

Міністерство освіти та науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет електронної та біомедичної інженерії  
(повна назва)

Кафедра біомедичної інженерії  
(повна назва)

## АТЕСТАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Інформаційна технологія діагностування захворювань щитовидної залози.  
(тема)

Виконала:  
студентка 2 курсу, групи БМІм-18-1  
Мірошніченко Н.С.  
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 163-Біомедична інженерія  
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна  
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма біомедична інженерія  
(повна назва освітньої програми)

Керівник проф. Перова І.Г.

Допускається до захисту

Зав. кафедри \_\_\_\_\_ Аврунін О.Г.

2019 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет \_\_\_\_\_ Електронної та біомедичної інженерії \_\_\_\_\_  
 Кафедра \_\_\_\_\_ Біомедичної інженерії \_\_\_\_\_  
 Рівень вищої освіти \_\_\_\_\_ другий (магістерський) \_\_\_\_\_  
 Спеціальність \_\_\_\_\_ 163 «Біомедична інженерія» \_\_\_\_\_  
 (шифр і назва)

**ЗАТВЕРДЖУЮ:**

Зав. кафедри \_\_\_\_\_  
 (підпис)

«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2019 р.

## ЗАВДАННЯ НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові \_\_\_\_\_ *Мірошниченко Нелі Сергіївни* \_\_\_\_\_  
 (прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи *Інформаційна технологія діагностування захворювань щитовидної залози*

затверджена наказом по університету від \_\_\_\_\_ 2019 р. № \_\_\_\_\_

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії \_\_\_\_\_ 2019 р.

3. Вихідні дані до роботи \_\_\_\_\_

*3.1 Кількість вхідних ознак - 9.*

*3.2 Кількість діагнозів – 4.*

*3.3 Вид типу нейро-фаззі мережі – багатовимірний нео-фаззі нейрон.*

*3.4 Середовище моделювання –Python.*

*3.5. Середовище створення нативного додатку – фреймворк Electron, за допомогою технологій Java Script, CSS, та HTML.*

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі \_\_\_\_\_

*4.1 Огляд класичних підходів та існуючих методів діагностування захворювань щитовидної залози.*

*4.2 Вибір типу нейро-фаззі мережі для діагностування гіпертиреозу, гіпотиреозу та еутиреозу.*

*4.3 Провести вибір та удосконалення алгоритму навчання багатовимірного нео-фаззі нейрону.*

*4.4 Провести моделювання роботи багатовимірного нео-фаззі нейрону.*

*4.5 Провести апробацію роботи багатовимірного нео-фаззі нейрону на клінічних медичних даних.*

*4.6 Розробити нативний додаток для розширення можливостей діагностування захворювань щитовидної залози.*

*4.7 Розробити інформаційну технологію, що містить модуль заповнення пропущених значень, модуль нормування та модуль діагностування.*

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) \_\_\_\_\_

*5.1 Медико-технічне обґрунтування (плакат, арк. А4).* \_\_\_\_\_

*5.2 Інформаційна технологія діагностування захворювань щитовидної залози. Схема структурна (кресл., арк. А4).* \_\_\_\_\_

*5.3 Багатовимірний нео-фаззі нейрон. Схема структурна (кресл., арк. А4).* \_\_\_\_\_

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1 )

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата
<i>Основний розділ</i>	<i>проф. Перова І.Г.</i>		

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1.	<i>Огляд та аналіз літературних джерел</i>	21.10-28.10	
2.	<i>Розробка структурної схеми інформаційної технології діагностування захворювань щитовидної залози</i>	01.11-08.11	
3.	<i>Розробка структурної схеми багатовимірного нео-фаззі нейрону</i>	10.11-17.11	
4.	<i>Оформлення пояснювальної записки та графічного матеріалу</i>	20.11-05.12	
5.	<i>Рецензування</i>	06.12-08.12	
6.	<i>Підготовка до захисту</i>	10.12-15.12	

Дата видачі завдання \_\_\_\_\_ 2019 р.

