема вагових коефіцієнтів.
3. Після зміни параметрів мережа формує нову реакцію на аналогічні або подібні вхідні дані.

Сукупність правил і процедур, які визначають порядок зміни параметрів мережі, називається алгоритмом навчання. Універсального алгоритму, придатного для всіх типів нейронних мереж, не існує. Натомість використовується широкий спектр алгоритмів, кожен з яких орієнтований на певні архітектури та задачі. Основна відмінність між алгоритмами полягає у способі налаштування синаптичних ваг нейронів.

Важливою характеристикою процесу навчання є також спосіб взаємодії мережі із зовнішнім середовищем, який визначає парадигму навчання. Залежно від наявності та характеру навчальної інформації розрізняють три основні підходи до навчання нейронних мереж:

- навчання з учителем;
- навчання без учителя;
- змішане (комбіноване) навчання.

Навчання з учителем базується на використанні навчальної вибірки, для якої кожному вхідному вектору відповідає заздалегідь відомий цільовий вихідний вектор. Пари «вхід–вихід» використовуються для поступового налаштування вагових коефіцієнтів мережі. Метою такого навчання є мінімізація різниці між фактичними результатами роботи мережі та заданими цільовими значеннями. Коригування ваг триває до досягнення прийнятного рівня похибки.

У цьому випадку нейронна мережа має доступ до правильних відповідей для кожного навчального прикладу, що дозволяє спрямовувати процес навчання та покращувати точність прогнозування або класифікації. Різновидом такого підходу є навчання з підкріпленням, коли мережі надається не точна правильна відповідь, а лише оцінка якості отриманого результату. На основі цієї оцінки

система самостійно коригує свої параметри для досягнення кращої ефективності в майбутньому.

Навчання без учителя вважається одним із найбільш наближених до біологічних механізмів навчання, що лежать в основі створення штучних нейронних мереж. У цьому випадку навчальна вибірка містить лише вхідні дані без заздалегідь визначених правильних відповідей. Під час навчання алгоритм автоматично коригує вагові коефіцієнти мережі таким чином, щоб подібні вхідні вектори формували схожі або однакові вихідні результати.

На відміну від навчання з учителем, цей підхід не потребує наявності еталонних відповідей для кожного прикладу. Основним завданням є виявлення прихованих закономірностей, структурних особливостей та взаємозв'язків у даних. Це дає змогу виконувати кластеризацію об'єктів, знаходити групи схожих зразків і виявляти внутрішню організацію набору даних.

Змішане навчання поєднує переваги двох попередніх підходів. У такій моделі частина параметрів мережі налаштовується на основі навчання з учителем, тоді як інша частина визначається шляхом самонавчання без використання цільових значень. Такий підхід дозволяє ефективно використовувати як розмічені, так і нерозмічені дані.

Існує значна кількість алгоритмів навчання, кожен з яких пов'язаний із певною архітектурою нейронної мережі та орієнтований на розв'язання конкретних завдань. У таблиці 1.2 наведено основні алгоритми навчання, відповідні їм типи нейронних мереж і сфери їх практичного застосування. Варто зазначити, що кожен алгоритм розроблений для роботи з певними архітектурними особливостями мережі та забезпечує ефективне розв'язання лише визначеного класу задач.

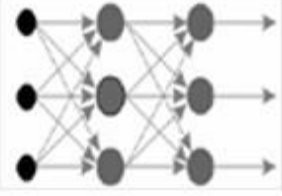
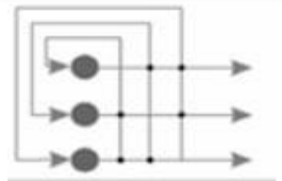
Таблиця 1.2 — Відомі алгоритми навчання нейронних мереж

Типи навчання	Правило навчання	Архітектура	Алгоритм навчання	Задача
З вчителем	Корекція помилки	Одношаровий і багатшаровий перцептрон	Алгоритми навчання перцептрона Зворотне поширення	Класифікація образів Аппроксимация функцій Предбачення, управління
	Больцман	Рекурентна	Алгоритм навчання Больцмана	Класифікація образів
	Хебб	Багатшарова прямого розповсюдження	Лінійний дискримінантний аналіз	Аналіз даних Класифікація образів
	Змагальні	Змагальня	Векторне квантування	Категоризація всередині класу Стиснення даних
		Мережа ART	ARTMap	Класифікація образів
Без вчителя	Корекція помилки	Багатшарова прямого розповсюдження	Проекція Саммона	Категоризація всередині класу Аналіз даних
	Хебб	Прямого поширення або змагання	Аналіз головних компонентів	Аналіз даних Стиснення даних
		Мережа Хопфілда	Навчання асоціативної пам'яті	Асоціативна пам'ять
	Змагальні	Змагальня	Векторне квантування	Категоризація Стиснення даних
		Мережа Кохонена	SOM Кохонена	Категоризація Аналіз даних
		Мережа ART	ART1, ART2	Категоризація
Змішані	Коррекция ошибки и соревнование	Мережа RBF	Алгоритм навчання RBF	Класифікація образів Аппроксимация функцій Предбачення, управління

Штучні нейронні мережі ефективно застосовуються для розпізнавання образів, класифікації даних, оптимізації процесів, прогнозування та підтримки прийняття рішень. Завдяки здатності виявляти складні залежності між даними вони успішно використовуються для розв'язання широкого спектра практичних завдань у різних сферах діяльності. Стрімке збільшення обсягів інформації в технічних системах, бізнес-аналітиці, медицині, екологічному моніторингу та інших галузях, а також підвищення вимог до точності та надійності результатів обробки даних, сприяють активному розвитку та вдосконаленню нейронних мереж. Сучасні ШНМ здатні ефективно працювати з великими масивами даних, виявляти приховані закономірності та підтримувати процес прийняття рішень в умовах невизначеності.

У таблиці 3 наведено основні типи штучних нейронних мереж і класи задач, для розв'язання яких вони найчастіше використовуються.

Таблиця 1.3 – Типи штучних мереж

Тип ШНМ	Архітектура ШНМ	Клас задач які вирішує ШНМ
Багатошаровий персептрон		Апроксимація функцій, класифікація.
Самоорганізаційна карта Кохонена		Стиснення даних, виділення при знаків.
Мережа Хопфілда		Асоціативна пам'ять, кластеризація даних.

Штучні нейронні мережі широко використовуються для розв'язання задач розпізнавання образів, класифікації, прогнозування, оптимізації та аналізу даних. Їх здатність виявляти складні закономірності в інформації робить їх ефективним інструментом у багатьох сферах науки, техніки, медицини та бізнесу. Одним із найпоширеніших напрямів застосування нейронних мереж є **класифікація образів**. Суть цієї задачі полягає у віднесенні об'єкта, представленого набором ознак, до одного або кількох заздалегідь визначених класів. Прикладами можуть бути розпізнавання рукописних символів, мовлення, аналіз електрокардіограм або класифікація клітин крові за їх характеристиками.

Іншим важливим напрямом є **кластеризація даних**. На відміну від класифікації, у цьому випадку відсутня інформація про належність об'єктів до певних класів. Нейронна мережа самостійно аналізує схожість між об'єктами та об'єднує їх у групи (кластери). Такий підхід часто застосовується для дослідження структури даних, виявлення прихованих закономірностей та стиснення інформації. Широке застосування нейронні мережі знаходять і в задачах **апроксимації функцій**. Якщо між вхідними та вихідними даними існує невідома залежність, мережа здатна побудувати її наближену модель навіть за наявності шумів у даних. Це особливо важливо для математичного моделювання складних технічних та природних процесів.

Ще однією важливою сферою використання є **прогнозування**. На основі історичних даних нейронні мережі можуть оцінювати майбутні значення певних показників. Подібні методи активно використовуються для прогнозування погодних умов, фінансових ринків, попиту на продукцію та багатьох інших процесів, де необхідно передбачити розвиток подій.

У задачах **оптимізації** нейронні мережі допомагають знаходити найкраще рішення серед великої кількості можливих варіантів з урахуванням заданих обмежень. Такі методи застосовуються в економіці, логістиці, медицині, інженерії та інших галузях. Класичним прикладом є задача комівояжера, у якій необхідно знайти найкоротший маршрут між кількома пунктами.

Окремий клас задач пов'язаний із використанням **асоціативної пам'яті**. На відміну від традиційних комп'ютерних систем, де доступ до інформації здійснюється за конкретною адресою, нейронні мережі можуть відновлювати дані навіть за частковою або неповною інформацією. Ця властивість особливо корисна під час створення інтелектуальних пошукових систем та мультимедійних баз даних.

Сьогодні програмні продукти, побудовані на основі нейронних мереж, успішно використовуються для контролю якості води, аналізу медичних даних, виявлення небезпечних предметів у системах безпеки, а також для короткострокового прогнозування валютних курсів та фінансових показників. Аналіз практичного застосування нейронних мереж дозволяє виділити низку важливих переваг їх використання.

По-перше, нейронні мережі здатні розв'язувати задачі, для яких відсутні чіткі математичні моделі або невідомі закономірності між вхідними та вихідними даними. Завдяки навчанню на прикладах вони можуть самостійно виявляти приховані залежності та формувати правила прийняття рішень.

По-друге, нейронні мережі демонструють високу стійкість до шумів та неповноти даних. Вони здатні працювати навіть за наявності великої кількості другорядної або неточної інформації, автоматично визначаючи найбільш значущі ознаки для розв'язання поставленої задачі.

Ще однією важливою перевагою є **адаптивність**. Нейронні мережі можуть пристосовуватися до змін зовнішнього середовища шляхом додаткового навчання або перенавчання. Це особливо важливо для динамічних систем, де характеристики даних змінюються з часом, наприклад у фінансовій сфері чи системах моніторингу. Крім того, нейронні мережі мають потенційно високу швидкість завдяки паралельній обробці інформації великою кількістю нейронів одночасно. Така особливість дозволяє ефективно виконувати складні обчислення та аналізувати великі масиви даних.

Важливою характеристикою є також **відмовостійкість**. Інформація в нейронній мережі розподіляється між багатьма елементами, тому вихід з ладу окремих нейронів або зв'язків зазвичай не призводить до повної втрати працездатності системи. Лише значні пошкодження структури мережі можуть суттєво вплинути на якість її роботи, що робить такі системи більш надійними порівняно з багатьма традиційними підходами до обробки інформації.

Висновки до розділу 1

Досліджено теоретичні відомості про експертні системи та нейронні мережі та саме в якій області медицини вони широко застосовуються. Визначено наскільки дані системи швидші та ефективніші.