Студент \_\_\_\_\_  
(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_ *проф. Перова І.Г.*  
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка атестаційної роботи: 69 с., 3 розд., 26 рис., 3 додатки, 22 джерел.

АЛГОРИТМ НАВЧАННЯ, ГІПОТИРЕОЗ, ДОДАТОК НАТИВНИЙ, НЕЙРОН НЕО-ФАЗЗИ, ТЕХНОЛОГІЯ ІНФОРМАЦІЙНА.

Об'єкт дослідження – процес діагностування захворювань щитовидної залози.

Предмет дослідження – теорія штучних нейронних мереж, нечітких систем та методів їх навчання для проведення діагностування захворювань щитовидної залози.

Мета роботи – дослідження та застосування для інтелектуального аналізу медичних даних (Medical Data Mining) методів теорії нейро-фаззи мереж, а саме багатовимірного нео-фаззи нейрону.

Методи дослідження – навчання системи за рахунок багатовимірної модифікації алгоритму Уідроу-Хоффа.

У магістерській атестаційній роботі розглянуті класичні підходи до діагностування захворювань щитовидної залози. Вибрано тип нейро-фаззи мережі та розроблено її структурна схема. Розроблена структурна схема інформаційної технології діагностування захворювань щитовидної залози.

Інноваційність роботи полягає у використанні багатовимірного нео-фаззи нейрону для діагностування захворювань щитовидної залози.

Актуальність роботи – розроблений підхід дозволяє лікарю-діагносту виявити схильність до гіпертиреозу, гіпотиреозу та еутиреозу шляхом обробки даних лабораторних досліджень за допомогою значень функції належності кожного пацієнта до кожного з класів-діагнозу.

## ABSTRACT

Explanatory note: 69 p., 3 sections, 26 fig., 3 appendices, 22 sources.

HYPOTHYREOSIS, INFORMATION TECHNOLOGY, NATIVE APPENDIX,  
NEO-FUZZY NEURON, TRAINING ALGORITHM.

Object of study – the process of diagnosing thyroid diseases.

Subject of study – the theory of artificial neural networks, fuzzy systems and methods of teaching them for diagnosing thyroid diseases.

The purpose of the work is development of a research and application for medical data mining methods of the theory of neuro-fuzzy networks, namely multidimensional neo-fuzzy neuron.

Research Methods – system training using multidimensional modification of the Widrow-Hoff algorithm.

In the master's work classic approaches to the diagnosis of thyroid diseases are considered. The type of neuro-fuzzy network is selected and its outline is developed. A structural diagram of information technology for diagnosing thyroid diseases has been developed.

The novelty of the work is using a multidimensional neo-fuzzy neuron to diagnosing thyroid disease.

Topicality of work – the developed approach allows the doctor-diagnostician to reveal a tendency to hyperthyroidism, hypothyroidism and euthyroidism by processing the data of laboratory researches with the help of membership function values of each patient to each of the classes-diagnosis.

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	7
1.МЕДИКО-ТЕХНІЧНЕ ОБҐРУНТУВАННЯ РОБОТИ.....	9
1.1 Загальні характеристики щитовидної залози .....	9
1.2 Види захворювань щитовидної залози.....	10
1.2.1 Аналіз сучасного стану проблеми гіпертиреозу щитовидної залози та його діагностування .....	11
1.2.2 Аналіз сучасного стану проблеми гіпотиреозу щитовидної залози та його діагностування.....	15
1.2.3 Аналіз сучасного стану проблеми еутиреозу щитовидної залози та його діагностування.....	18
1.3 Висновки по розділу.....	21
2 РОЗРОБКА СТРУКТУРНОЇ СХЕМИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ДІАГНОСТУВАННЯ ЗАХВОРЮВАНЬ ЩИТОВИДНОЇ ЗАЛОЗИ.....	22
2.1 Обґрунтування і вибір підходів до діагностування захворювань щитовидної залози.....	22
2.2 Навчання нейронних мереж.....	26
2.3 Функціональне моделювання інформаційної технології діагностування захворювань щитовидної залози .....	30
2.4 Розробка структурної схеми інформаційної технології .....	32
2.5 Нейронні мережі та нейро-фаззі системи у завданнях медичного діагностування.....	33
2.6 Висновки по розділу.....	45
3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ДІАГНОСТУВАННЯ ЗАХВОРЮВАНЬ ЩИТОВИДНОЇ ЗАЛОЗИ.....	46
3.1 Математичне забезпечення.....	46
3.2 Розробка нативного додатку на базі багатовимірного нео-фаззі	

нейрона.....	
3.3 Програмна реалізація інформаційної технології аналізу медичних даних на основі багатовимірного нео-фаззі нейрону .....	54
3.4 Висновки по розділу.....	57
ВИСНОВКИ.....	58
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ.....	59
ДОДАТОК А Медико-технічне обґрунтування .....	62
ДОДАТОК Б Інформаційна технологія діагностування захворювань щитовидної залози. Схема структурна.....	64
ДОДАТОК В Багатовимірний нео-фаззі нейрон. Схема структурна ...	66
ДОДАТОК Г Інформаційна технологія діагностування захворювань щитовидної залози. Відомість атестаційної роботи.....	68

## ВСТУП

Наслідок нестачі йоду — порушення в роботі щитовидної залози. Проблеми в роботі цієї залози, у свою чергу, — причина багатьох проблем зі здоров'ям, які щороку вражають мільйони людей у всьому світі. Але на фоні інших глобальних проблем зі здоров'ям значення щитовидної залози часто недооцінюється. За даними Модерного діабетичного центру України, за 2014 рік у країні було виявлено понад 40000 пацієнтів із діагнозом раку щитовидної залози. Майже 8000 діагностованих проживають в Києві та Київській області — регіоні, на якому лежить прокляття Чорнобильської катастрофи 1986 року. Рак щитовидної залози — дуже небезпечне захворювання, яке в той же час складає лише 2 % від загальної кількості патологій та порушень здоров'я, причиною яких є неправильна робота цього надважливого органу — щитовидної залози.

Вчасне діагностування щитовидної залози дає можливість уникнути складних захворювань цього органу, а також уникнути порушень з боку обмінних процесів в організмі людини та порушень нервової системи.

Для більш швидкої та точної роботи лікаря-діагноста в наш час йому на допомогу приходять інформаційні технології, завдяки яким можна виявити схильність того чи іншого пацієнта до одного з захворювань шляхом обробки даних лабораторних досліджень.

Останнім часом для вирішення практичних завдань все частіше застосовуються методи інтелектуального аналізу даних (Data Mining). Інтелектуальний аналіз даних — це виявлення прихованих закономірностей або взаємозв'язків між змінними у великих масивах необроблених даних. Методи інтелектуального аналізу даних можна використовувати для виявлення знань з великої бази даних або бази знань.

Об'єктом дослідження є процес діагностування захворювань щитовидної залози. Предметом дослідження в роботі є теорія штучних нейронних мереж,

нечітких систем та методів їх навчання для проведення діагностування захворювань щитовидної залози.

Метою даної атестаційної роботи є дослідження та застосування для інтелектуального аналізу медичних даних (Medical Data Mining) методів теорії нейро-фаззі мереж, а саме багатовимірного нео-фаззі нейрону, для проведення діагностування захворювань щитовидної залози.

В роботі були поставлені та виконанні такі задачі:

1. Провести огляд класичних підходів до діагностування захворювань щитовидної залози;
2. Провести огляд публікацій останніх років за тематикою виявлення захворювань щитовидної залози на основі систем прийняття рішень.
3. Провести вибір типу нейрон-фаззі мережі для діагностування гіпертиреозу, гіпотиреозу та еутиреозу.
4. Провести вибір алгоритму навчання багатовимірного нео-фаззі нейрону.
5. Провести апробацію роботи багатовимірного нео-фаззі нейрону на реальних медичних даних.