Визначено перелік переваг експертних нейронних систем а саме:

- здатність навчатися на прикладах без програмування, що дозволяє відмовитися від пошуку будь-яких аналітичних залежностей між вхідними даними і результатами;
- для використання не потребують висококваліфікованих кадрів;
- не вимагають виконання умови відсутності взаємозв'язку між вхідними факторами, як це потрібно в регресійному аналізі.

РОЗДІЛ 2. ПОБУДОВА АРХІТЕКТУРИ

2.1. Види та вибір архітектур нейроної мережі

Існує багато видів архітектур нейромереж, основні з яких ми розглянемо для нашої моделі.

Персептрон - система сенсорів різних типів: сенсори (S), асоціативні (A) і реагуючі (R). Загальний вигляд персептрона представлений на рис. 2.1.

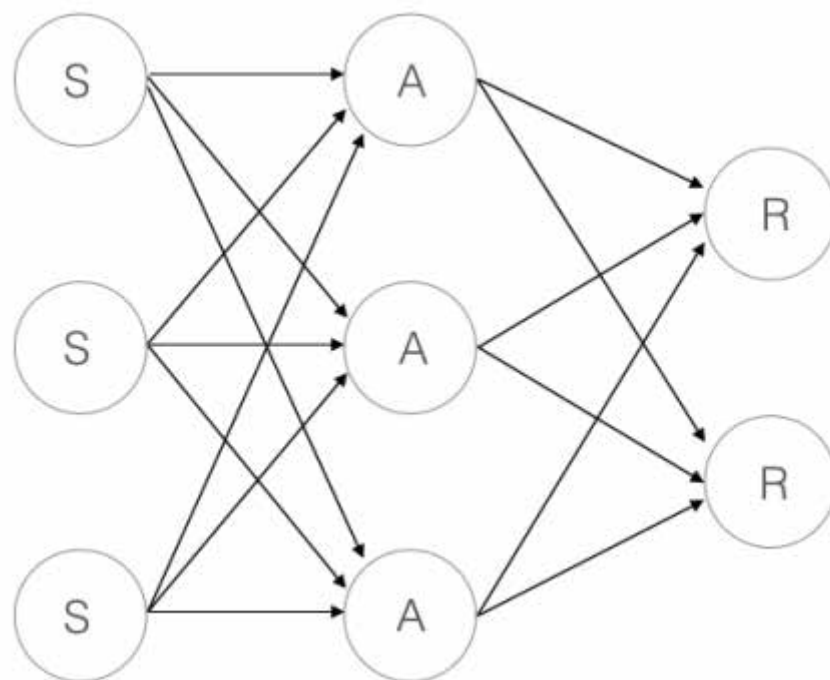


Рисунок 2.1 – Архітектура персептрона

Враховуючи структуру окремого нейрона, представлену на рисунку 2.1, можна зробити висновок, що елементи шару S не виконують жодної додаткової обробки вхідної інформації, а лише передають її до наступного шару мережі. Тому з точки зору функціональності цей шар не впливає на результат обчислень і в окремих випадках може бути виключений зі структури моделі без втрати її працездатності.

Навіть за такої спрощеної архітектури нейронна мережа здатна виконувати базові задачі класифікації. Крім того, вона може реалізовувати прості логічні функції та операції, зокрема формувати логічні елементи, такі як «АБО», що є одним із фундаментальних прикладів застосування нейронних мереж для обробки логічних даних.

Мережа Хопфілда - цей вид мережі вдає із себе повнозв'язний граф представлений на рисунку 2.2.

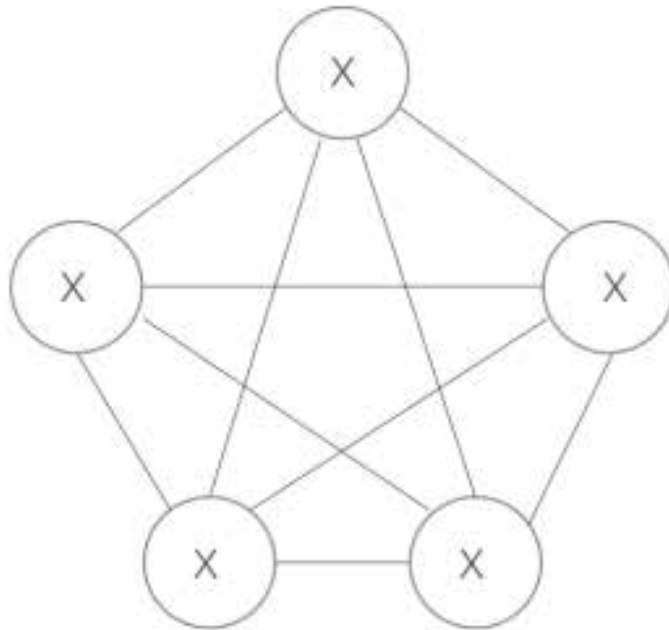


Рисунок 2.2 – Архітектура мережі Хопфілда

У цій мережі кожен нейрон виступає у всіх трьох ролях. До навчання кожен нейрон є сенсорним, поки йде навчання, всі вони асоціативні, після навчання - реагуючі. Ця мережа видає відповідь після прийняття стійкого стану. Система стабілізується не до кінця, так як загальна енергія мережі зменшується з кожною ітерацією навчання. Нейрони, як правило, навчаються послідовно, хоча можливий і паралельний процес. Ці мережі використовуються як асоціативна пам'ять, їх використання виправдане в разі картини подій маючи її істотну частину.

Згорткова мережа

Цей тип нейронних мереж суттєво відрізняється від інших архітектур і найчастіше використовується для обробки графічної, відео- та аудіоінформації. Приклад структури такої мережі наведено на рисунку 2.3. Особливістю даної архітектури є те, що обробка інформації виконується не над усім масивом даних одночасно, а над його окремими локальними ділянками. При цьому дані не розбиваються на незалежні частини, а послідовно аналізуються спеціальними фільтрами, які переміщуються по всьому вхідному простору.

Такий підхід дозволяє ефективно виявляти характерні ознаки та закономірності у вхідних даних.

Основними компонентами згорткової нейронної мережі є **згорткові шари** та **шари підвибірки або об'єднання**. Згорткові шари відповідають за виділення важливих ознак, тоді як шари об'єднання зменшують розмірність даних, залишаючи лише найбільш значущу інформацію.

Наприклад, під час аналізу аудіосигналів мережа може автоматично виділяти ключові характеристики, такі як пікові значення амплітуди, паузи або інші важливі особливості сигналу. Завдяки цьому зменшується обсяг інформації, яку необхідно обробляти на наступних етапах. Після проходження через послідовність згорткових та pooling-шарів отримані ознаки передаються до повнозв'язних шарів, які зазвичай реалізуються у вигляді багатошарового перцептрона. Ці шари виконують остаточну обробку інформації та формують кінцевий результат, наприклад класифікацію об'єкта, розпізнавання образу або прогнозування певного показника.

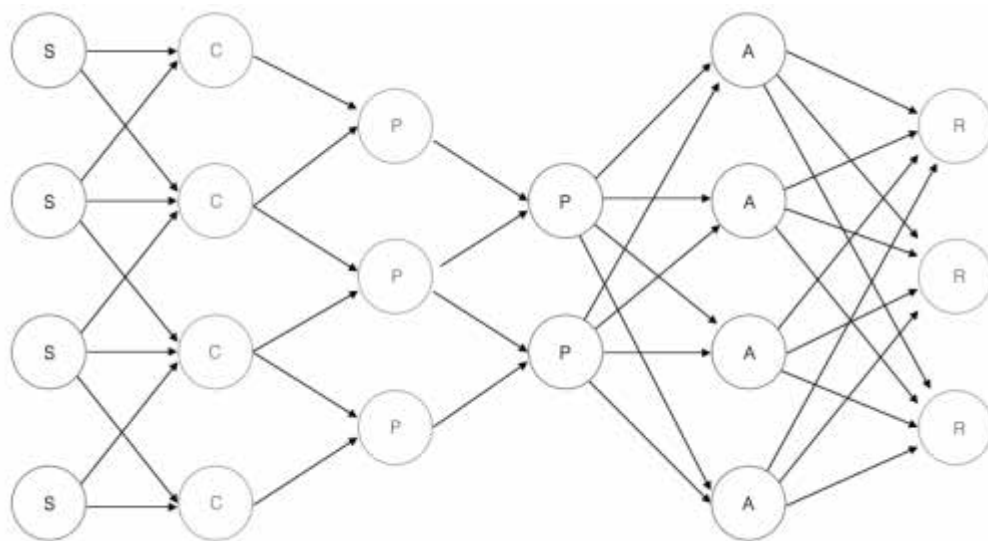


Рисунок 2.3 – Архітектура згорткової мережі

Згорткові нейронні мережі вважаються одними з найефективніших архітектур для розпізнавання, аналізу та класифікації зображень. Їхня структура дозволяє виконувати обробку даних паралельно, що забезпечує високу швидкість обчислень і дає можливість ефективно використовувати ресурси графічних процесорів. Разом із тим побудова та налаштування таких мереж є досить складним завданням. Для досягнення високої точності необхідно правильно підібрати низку параметрів, серед яких кількість шарів мережі, число фільтрів (ядер згортки) у кожному шарі, розмір цих фільтрів, функції активації нейронів та інші архітектурні характеристики. Від правильності вибору цих параметрів

значною мірою залежить ефективність роботи моделі. Рекурентні нейронні мережі (RNN) є окремим класом архітектур, які призначені для обробки послідовних даних. За своєю структурою вони нагадують мережі прямого поширення, однак мають суттєву особливість — здатність враховувати інформацію з попередніх моментів часу. На відміну від класичних мереж, де сигнал передається лише від одного шару до іншого, у рекурентних мережах нейрони отримують дані не тільки від попереднього шару, а й від власних попередніх станів. Завдяки наявності зворотних зв'язків мережа може зберігати певну інформацію про раніше оброблені дані та використовувати її під час подальших обчислень.

Така властивість робить рекурентні нейронні мережі особливо ефективними для аналізу часових рядів, мовлення, текстів, фінансових показників та інших задач, у яких важливу роль відіграє послідовність і взаємозв'язок подій у часі. Схематичне представлення рекурентної нейронної мережі наведено на рисунку 2.4.

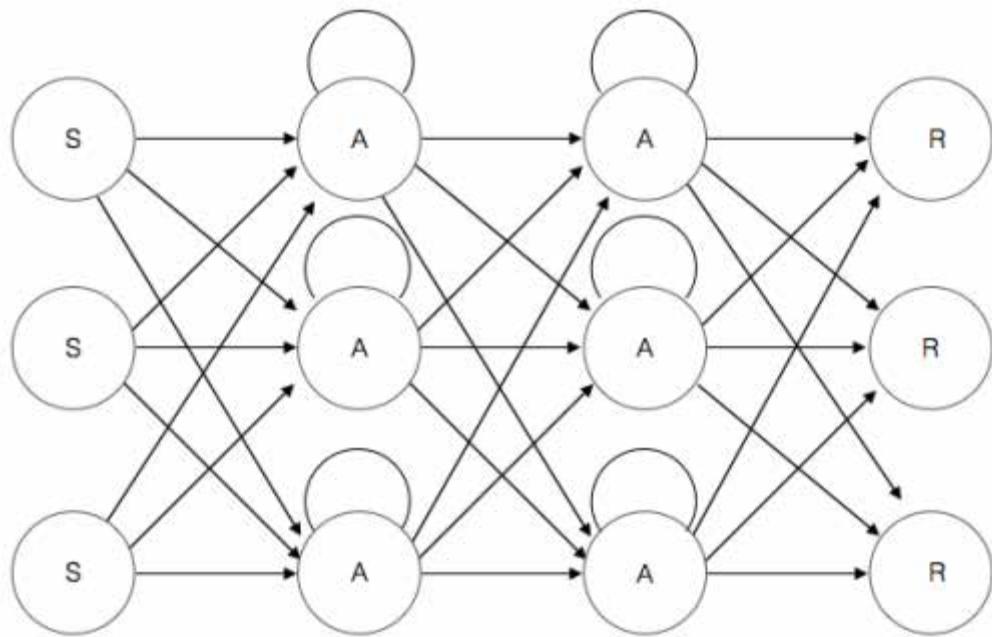


Рисунок 2.4 – Архітектура рекурентної мережі

Незважаючи на свої переваги, рекурентні нейронні мережі мають певні обмеження. Одним із головних недоліків є поступова втрата інформації про попередні стани під час обробки довгих послідовностей даних. Швидкість такої втрати залежить від архітектури мережі та використовуваних функцій активації. У результаті мережа може недостатньо ефективно враховувати віддалені в часі залежності між подіями.

2.2. Побудова дерева рішень експертної системи

Метою побудови нейромережевої експертної системи є визначення можливого захворювання, яке може спричиняти періодичні болі в спині.

Принцип роботи такої системи базується на використанні нейронної мережі та набору діагностичних запитань. Кожне запитання передбачає лише дві можливі відповіді: «Так» або «Ні». Для подальшої обробки інформації відповіді переводяться у числовий вигляд: відповідь «Так» кодується значенням 1, а відповідь «Ні» — значенням 0. Сукупність таких відповідей утворює вхідний вектор даних.

Для діагностики можливих причин болю в спині сформовано чотирнадцять запитань:

1. Чи виникає біль після підняття важких предметів?
або
Чи з'являється біль після інтенсивних фізичних навантажень?
2. Чи перевищує температура тіла 38 °C?
3. Чи старший пацієнт за 60 років?
або
Чи перебував він протягом кількох тижнів у ліжку або інвалідному кріслі?
4. Чи старший пацієнт за 45 років?
5. Чи є біль більш вираженим у ранковий час?
6. Чи заважає біль під час ходьби?
або
Чи відчувається біль лише в одній нозі?
7. Чи локалізується біль переважно в спині та не поширюється на інші ділянки тіла?
8. Чи відчувається біль лише з одного боку спини вище талії?
і
Чи супроводжується він нудотою?
9. Чи значно сильніший біль з одного боку хребта?
10. Чи зазвичай болить шия або ділянка спини між лопатками?

Аналогічним чином формується і вихідний вектор нейронної мережі, який містить дев'ять можливих діагнозів. Якщо для певного діагнозу на виході мережі отримується значення 1, це означає, що на нього варто звернути особливу увагу як на можливу причину болю. Значення 0 свідчить про відсутність ознак відповідного захворювання.

Вихідний вектор включає такі можливі діагнози:

1D) Ішіас, спричинений тиском на корінець сідничного нерва. У такому випадку рекомендована консультація лікаря.

2D) Люмбаго (простріл), імовірною причиною якого є надмірне навантаження на спину.

3D) Можлива інфекція нирок або больові відчуття, пов'язані із загальним вірусним запаленням організму.

4D) Біль у спині, який може бути наслідком вірусного захворювання, наприклад грипу.

5D) Імовірне пошкодження кісткових структур у результаті травми.

6D) Можливий артрит шийних хребців.

7D) Можливий остеоартрит.

8D) Імовірне хронічне запалення суглобів.

9D) Причину болю встановити не вдалося, тому рекомендується звернутися до лікаря для додаткового обстеження.

Повне дерево прийняття рішень експертної системи може бути подане у вигляді набору продукційних правил типу «ЯКІЩО – ТО», які формалізують процес діагностики та вибору найбільш імовірного діагнозу.

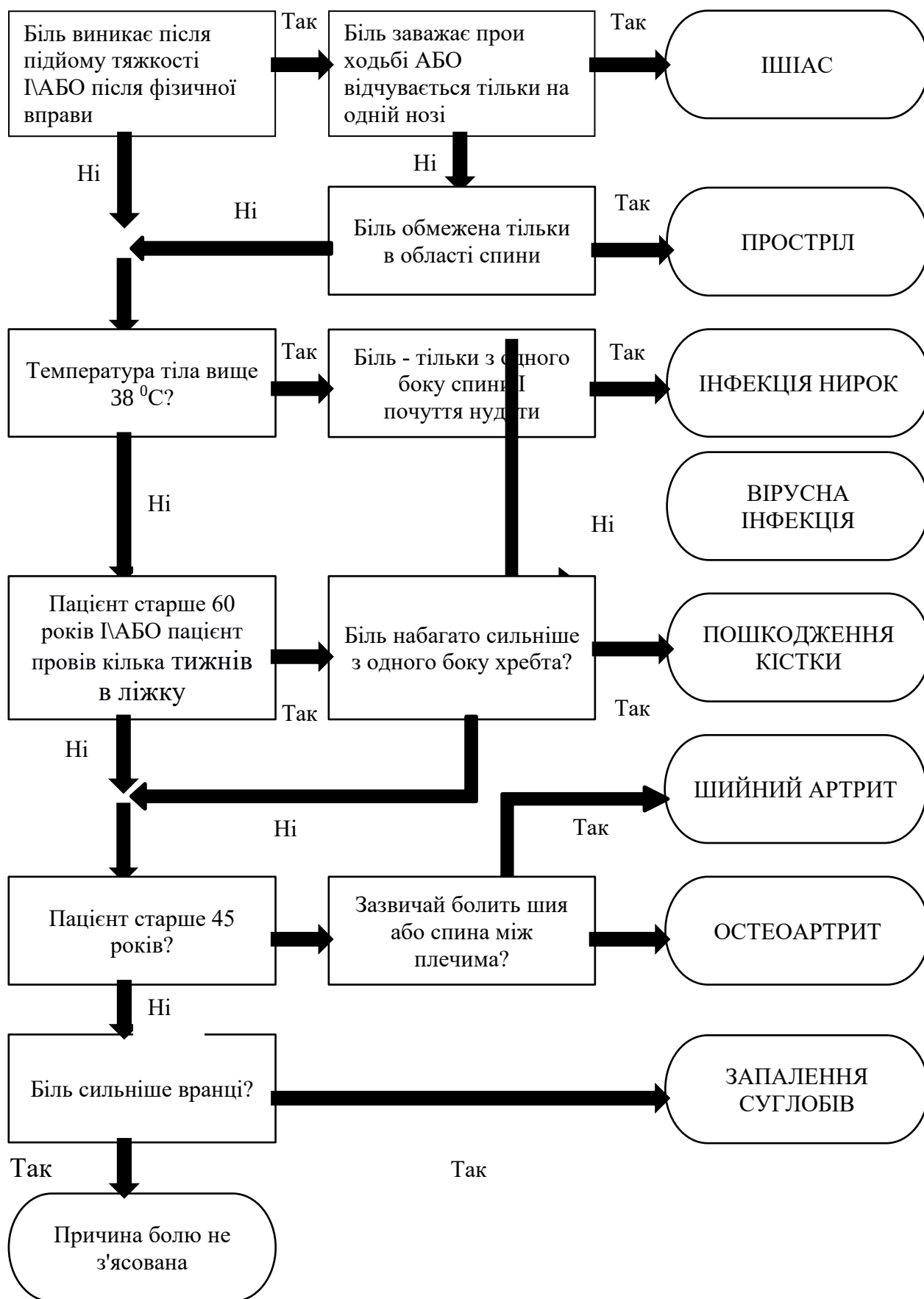


Рисунок 2.5 – Повне дерево рішень

Архітектуру персептрона прямого поширення, що реалізує експертну систему за допомогою нейропакета Brain Maker Professional. (рис. 2.6).