## 1 МЕДИКО-ТЕХНІЧНЕ ОБҐРУНТУВАННЯ РОБОТИ

У даний час захворювання щитовидної залози є широко поширеним в усьому світі. Щитовидна залоза має як структурні, так і функціональні аспекти. Гормони щитовидної залози регулюють обмін речовин. Тож вони підтримують ріст та відновлення тканин, впливають на ритм серця і вироблення енергії, необхідної для відповідної температури тіла і роботи м'язів.

### 1.1 Загальні характеристики щитовидної залози

Щитовидна залоза – є одним з найважливіших органів внутрішньої секреції, яка розташована спереду гортані і складається з двох бокових часток і перешийка (рис.1.1).

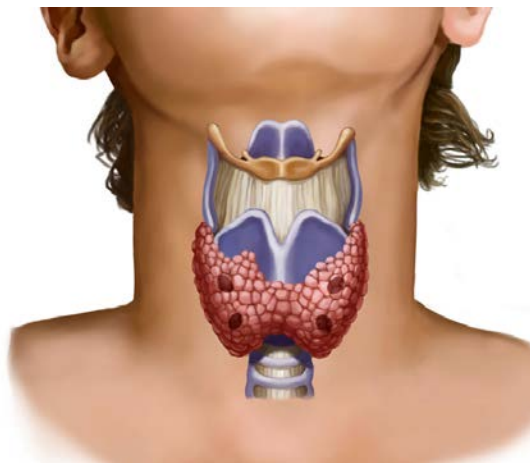


Рисунок 1.1 – Щитовидна залоза

В залозі багато кровоносних і лімфатичних судин. За одну хвилину через судини щитовидної залози протікає така кількість крові, яка в 3-5 разів перевищує масу цієї залози.

Великі залозисті клітини щитовидної залози утворюють фолікули, заповнені колоїдною речовиною. Сюди надходять гормони, які виробляються залозою, що є сполуками йоду з амінокислотами. Щитовидна залоза виробляє два гормони, які

беруть участь у регуляції обміну речовин і виробляють енергію, необхідну для роботи всіх систем і органів нашого організму:

- 1) тироксин (Т4);
- 2) трийодтиронін (Т3).

Ці гормони синтезуються в епітеліальних фолікулярних клітинах, які носять назву тироцитів. Крім цього, відбувається синтез гормону кальцитоніну, який управляє обміном кальцію в нашому організмі і відповідає за регулювання міцності наших кісток. Як недолік, надлишок гормональної активності щитовидної залози є відхиленням від норми і може стати причиною різних захворювань. Гормони щитовидної залози впливають на центральну нервову систему як стимулятор. Недостатнє надходження гормону в кров або його відсутність приводить до різко вираженого затримання психічного розвитку [1].

## 1.2 Види захворювань щитовидної залози

Радіація дуже впливає на щитовидну залозу, тому в зв'язку з аварією на Чорнобильській АЕС в Україні наказано всім проходити профілактичне обстеження один раз на рік. Крім цього, на цей орган впливає перебування на активному сонці, куріння, різні порушення обмінних процесів. Також обов'язково перевіряти щитовидну залозу вагітним жінкам у першому триместрі вагітності. Рекомендуються профілактичні огляди підліткам, оскільки в пубертатному періоді відбувається гормональна перебудова.

Залежно від виду хвороби, симптоми захворювання щитовидної залози можуть радикально розрізнятися. Розрізняють такі захворювання щитовидної залози, як:

- 1) гіпертиреоз або тиреотоксикоз;
- 2) гіпотиреоз;
- 3) еутиреоз.

### 1.2.1 Аналіз сучасного стану проблеми гіпертиреозу щитовидної залози та його діагностування

Гіпертиреоз – захворювання, пов’язане з підвищеною активністю щитовидної залози і надлишком вироблених нею гормонів. При даному захворюванні в кров надходить більша, ніж необхідна кількість гормонів, що виробляються щитовидною залозою, і в кілька разів зростає інтенсивність обміну речовин в організмі. Найчастіше гіпертиреоз (рис.1.2) спостерігається у жінок у віці від двадцяти до сорока років, хоча з ним можуть зіткнутися і чоловіки в будь-якому віці [2].



Рисунок 1.2. — Гіпертиреоз щитовидної залози

Гіпертиреоз, або так названий тиреотоксикоз має декілька стадій розвитку:

- 1) первинний тиреотоксикоз – щитовидна залоза сама виробляє свої власні гормони, це відбувається із-за порушень (вузол, кіста, рак);
- 2) вторинний тиреотоксикоз – гіпофіз змушує залозу виробляти додаткові гормони. Причиною тому може бути якась утворення або пошкодження гіпофіза.

Основні симптоми захворювання гіпертиреозу:

1. Втрата маси тіла (часто, незважаючи на добрий апетит), слабкість, непереносимість тепла.

2. Порушення з боку нервової системи: занепокоєння, дратівливість, психомоторне збудження (гіперкінетична поведінка), труднощі з зосередженням уваги, безсоння; кома при тиреотоксичному кризі.

3. Порушення з боку очей, що виникають за рахунок стимуляції симпатичної нервової системи — ретракція повік (враження, що хворий вдивляється); симптом Грефе (поява смужки склери над райдужкою при русі очних яблук донизу); симптом Кохера (той же симптом при русі очей догори); симптом Штельвага (рідке моргання); симптоми тиреоїдної офтальмопатії — біль у очних яблуках, слезотеча, двоїння в очах, набряк повік.

4. Шкірні зміни: посилена пітливість і гіперемія шкіри (шкіра тепла, рожева, волога); рідко – гіперпігментація (не стосується слизових оболонок) або кропив'янка; волосся — тоненьке, ламке, легко випадає; тонкі і ламкі нігті, можуть передчасно відділятися від ложа (оніхоліз).

5. Порушення в опорно-руховому апараті: зменшення маси і сили м'язів (на пізніх стадіях захворювання), при тяжких формах — тиреотоксична міопатія, що охоплює дистальні м'язи кінцівок і м'язи обличчя; залучення у процес очних м'язів може імітувати справжню міастенію.

6. Порушення у ділянці шиї: іноді — збільшення окружності шиї, відчуття стискання; при об'єктивному обстеженні щитоподібна залоза нормальних розмірів або (частіше) збільшена (при явному гіпертиреозі - слід діагностувати токсичний зоб); якщо відчутне тремтіння і судинний шум - слід діагностувати судинний зоб.

7. Порушення з боку дихальної системи: задишка, що викликана стисканням і звуженням просвіту трахеї збільшеною щитоподібною залозою.

8. Порушення з боку серцево-судинної системи: серцебиття, симптоми гіперкінетичного кровообігу (тахікардія, підвищення систолічного АТ і пульсового тиску); нерідко — екстрасистолія або фібриляція передсердь, систолічний шум), іноді — також пізньосистолічний шум; симптоми серцевої недостатності, особливо, при вже існуючому захворюванні серця.

9. Порушення з боку травної системи: часті випорожнення або пронос; при тяжкому гіпертиреозі можливе збільшення печінки і жовтяниця внаслідок ушкодження печінки.

10. Порушення у репродуктивній системі і молочних залозах: іноді — зниження лібідо, рідкісні менструації (цикли, як правило, з овуляцією) [3].

Щоб вчасно діагностувати гіпертиреоз необхідно оцінити рівень ТТГ у сироватці, потім FT4 (якщо ТТГ — знижений, а FT4 — у межах норми, то визначається також FT3), а також чи щитоподібна залоза збільшена і визначити наявність вузлів у паренхімі (відчутні і видимі при ультразвуковому дослідженні, що можуть бути показами до тонкогілкової аспіраційної пункційної біопсії (ТАПБ). Виявлення антитиреоїдних антитіл дозволяє з високою вірогідністю диференціювати аутоімунні і неаутоімунні причини гіпертиреозу.