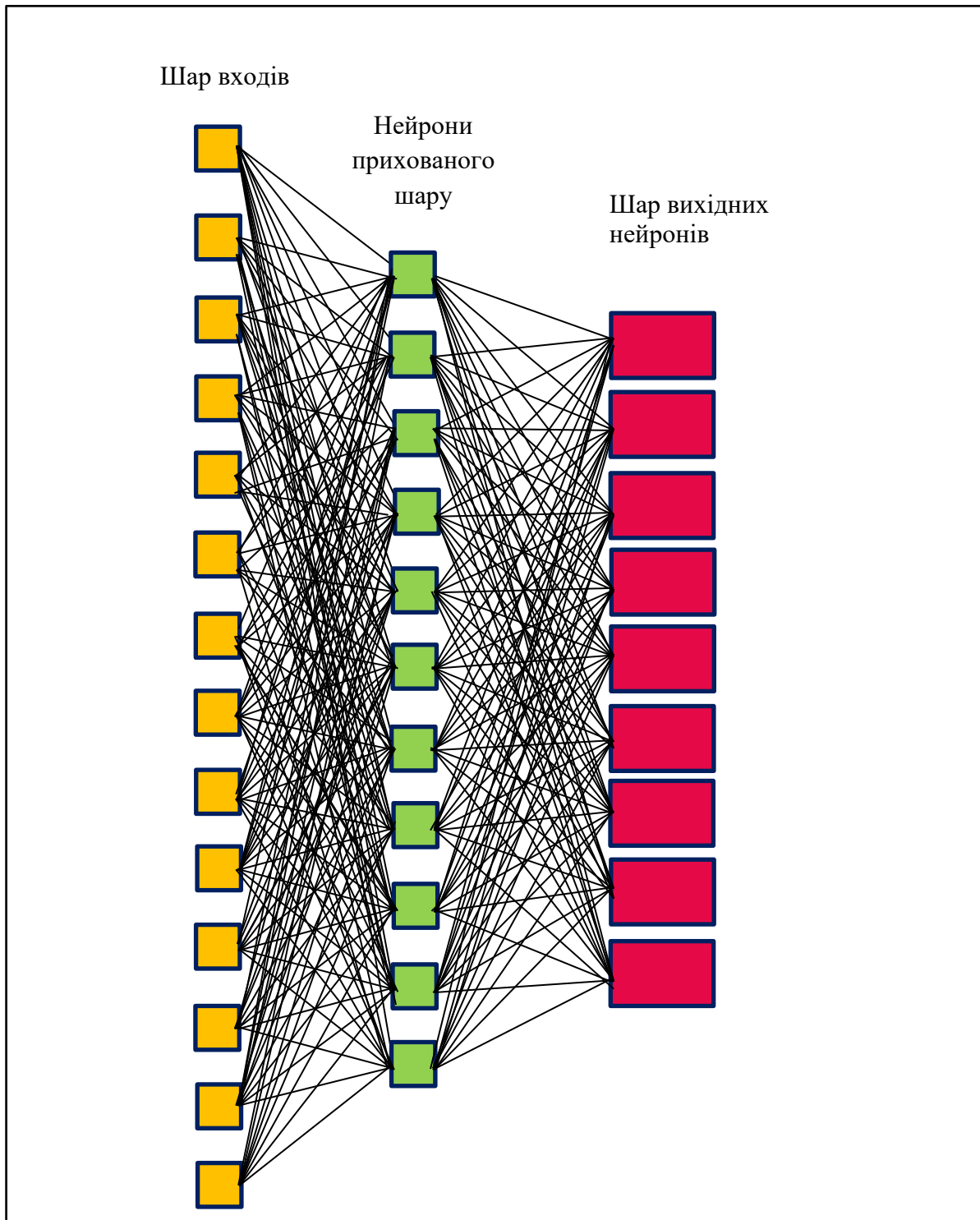


Рисунок 2.6 – Архітектура нейронної мережі для медичної діагностики дев'яти діагнозів захворювання спини

Висновки до розділу 2

Вибір архітектури нейронної мережі насамперед залежить від характеру задачі, яку необхідно розв'язати. Це можуть бути задачі апроксимації, прогнозування, кластеризації або класифікації даних. Важливу роль також відіграють особливості вхідної інформації, зокрема її розмірність, структура та набір ключових ознак. Під час проектування нейромережевої системи не завжди доцільно використовувати складні архітектури для обробки великих обсягів даних. У багатьох випадках ефективнішим рішенням є попередня обробка та перетворення даних за допомогою перевірених стандартних методів, що дозволяє успішно застосовувати вже існуючі та добре досліджені моделі.

РОЗДІЛ 3. ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ РОЗРОБКИ МОДЕЛІ

3.1. Програмно-апаратний засіб

Для розробки нейромережевої системи важливо обрати відповідний програмно-апаратний комплекс, який забезпечуватиме стабільне функціонування, високу продуктивність та ефективну обробку даних. Від правильного вибору апаратного забезпечення залежить швидкодія системи, надійність її роботи та якість виконання поставлених завдань. Основні характеристики використаного апаратного забезпечення наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Характеристики апаратного забезпечення

Система	Характеристики
Виробник	Acer Inc.
Модель	Aspire E17
Процесор	Intel(R) Core(TM) i5-6200U CPU 2,30GHz
Установлена оперативна пам'ять	8,00 ГБ
Тип системи	32-розрядна ОС на базі процесора x32

Характеристики програмного комплексу BrainMaker на моделі даного апаратного забезпечення наведено в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Характеристики програмного забезпечення

Програмне забезпечення	Характеристики
Розробник	California Scientific Software
Версія	Version 3.1
Тип ПЗ	32-bit (win32)
Зчитувані формати файлів	Файли типів: Text, Lotus v2, Lotus v3, Excel v2, Excel v3, dBASE, CSI.
Створювані формати файлів	Файли: .net, .dat, .def, .in, .out, .fct, .tst.

BrainMaker Professional — це програмне середовище для розробки нейронних мереж, яке дозволяє значно скоротити час створення та навчання моделей. Програма забезпечує високу точність прогнозування й розпізнавання закономірностей, що робить її ефективним інструментом для розв’язання складних задач, зокрема у сфері аналізу даних та прогнозування.

Система містить широкий набір засобів для навчання та аналізу нейронних мереж, включаючи інструменти оцінки даних, аналізу чутливості та підтримку генетичних алгоритмів навчання. Завдяки зручному інтерфейсу та розширеним можливостям BrainMaker Professional є зручним рішенням для проєктування й дослідження нейромережових систем.

3.2. Створення навчальної вибірки та навчання нейромережевої системи

В системі Excel створюємо файл даних для навчання мережі на основі статистичних даних.

Г23													
1	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	
2	DATA	1.1)	1.2)	2)	3.1)	3.2)	4)	5)	6.1)	6.2)	7)	8.1)	8.2)
3	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	
4	2	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	
5	3	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	
6	4	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	
7	5	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	
8	6	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	
9	7	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	
10	8	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	
11	9	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	
12	10	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	
13	11	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
14	12	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	
15	13	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	
16	14	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	
17	15	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	
18	16	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	
19	17	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	
20	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
21													
22													
23													
24													
25													

Рис. 3.1. Навчальна вибірка нейросетевой експертної системи

Після запуску NetMaker вибравши з меню File команду Read in Data File і відкривши файл зберігаємо його в той же каталог за допомогою команди Save NetMaker File з меню , файл отримає розширення .dat.

	DATA	1.1)	1.2)	2)	3.1)	3.2)	4)	5)	6.1)	6.2)	7)
1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0
2	2	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
3	3	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0
4	4	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0
5	5	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
6	6	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
7	7	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1
8	8	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1
9	9	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1
10	10	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
11	11	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
12	12	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
13	13	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0

Рис.3.2. Файл даних в в програмі NetMaker

Для завантаження навчальних даних необхідно відкрити файл формату *.dat* за допомогою команди **Read in Data File**. Після цього слід налаштувати типи змінних, використовуючи меню **Label**. Для всіх вхідних параметрів потрібно встановити мітку **Input**, а для вихідних — **Pattern**. Для цього достатньо вибрати потрібний стовпець таблиці та призначити йому відповідну мітку через меню **Label**.



Рис. 3.3. Вигляд меню “Read in Data File”

NetMaker Professional - MEDIC1.DAT

	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Pattern	Pattern	Pattern	Pattern
	6.1]	6.2]	7]	8.1]	8.2]	9]	10]	1D]	2D]	3D]	4D]
1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
2	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
3	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
4	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
5	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
6	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
7	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
8	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
9	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
10	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
12	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0

Рисунок 3.4 – Надання вхідних та вихідних значень даним.

Зберігаємо файли майбутньої мережі за допомогою команди меню File Create BrainMaker File, яка дозволяє створити файли визначень .def, фактів .fct і тестування мережі .tst для подальшого навчання і тестування мережі.

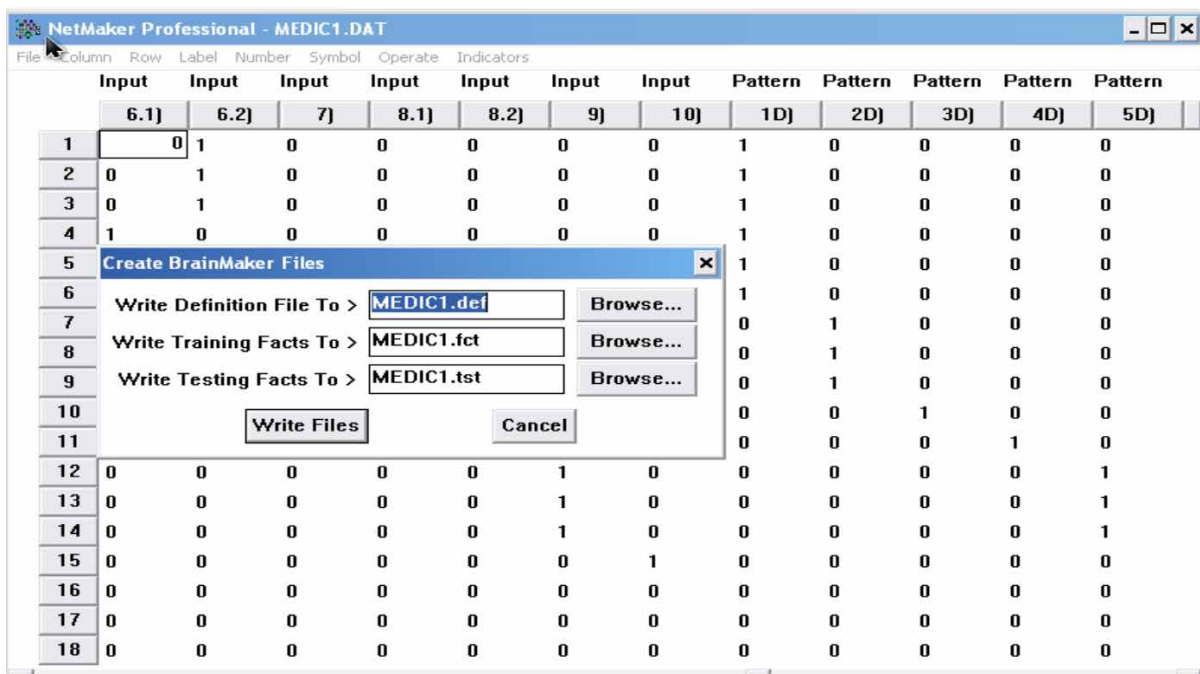


Рисунок 3.5 – Вигляд меню “Create BrainMaker File”

Відкриваємо файл .dat за допомогою команди **Read in Data File**. Оскільки файл містить лише вхідні дані, усім змінним призначаємо мітку **Input** через меню **Label**. Вихідні змінні в даному файлі відсутні.

File	Column	Row	Label	Number	Symbol	Operate	Indicators							
			NotUsed	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	
			DATA	1.1]	1.2]	2]	3.1]	3.2]	4]	5]	6.1]	6.2]	7]	8.1]
	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	
	2	2	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	
	3	3	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	
	4	4	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	
	5	5	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	
	6	6	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	
	7	7	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	
	8	8	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	
	9	9	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	
	10	10	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	
	11	11	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
	12	12	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	
	13	13	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	
	14	14	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	
	15	15	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	
	16	16	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	
	17	17	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	
	18	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

Рисунок 3.6 – Файл вхідних даних

Зберігаємо підготовлені дані за допомогою команди **File → Create Running Fact File**, яка створює файл фактів для подальшої роботи нейронної мережі (прогнозування або розпізнавання). Створений файл має розширення **.in**. На цьому етапі попередню обробку даних завершено.