При діагностуванні даного захворювання проводять такі дослідження:

1. Гормональні дослідження:

1) ТТГ у сироватці — найчутливіший показник активності гормонів щитовидної залози; зниження рівня при первинному гіпертиреозі (явному і субклінічному), збільшення при вторинному (дуже рідкісному);

2) FT4 і FT3 у сироватці — збільшення рівня при явному гіпертиреозі (частіше — FT4 або FT4 і FT3; рідко — ізольоване збільшення рівня FT3), нормальне (часто ближче до верхньої межі норми) — при субклінічному перебігу.

2. Інші лабораторні дослідження:

1) антитіла анти-TSHR (ТТГР) (проти рецепторів ТТГ; TRAb) у сироватці — підвищення рівня підтверджує дифузно токсичний зоб (ДТЗ) і дозволяє відрізнити його від інших, найчастіше — неаутоімунних причин гіпертиреозу;

2) антитіла анти-ТПО і анти-ТГ у сироватці — підвищений рівень можливий при дифузно токсичному зобі і хронічному аутоімунному тиреоїдиті, що протікає з гіпертиреозом, але не має вирішального значення при визначенні етіології (зустрічається також і при неаутоімунних хворобах щитовидної залози; найчастіше — при гострому запаленні щитоподібної залози);

3) тиреоглобулін (ТГ) у сироватці — визначають тільки для диференціації екзогенного (низький рівень) і ендogenousного гіпертиреозу;

4) загальний аналіз крові — можливий мікроцитоз, рідко нормоцитарна анемія, часто зменшення кількості нейтрофілів, нормальна або підвищена кількість лімфоцитів, збільшення кількості моноцитів і еозинофілів;

5) ліпідограма — зниження рівня загального холестерину, холестерину ЛПНЩ і тригліцеридів;

6) підвищення активності АЛТ і лужної фосфатази;

7) невелике підвищення загального та іонізованного кальцію у крові.

3. Методи візуалізації:

1) УЗД щитоподібної залози — визначення розміру залози і діагностика зобу, візуалізація змін щитоподібної залози, вибір місця біопсії (в чому додатково може допомогти еластографія) і оцінка розташування голки під час ТПАБ.

2) сцинтиграфія щитоподібної залози — диференціація автономного вузла (підвищена вогнищева йоднакопичувальна здатність) і гострого запалення щитоподібної залози (дуже низька йоднакопичувальна здатність) з іншими причинами гіпертиреозу (сцинтиграфія з технецієм); діагностика за грудинного зобу і оцінка йоднакопичувальної здатності при плануванні лікування гіпертиреозу радіоактивним йодом (сцинтиграфія з йодом).

3) МРТ шиї і грудної клітки — оцінка розміру за грудинного зобу (при КТ може бути завищений). КТ або МРТ орбіт при тиреоїдній орбітопатії при ДТЗ — дозволяють виявити зміни в очних м'язах.

4. Цитологічне дослідження: оцінка вузла щитоподібної залози як злоякісного (рак щитоподібної залози), підозрілого або доброякісного, з метою визначення показів до хірургічного лікування [4].

1.2.2 Аналіз сучасного стану проблеми гіпотиреозу щитовидної залози та його діагностування

Гіпотиреоз — захворювання, яке виникає через нестачу йоду в організмі (1.3). Дефіцит йоду в організмі призводить до того, що щитовидна

залоза починає виробляти недостатню кількість гормонів, необхідних для нормальної роботи організму і обміну речовин.