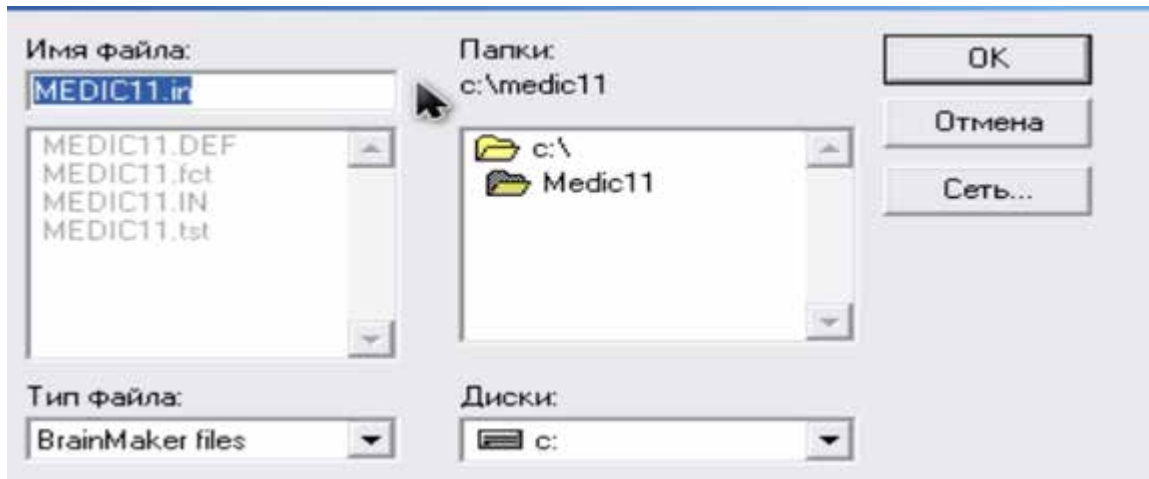


Рисунок 3.7 – Вид меню “File Create Running Fact File”

За допомогою команди **File → Return to Main Menu** виходимо з режиму редагування та повертаємося до головного меню **NetMaker**. Далі обираємо команду **Go to BrainMaker** для переходу до середовища **BrainMaker**.

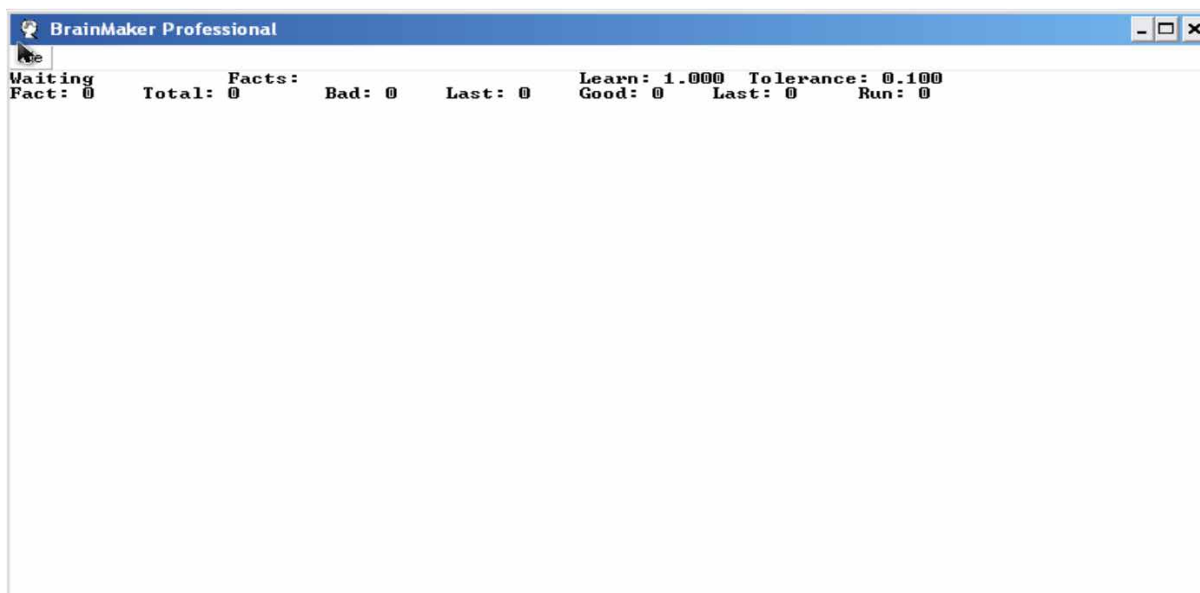


Рисунок 3.8 – Стартове вікно програми BrainMaker

В системі BrainMaker з меню File і команди Read Network потрібно вибрати файл з розширенням .def.

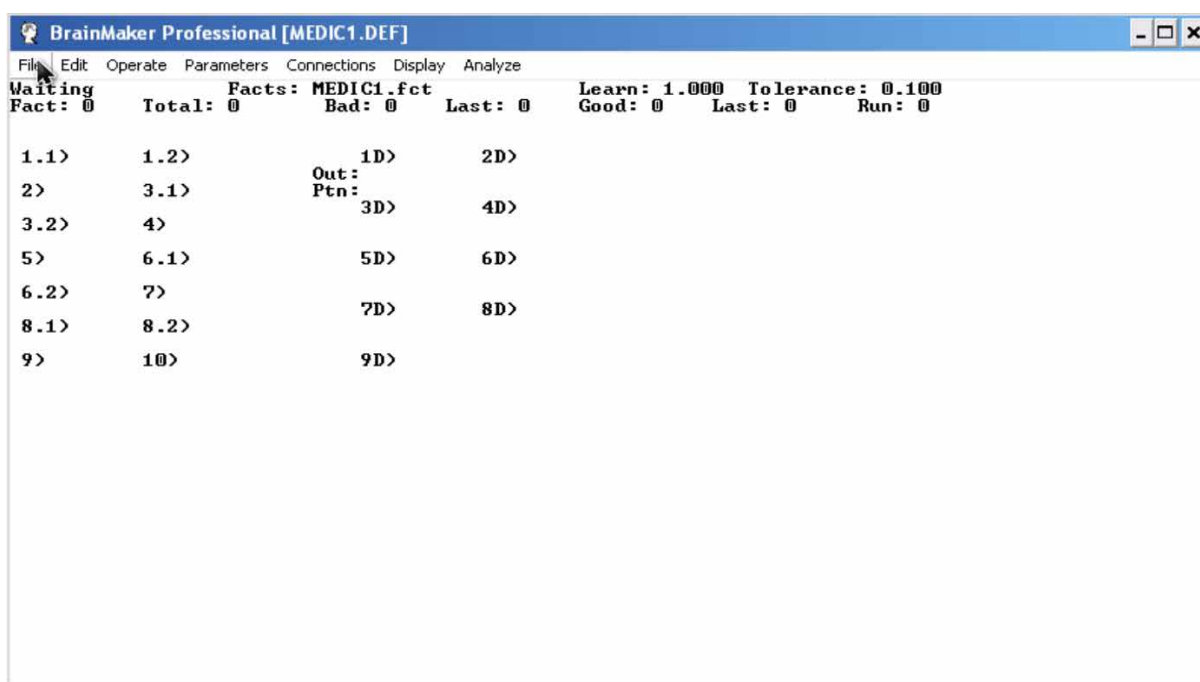


Рисунок 3.9 – Відкритий файл з розширенням .def.

Після налаштування параметрів запускаємо навчання нейронної мережі за допомогою команди Operate , Train Network. Навчання виконується із заданими

параметрами, зокрема встановленим значенням допустимої похибки TOL. Для контролю процесу навчання активуємо опції **Training Statistics** та **Testing Statistics**, які відображають графік зміни похибки мережі.

Training Control Flow

Tolerances:
 Training Tolerance: 0.800
 Testing Tolerance: 0.400

☒ Tolerance Tuning:
 Start Training Tolerance: 0.800
 Lower tolerance, multiply by: 0.800
 Lower when % good facts: 100

Testing While Training
☐ Test After Every 20 Runs
☐ Test After Every 1000 Facts
☐ Save After Every 20 Runs

STOP TRAINING WHEN:
☐ All Training Facts Are Good
☐ Run Number 1000
☐ % of Good Training Facts 100
☐ Training Avg Error <= 0.05
☐ Training R-squared >= 0.98
☐ Training Squared Error <= 0.05

If Tolerance Tuning:
☒ Minimum Tolerance 0.05

If Testing While Training:
☐ All Testing Facts Are Good
☐ % of Good Testing Facts 100
☐ Testing Avg Error <= 0.15
☐ Testing R-squared >= 0.9
☐ Testing Squared Error <= 0.1

Ok Cancel

Рисунок 3.10 – Параметри навчання моделі нейронної мережі

Архітектуру прямошарової нейронної мережі, реалізованої в середовищі BrainMaker Professional для побудови експертної системи, можна подати у вигляді структури 14:11:9, де 14 нейронів відповідають вхідному шару, 11 — прихованому, а 9 — вихідному шару (рис. 3.11).

Change Network Size

Inputs Neurons Connections
 Fact File 14
☐ Recurrent 0

Number of hidden layers: - 1 +

Layer	Neurons	Connections	Recurrent Copies
Input	14		0
1	11	165	0
2			
3			
4			
5			
6			
Output	9	108	0

Ok Cancel

Рисунок 3.11 – Архітектура нейронної мережі

Результат навчання моделі нейронної мережі представлений на рис. 3.12.