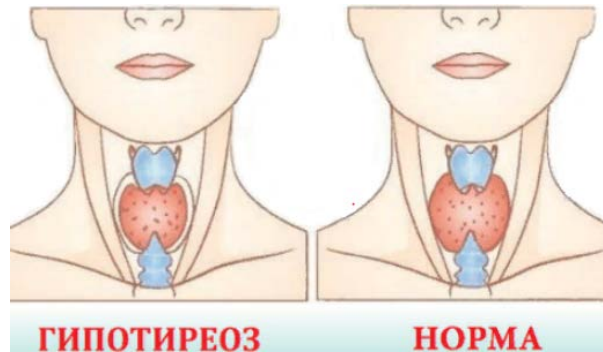


Рисунок 1.3 — Гіпотиреоз щитовидної залози

Щоб зловити з крові ті нечисленні крихти йоду, щитовидна залоза починає рости, збільшуватися в розмірі і в людини поступово виростає зоб. Якщо вчасно не забезпечити допомогу, то зоб може досягти ваги в кілька кілограм, у той час, коли нормальна вага щитовидної залози становить 25-30 грамів.

Гіпотиреоз має декілька стадій розвитку:

1) первинний гіпотиреоз, що викликаний вродженими дефектами щитовидної залози або дефектами біосинтезу тиреоїдних гормонів, запальними процесами, що відбуваються в залозі, гострими та хронічними інфекціями, а також при опроміненні щитовидної залози рентгенівськими променями та лікуванням радіоактивним йодом;

2) вторинний гіпотиреоз розвивається у наслідок видалення або ураження гіпофіза і проміжного мозку, а також в поодиноких випадках у жінок в період клімаксу [2].

У число основних ознак гіпотиреозу входять:

1. Загальні симптоми: збільшення маси тіла, загальна слабкість, втомлюваність, сонливість, загальна загальмованість (психомоторна і мовна), відчуття холоду.

2. Шкірні зміни: шкіра суха, холодна, бліда, з жовтуватим відтінком, знижена пітливість, підшкірний набряк (мікседема), що є причиною типових

грубих рис обличчя, характерного набряку повік і кистей рук; сухе, ламке, рідке волосся, іноді — втрата брів.

3. Порушення з боку серцево-судинної системи: брадикардія, ослаблення пульсу, приглушені тони серця; збільшення серцевої тіні; низький артеріальний тиск, рідше — гіпертензія.

4. Порушення з боку дихальної системи: хрипкий, глухий голос (потовщення голосових зв'язок, збільшення язика); зменшення глибини і частоти дихання; симптоми запалення верхніх дихальних шляхів, або у тяжких випадках — симптоми дихальної недостатності.

5. Порушення з боку травної системи: хронічний закреп, у тяжких випадках — непрохідність кишківника; асцит (при запущеній хворобі; як правило, рідина також з'являється у порожнині перикарду і плевральній порожнині).

6. Порушення з боку сечовидільної системи: зменшене виділення води (сповільнення ниркової фільтрації має суттєве значення з огляду на ризик водної інтоксикації); ці зміни не є істотними, якщо не проявляються видимі набряки.

7. Порушення з боку нервової системи: мононейропатії, парестезії, слабкість рефлексів, іноді — ослаблення слуху.

8. Порушення з боку опорно-рухового апарату: м'язова слабкість і швидка втомлюваність, загальмованість рухів, м'язові судоми, набряк суглобів, особливо колінних (потовщення синовіальної оболонки).

9. Порушення з боку репродуктивної системи: у жінок — порушення менструального циклу (скорочення тривалості циклу, рясні менструації), невиношування вагітності; у чоловіків — зниження лібідо та іноді еректильна дисфункція.

10. Психічні розлади: зниження здатності до концентрації уваги, погіршення пам'яті, субклінічна або явна депресія, емоційна нестійкість, іноді — симптоми маніакально-депресивного синдрому або параноїдального психозу; у найтяжчих випадках — деменція і кома [1].

Щоб діагностувати гіпотиреоз, потрібно скористуватися такими методами діагностичних досліджень як:

### 1. Лабораторні дослідження гормонів:

- 1) рівень ТТГ у сироватці — підвищений при первинному гіпотиреозі (основний критерій), знижений при вторинному;
- 2) знижений рівень FT4 у сироватці;
- 3) рівень FT3 — досить часто нормальний, іноді знижений;
- 4) рівень ТТГ у сироватці при пробі з ТРГ (рідко виконується): при первинному гіпотиреозі — надмірна секреція ТТГ, при вторинному — відсутність істотного підвищення ТТГ.