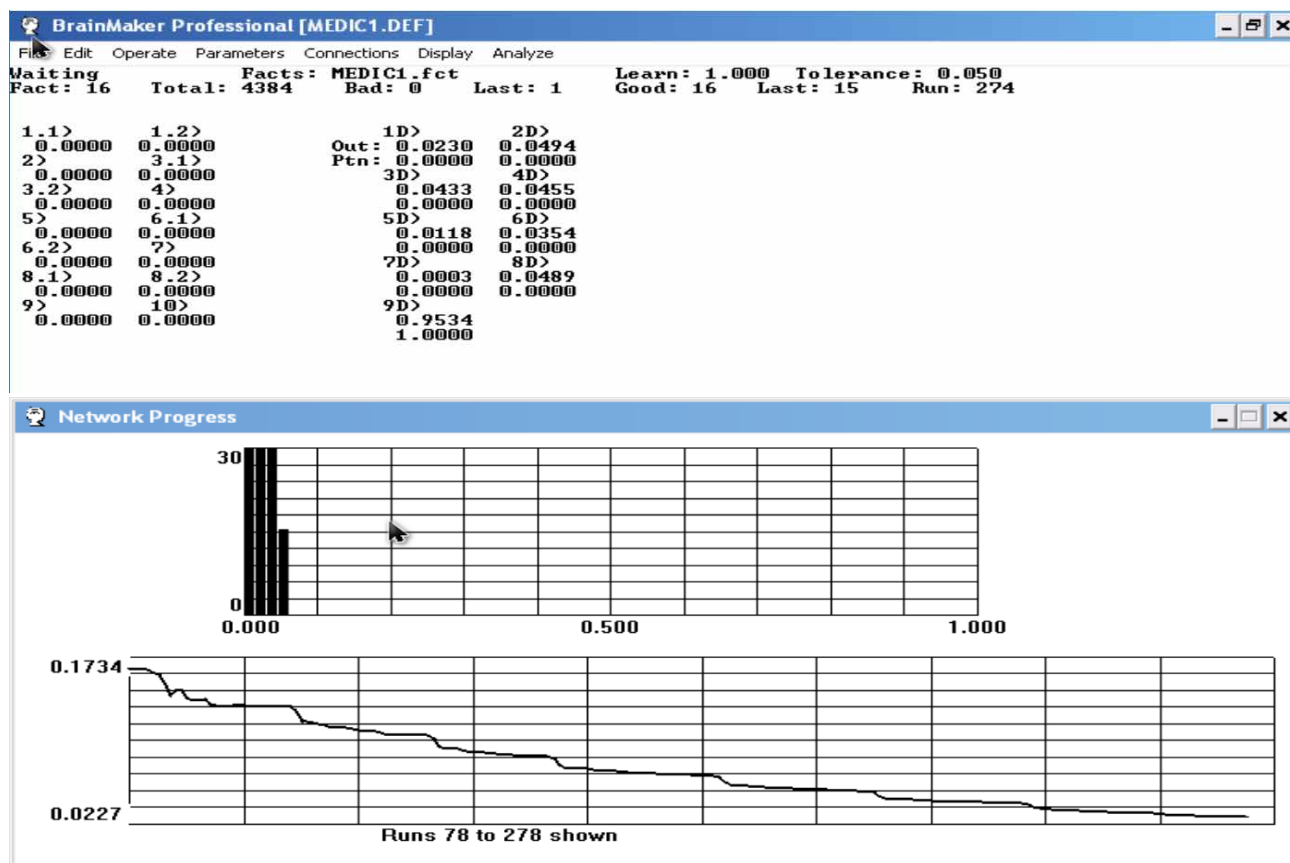


Рисунок 3.12 – . Інтерфейс навченої нейронної мережі і динаміка зміни помилок навчання

За допомогою команди Network Progress Display у середовищі BrainMaker відкривається екран із двома графіками, які відображають процес навчання нейронної мережі (рис. 3.12). Верхній графік представлений у вигляді гістограми помилок за весь період навчання. Помилка для кожного нейрона визначається як абсолютна різниця між очікуваним і фактичним значеннями виходу. Висота кожного стовпчика гістограми показує кількість помилок, що потрапляють у відповідний діапазон значень.

Нижній графік демонструє зміну середньоквадратичної помилки (RMS) у процесі навчання. З кожною ітерацією значення RMS поступово зменшується, що свідчить про покращення якості роботи нейронної мережі. На графіку по горизонтальній осі відображаються номери запусків мережі, а по вертикальній — відповідні значення середньоквадратичної помилки. Поточне значення RMS також виводиться в нижній лівій частині екрана. Аналіз графіка показує стабільну збіжність процесу навчання до встановленого значення допуску $TOL = 0,05$. Після завершення навчання було досягнуто значення $RMS = 0,0227$, що свідчить про високу точність моделі. За результатами навчання точність нейромережевої системи медичної діагностики перевищує 97 %.

Після завершення процесу навчання модель нейронної мережі зберігається за допомогою команди Save Network з меню File (рис. 3.13). На цьому етапі побудову та навчання нейромережевої моделі в системі BrainMaker завершено.



Рисунок 3.13 – Меню збереження нейромережі

За допомогою команди Select Fact File з меню File вибираємо файли для роботи мережі: файл налаштування (.def), тестовий файл (.tst) та файл для прогнозування або класифікації (.in). Вибір необхідних файлів здійснюється через кнопку Browse у діалоговому вікні.

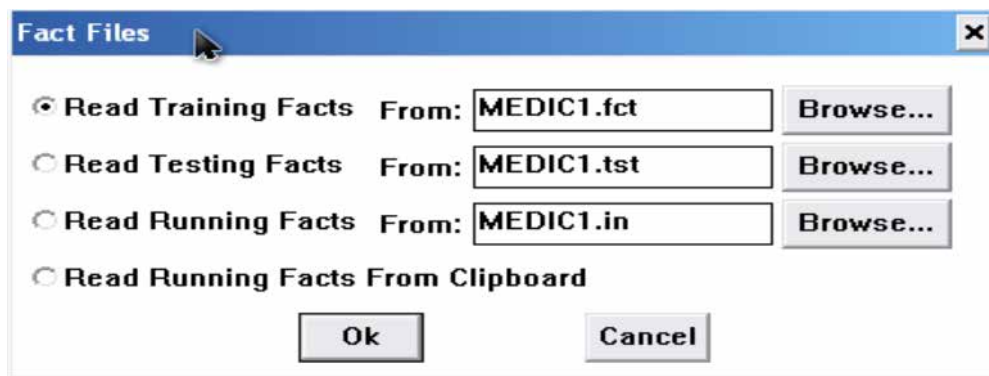


Рисунок 3.14 – Вікно налаштування мережі

З меню File виконуємо команду Write Fact to File, яка призначена для створення файлу результатів прогнозування та класифікації і натискаємо кнопку Open file.

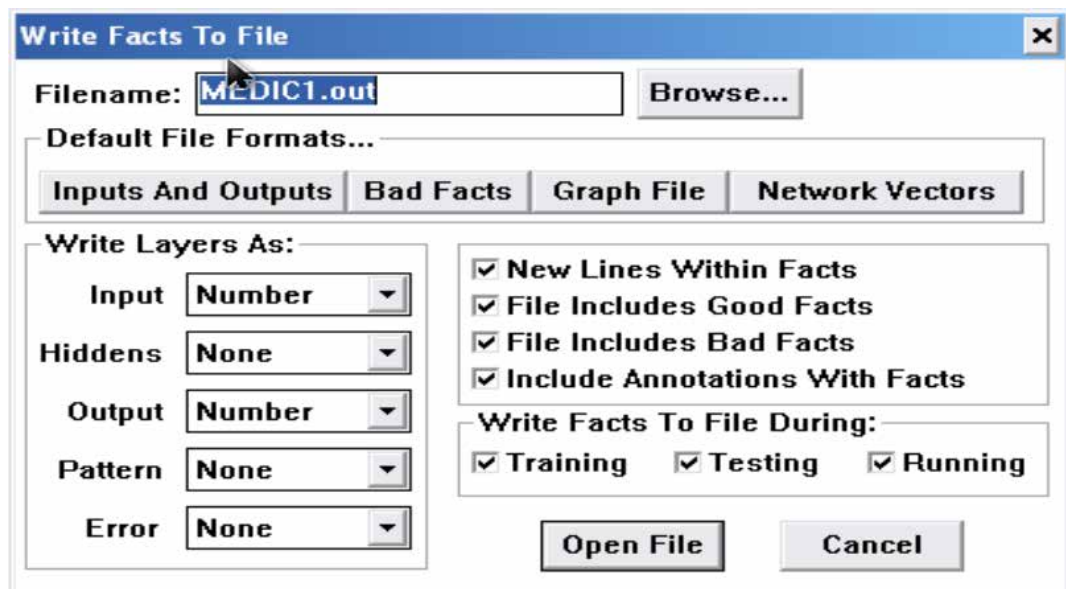


Рисунок 3.15 – Вікно збереження результатів

Для отримання результатів роботи моделі виконуємо команду Run Trained Network з меню Operate. Запуск навченої мережі можливий лише за умови, що в пам'ять завантажено файл з розширенням *.in*.

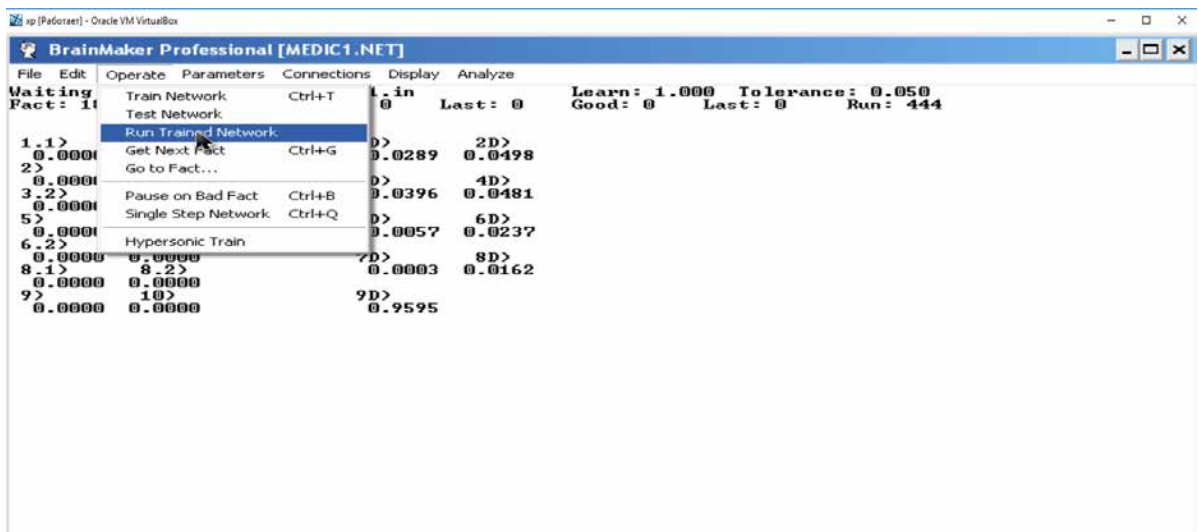


Рисунок 3.16 – Запуск нейромережі

Результати прогнозування зберігаються у файлі з розширенням *.out*. Цей файл можна переглянути за допомогою будь-якого текстового редактора. Він містить вхідні дані з файлу *.in* та результати роботи нейронної мережі.

MEDIC1 — Блокнот

Файл Правка Формат Вид Справка

1														
1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9861	0.0423	0.0010	0.0271	0.0101	0.0237	0.0003	0.0135	0.0032						
2														
0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9808	0.0284	0.0018	0.0289	0.0101	0.0279	0.0003	0.0130	0.0059						
3														
1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9554	0.0137	0.0030	0.0313	0.0079	0.0411	0.0003	0.0142	0.0135						
4														
1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9759	0.0430	0.0005	0.0252	0.0052	0.0130	0.0003	0.0293	0.0039						
5														
0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9610	0.0308	0.0008	0.0247	0.0069	0.0152	0.0003	0.0247	0.0059						
6														
1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.8309	0.0118	0.0008	0.0337	0.0035	0.0115	0.0003	0.0411	0.0152						
7														
1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0169	0.9639	0.0220	0.0003	0.0147	0.0081	0.0003	0.0035	0.0079						
8														
0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0179	0.9620	0.0203	0.0003	0.0186	0.0081	0.0003	0.0042	0.0088						
9														
1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0066	0.9556	0.0279	0.0003	0.0061	0.0083	0.0003	0.0039	0.0340						
10														
0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0171	0.0489	0.9566	0.0474	0.0057	0.0408	0.0003	0.0003	0.0101						
11														
0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0057	0.0037	0.0205	0.0517	0.0065	0.0005	0.0003	0.0035	0.0435						

Рисунок 3.17 – Фрагмент результат навченої нейромережі

3.3. Тестування нейромережі та перевірка працездатності

Для практичного застосування нейромережевої моделі та перевірки результатів її роботи відповіді на діагностичні запитання кодуються у бінарному вигляді. Відповідь «Так» позначається значенням 1, а відповідь «Ні» — значенням 0.

Для наведеного прикладу були отримані такі значення: після підняття важких предметів або інтенсивного фізичного навантаження біль виникає (1), температура тіла не перевищує 38 °C (0), пацієнт молодший за 60 років і не перебував тривалий час на постільному режимі (0), молодший за 45 років (0). Біль сильніше проявляється вранці (1), заважає під час ходьби (1), локалізується переважно в спині та не поширюється на інші частини тіла (1). Біль відчувається лише з одного боку спини вище талії (1), але не супроводжується нудотою (0). Водночас біль не є значно сильнішим з одного боку хребта (0), а також відсутні больові відчуття в шиї чи між лопатками (0).

Після кодування відповідей формується файл Medic2.xls, який використовується для подальшої роботи та тестування нейронної мережі (рис. 3.18).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
1	DATA	1.1)	1.2)	2)	3.1)	3.2)	4)	5)	6.1)	6.2)	7)	8.1)	8.2)	9)	10)
2	1	1	1	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0
3															
4															
5															

Рисунок 3.18 – Файл даних для запуску нейромережевої експертної системи

Результат експлуатації нейронної мережі з використання файлу Medic2.xls представлений на рис. 3.19 і рис. 3.20.

Facts: MEDIC2.IN		Learn: 1.000 Tolerance: 0.050	
Total: 7328	Bad: 0	Good: 16	Last: 16 Run: 458
1.1> 1.0000	1.2> 1.0000	1D> 0.4920	2D> 0.8140
2> 0.0000	3.1> 0.0000	Ptn: 3D> 0.0008	4D> 0.0003
3.2> 0.0000	4> 0.0000	5D> 0.0647	6D> 0.0374
5> 1.0000	6.1> 1.0000	7D> 0.0003	8D> 0.2210
6.2> 0.0000	7> 1.0000	9D> 0.0015	
8.1> 1.0000	8.2> 0.0000		
9> 0.0000	10> 0.0000		

Рисунок 3.19 – Результат розпізнавання діагнозу у вигляді інтерфейсу моделі

1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000
0.0000	0.4920	0.8140	0.0008	0.0003	0.0647	0.0374	0.0003	0.2210	0.0015			

Рисунок 3.20 – Результат розпізнавання діагнозу як файл Medic2.out

За результатами роботи нейронної мережі найбільш імовірним діагнозом виявився варіант 2D — можливий люмбаго (простріл), який, найімовірніше, спричинений надмірним навантаженням на м'язи та структури спини. Значення

вихідного нейрона для цього діагнозу становить 0,8140, що є найвищим серед усіх отриманих результатів і відповідає позитивному рішенням мережі.

Для інших можливих діагнозів були отримані значно нижчі значення виходів нейронів, що свідчить про низьку ймовірність їх наявності. Зокрема, ішіас, інфекція нирок, вірусні захворювання, травматичні ушкодження кісток, артрит шийних хребців, остеоартрит, хронічне запалення суглобів та невизначена причина болю не були підтверджені результатами моделювання.

Отже, проведена діагностика дозволила зробити висновок, що найбільш ймовірною причиною больових відчуттів є люмбаго, тоді як інші розглянуті захворювання мають суттєво нижчу ймовірність виникнення для даного набору симптомів.

3.4. Аналіз отриманих даних

На заключному етапі моделювання повторюємо чотири рази навчання нейронної мережі з одними і тими ж параметрами (рис. 3.10), використовуючи для цього раніше підготовлений файл Medic1.def.

Medic11.out

1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.4920 0.8140 0.0008 0.0003 0.0647 0.0374 0.0003 0.2210 0.0015

Medic12.out

1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0147 0.9771 0.0357 0.0042 0.0015 0.0511 0.0003 0.0918 0.0003

Medic13.out

1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0391 0.4942 0.0867 0.0010 0.0008 0.0030 0.0003 0.0193 0.0003

Medic14.out

1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0982 0.7068 0.0015 0.0020 0.0049 0.0015 0.0003 0.0408 0.0015

Medic15.out

1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0296 0.8902 0.2144 0.0008 0.0413 0.0003 0.0003 0.0196 0.0030

Рисунок 3.21 – Результати нейромережевого розпізнавання діагнозу з використанням моделей Medic11.net - Medic15.net

Аналіз результатів, наведених на рис. 3.21, демонструє узгодженість і стабільність роботи нейромережевої моделі під час розпізнавання діагнозу. Отримані результати свідчать про успішну збіжність процесу обчислень та коректне функціонування розробленої системи.

Водночас варто враховувати, що створена нейромережева модель є лише інструментом підтримки прийняття рішень. Вона допомагає аналізувати симптоми та визначати найбільш ймовірні варіанти діагнозу, проте остаточний висновок щодо стану пацієнта повинен робити кваліфікований лікар на основі комплексного медичного обстеження та професійного досвіду.

Висновки до розділу 3

У результаті роботи було розроблено адаптивну нейромережеву систему підтримки прийняття рішень для розпізнавання дев'яти можливих захворювань, що супроводжуються болем у спині. Модель побудована на основі бази знань, сформованої за участю медичних експертів. Проведені експерименти показали, що під час повторного навчання нейронної мережі результати залишаються стабільними та узгодженими, що свідчить про збіжність процесу навчання і надійність роботи розробленої моделі.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ ДО РОБОТИ

В результаті виконання дипломної роботи розроблено адаптивну модель нейромережевої експертної системи на основі аналізу даних отриманих від експертів, а також здійснено моделювання в середовищі BrainMaker Professional.

При цьому отримано такі результати:

- 1) Досліджено відомі моделі експертних систем на основі нейромережі.
- 2) Розроблена адаптивна модель нейромережевої експертної системи підтримки прийняття рішень при медичній діагностиці захворювань спини на основі бази знань отриманих від експертів.
- 3) Здійснено тестування нейромережевої експертної системи та проаналізовано отримані результати, оцінено працездатність та точність системи.
- 4) Доведено, що при повторному навчанні експертної нейромережевої моделі забезпечується збіжність отриманого результату обчислювального експерименту.

Таким чином, використання нейромережевих технологій має певні перспективи. У прогнозуванні захворювань використовуючи все більше число діагностично значущих маркерів, обробка яких в сукупності з іншими даними стає більш трудомісткою. Адаптація інформаційних технологій в галузі медицини вимагає розуміння механізмів обробки даних комп'ютерною програмою, а також знанням механізмів розвитку захворювань. Проведені дослідження із застосуванням нейромережі говорять про перспективність напрямку і ще про багато її невивчених можливостей розпізнавання діагнозів.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Haykin S. Neural Network: A Comprehensive Foundation. 2nd ed. Upper Saddle River : Prentice Hall, 2013. 842 p.
2. Hong S. G., Kim S. W., Lee J. J. The Minimum Cost Path Finding Algorithm Using a Hopfield Type Neural Network // Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems. 2015. Vol. 4. P. 719–726.
3. Asanovic K. et al. The Landscape of Parallel Computing Research: A View from Berkeley. Berkeley : University of California, Berkeley, 2016. Technical Report No. UCB/EECS-2016-183.
4. Chapman B., Jost G., van der Pas R. Using OpenMP: Portable Shared Memory Parallel Programming. Cambridge, Massachusetts : The MIT Press, 2008. 353 p.
5. Кучерук В. Ю. Розвиток теорії та принципів побудови інформаційно-вимірювальних систем технічного діагностування силових електромеханічних перетворювачів : автореф. дис. ... д-ра техн. наук : 05.11.16. Вінниця, 2005. 35 с.
6. Федін С. С. Системний аналіз. Системи інтелектуальної обробки інформації : методичні вказівки. Київ : КНУТД, 2010. 127 с.
7. Shapiro L. G., Stockman G. C. Computer Vision. Upper Saddle River : Prentice Hall, 2001. P. 74–75.
8. Gansler T. S. Breast Cancer. Atlas of Clinical Oncology. London : B. C. Decker, 2000. 223 p.
9. Wolberg W. H. et al. Computer-derived nuclear features distinguish malignant from benign breast cytology // Human Pathology. 1995. Vol. 26. P. 792–796.

ДОДАТКИ

Результат навчання нейромережі Medic1

----- 1
1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9656 0.0445 0.0154 0.0171 0.0313 0.0022 0.0057 0.0066 0.0059
----- 2
0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9649 0.0205 0.0245 0.0227 0.0364 0.0020 0.0066 0.0118 0.0442
----- 3
1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9654 0.0113 0.0489 0.0179 0.0413 0.0013 0.0025 0.0144 0.0425
----- 4
1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9695 0.0393 0.0171 0.0303 0.0362 0.0020 0.0079 0.0064 0.0083
----- 5
0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9668 0.0364 0.0345 0.0498 0.0367 0.0042 0.0093 0.0127 0.0403
----- 6
1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9671 0.0137 0.0391 0.0564 0.0518 0.0020 0.0052 0.0164 0.0293
----- 7
1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0259 0.9573 0.0037 0.0372 0.0501 0.0374 0.0003 0.0010 0.0005
----- 8
0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0313 0.9651 0.0076 0.0420 0.0430 0.0406 0.0003 0.0020 0.0035
----- 9
1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0276 0.9637 0.0166 0.0284 0.0408 0.0350 0.0003 0.0013 0.0027
----- 10
0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 0.0000
0.0406 0.0284 0.9554 0.0332 0.0003 0.0140 0.0003 0.0354 0.0418
----- 11
0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0235 0.0057 0.0472 0.9522 0.0398 0.0069 0.0003 0.0140 0.0418
----- 12
0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000
0.0193 0.0418 0.0013 0.0142 0.9856 0.0008 0.0003 0.0386 0.0013
----- 13
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000
0.0137 0.0403 0.0010 0.0101 0.9568 0.0010 0.0003 0.0284 0.0013
----- 14
0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000
0.0332 0.0267 0.0008 0.0437 0.9568 0.0005 0.0003 0.0342 0.0337
----- 15
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000
0.0020 0.0101 0.0037 0.0254 0.0386 0.9642 0.0003 0.0406 0.0320
----- 16
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0059 0.0342 0.0096 0.0049 0.0772 0.7947 0.0003 0.0359 0.1192
----- 17
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0154 0.0003 0.0496 0.0201 0.0479 0.0393 0.0003 0.9512 0.0435
----- 18
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0489 0.0122 0.0459 0.0476 0.0498 0.0469 0.0003 0.0457 0.9517

Результат навчання нейромережі Medic2

----- 1													
1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9712	0.0354	0.0035	0.0501	0.0186	0.0320	0.0003	0.0188	0.0342					
----- 2													
0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9778	0.0413	0.0025	0.0425	0.0264	0.0340	0.0003	0.0240	0.0425					
----- 3													
1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9563	0.0108	0.0059	0.0469	0.0220	0.0467	0.0005	0.0403	0.0320					
----- 4													
1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9629	0.0411	0.0022	0.0467	0.0057	0.0464	0.0003	0.0337	0.0271					
----- 5													
0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9620	0.0389	0.0018	0.0342	0.0079	0.0396	0.0003	0.0459	0.0435					
----- 6													
1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9234	0.0140	0.0049	0.0298	0.0074	0.0396	0.0003	0.0987	0.0247					
----- 7													
1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0450	0.9761	0.0396	0.0164	0.0057	0.0484	0.0003	0.0035	0.0169					
----- 8													
0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0098	0.9546	0.0342	0.0130	0.0166	0.0198	0.0003	0.0057	0.0437					
----- 9													
1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0149	0.9588	0.0318	0.0101	0.0218	0.0198	0.0003	0.0154	0.0296					
----- 10													
0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000
0.0027	0.0498	0.9624	0.0423	0.0020	0.0489	0.0003	0.0144	0.0433					
----- 11													
0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0498	0.0147	0.0435	0.9522	0.0042	0.0013	0.0003	0.0061	0.0472					
----- 12													
0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000
0.0113	0.0491	0.0254	0.0227	0.9766	0.0122	0.0003	0.0174	0.0347					
----- 13													
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000
0.0122	0.0332	0.0379	0.0359	0.9649	0.0208	0.0003	0.0220	0.0501					
----- 14													
0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000
0.0203	0.0340	0.0118	0.0286	0.9573	0.0298	0.0003	0.0501	0.0420					
----- 15													
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
0.0442	0.0484	0.0450	0.0476	0.0376	0.9537	0.0044	0.0435	0.0184					
----- 16													
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0660	0.0188	0.0423	0.0904	0.0166	0.4786	0.0005	0.0125	0.5621					
----- 17													
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0350	0.0230	0.0154	0.0264	0.0398	0.0286	0.0003	0.9515	0.0489					
----- 18													
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0313	0.0474	0.0440	0.0481	0.0191	0.0450	0.0003	0.0501	0.9532					

Результат навчання нейромережі Medic3

----- 1													
1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9710	0.0342	0.0035	0.0484	0.0174	0.0340	0.0003	0.0181	0.0350					
----- 2													
0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9778	0.0406	0.0025	0.0406	0.0245	0.0357	0.0003	0.0227	0.0442					
----- 3													
1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9563	0.0103	0.0057	0.0457	0.0205	0.0481	0.0005	0.0393	0.0320					
----- 4													
1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9620	0.0393	0.0022	0.0455	0.0054	0.0491	0.0003	0.0315	0.0274					
----- 5													
0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9620	0.0374	0.0018	0.0332	0.0076	0.0420	0.0003	0.0420	0.0445					
----- 6													
1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.9236	0.0132	0.0047	0.0296	0.0071	0.0411	0.0003	0.0938	0.0242					
----- 7													
1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0445	0.9773	0.0386	0.0157	0.0052	0.0501	0.0003	0.0032	0.0166					
----- 8													
0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0098	0.9571	0.0328	0.0130	0.0157	0.0203	0.0003	0.0052	0.0433					
----- 9													
1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0142	0.9607	0.0306	0.0101	0.0201	0.0198	0.0003	0.0144	0.0286					
----- 10													
0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000
0.0027	0.0498	0.9632	0.0420	0.0020	0.0501	0.0003	0.0140	0.0433					
----- 11													
0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0494	0.0144	0.0415	0.9539	0.0039	0.0013	0.0003	0.0057	0.0476					
----- 12													
0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000
0.0110	0.0489	0.0247	0.0227	0.9764	0.0122	0.0003	0.0164	0.0350					
----- 13													
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000
0.0122	0.0330	0.0359	0.0359	0.9651	0.0205	0.0003	0.0201	0.0496					
----- 14													
0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000
0.0188	0.0342	0.0113	0.0281	0.9571	0.0301	0.0003	0.0472	0.0423					
----- 15													
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
0.0440	0.0486	0.0435	0.0474	0.0362	0.9561	0.0042	0.0408	0.0176					
----- 16													
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0645	0.0188	0.0406	0.0904	0.0162	0.4917	0.0005	0.0118	0.5667					
----- 17													
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0332	0.0225	0.0149	0.0267	0.0367	0.0291	0.0003	0.9505	0.0494					
----- 18													
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.0306	0.0472	0.0423	0.0484	0.0184	0.0455	0.0003	0.0467	0.9566					

Результат навчання неймережі Medic4

```

----- 1
1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9810 0.0198 0.0010 0.0237 0.0296 0.0127 0.0003 0.0101 0.0320

----- 2
0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9827 0.0144 0.0008 0.0496 0.0481 0.0071 0.0003 0.0179 0.0196

----- 3
1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9766 0.0101 0.0015 0.0220 0.0481 0.0315 0.0003 0.0130 0.0301

----- 4
1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9747 0.0242 0.0005 0.0198 0.0088 0.0149 0.0003 0.0201 0.0350

----- 5
0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9683 0.0213 0.0003 0.0337 0.0166 0.0074 0.0003 0.0415 0.0264

----- 6
1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0462 0.9688 0.0398 0.0059 0.0005 0.0142 0.0003 0.0013 0.0193

----- 7
0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0059 0.9639 0.0328 0.0083 0.0010 0.0032 0.0003 0.0027 0.0430

----- 8
1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0196 0.9559 0.0457 0.0020 0.0032 0.0057 0.0003 0.0059 0.0393

----- 9
0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 0.0000
0.0003 0.0391 0.9500 0.0450 0.0372 0.0459 0.0003 0.0044 0.0437

----- 10
0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0076 0.0096 0.0474 0.9500 0.0044 0.0013 0.0003 0.0264 0.0484

----- 11
0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000
0.0208 0.0279 0.0249 0.0110 0.9781 0.0020 0.0003 0.0440 0.0071

----- 12
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000
0.0286 0.0061 0.0362 0.0154 0.9512 0.0047 0.0003 0.0323 0.0391

----- 13
0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000
0.0435 0.0066 0.0137 0.0418 0.9678 0.0047 0.0003 0.0320 0.0101

----- 14
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000
0.0147 0.0247 0.0489 0.0281 0.0035 0.9585 0.0003 0.0359 0.0318

----- 15
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0181 0.0166 0.0064 0.0481 0.0433 0.0188 0.0003 0.9507 0.0474

----- 16
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0149 0.0364 0.0276 0.0486 0.0066 0.0203 0.0003 0.0486 0.9524

```

Результат навчання нейромережі Medic5

----- 1
1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9766 0.0313 0.0005 0.0176 0.0408 0.0066 0.0003 0.0118 0.0157
----- 2
0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9742 0.0298 0.0005 0.0379 0.0389 0.0039 0.0003 0.0254 0.0166
----- 3
1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9529 0.0057 0.0008 0.0425 0.0149 0.0098 0.0003 0.0276 0.0498
----- 4
1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9610 0.0440 0.0008 0.0188 0.0083 0.0020 0.0003 0.0201 0.0362
----- 5
0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.9585 0.0396 0.0044 0.0198 0.0298 0.0025 0.0003 0.0420 0.0269
----- 6
1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0159 0.9810 0.0191 0.0066 0.0027 0.0303 0.0003 0.0018 0.0184
----- 7
0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0025 0.9700 0.0259 0.0032 0.0096 0.0240 0.0003 0.0064 0.0418
----- 8
1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0037 0.9685 0.0142 0.0049 0.0061 0.0069 0.0003 0.0079 0.0437
----- 9
0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 0.0000
0.0018 0.0376 0.9515 0.0440 0.0215 0.0213 0.0003 0.0003 0.0491
----- 10
0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0140 0.0059 0.0237 0.9532 0.0245 0.0003 0.0003 0.0044 0.0455
----- 11
0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000
0.0081 0.0298 0.0081 0.0169 0.9844 0.0020 0.0003 0.0201 0.0232
----- 12
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000
0.0015 0.0440 0.0105 0.0450 0.9685 0.0157 0.0003 0.0428 0.0391
----- 13
0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000
0.0293 0.0049 0.0027 0.0393 0.9830 0.0074 0.0003 0.0242 0.0262
----- 14
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000
0.0052 0.0320 0.0367 0.0105 0.0083 0.9666 0.0003 0.0464 0.0240
----- 15
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 1.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0249 0.0184 0.0010 0.0240 0.0428 0.0076 0.0003 0.9529 0.0469
----- 16
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0061 0.0452 0.0347 0.0445 0.0171 0.0166 0.0003 0.0452 0.9500