### 2. Інші лабораторні дослідження:

- 1) підвищений рівень антитиреоїдних антитіл (в основному АТПО) у разі аутоімунного захворювання щитоподібної залози;
- 2) підвищення рівня загального холестерину, холестерину ЛПНЩ і тригліцеридів;
- 3) анемія;
- 4) іноді — гіпонатріємія і незначна гіперкальціємія.

### 3. Методи візуалізації:

- 1) УЗД щитоподібної залози — картина залежить від причини гіпотиреозу (залоза може бути зменшена, нормального розміру або збільшена, з неоднорідною ехоструктурою);
- 2) ехокардіографія — при запущеній хворобі рідина у порожнині перикарду, розширення лівого шлуночка, зменшення фракції викиду;
- 3) сцинтиграфія щитоподібної залози — йодонакопичувальна здатність зменшена або нормальна.
- 4) ЕКГ: синусова брадикардія, низький вольтаж зубців, сплюснення або інверсія зубців Т, подовження інтервалу PQ, рідко повна АВ-блокада, подовження інтервалу QT [4].

1.2.3 Аналіз сучасного стану проблеми еутиреозу щитовидної залози та його діагностування

Еутиреоз – це захворювання щитовидної залози, при якому вона хоч і виробляє необхідну кількість гормонів, але при перепаді гормонального фону щитовидна залоза збільшується і з’являється вузловий зоб (1.4). Еутиреоз одне із захворювань, яке дуже складно виявити і воно відноситься до небезпечних захворювань, так як впливає на роботу всього організму.

Розрізняється три ступені еутиреозу щитовидної залози:

1 ступінь – зміна розмірів щитоподібної залози неможливо визначити візуально і при пальпації;

2 ступінь – помітне візуальне збільшення залози, при пальпації це не виявляється;

3 ступінь – при пальпації і візуально помітно збільшення залози.

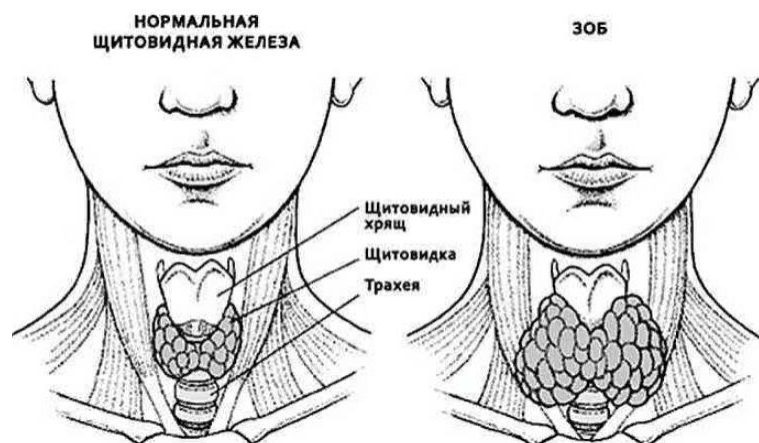


Рисунок 1.4 — Вузловий зоб щитовидної залози

Наявність еутиреозу можна визначити за такими симптомами:

- 1) постійне відчуття втоми при повноцінному відпочинку;
- 2) видиме збільшення щитовидної залози;
- 3) сонливість вдень і безсоння вночі;
- 4) підвищена нервозність і дратівливість;
- 5) відчуття комку в горлі (почуття удушення, біль при ковтанні);
- 6) порушення роботи ССС (“вершники” серцевий ритм);
- 7) зниження ваги без видимих на те причин (без дієт або захворювань, що впливають на зміни маси тіла).

Як правило, еутиреоз без утворення вузлів не турбує симптоматикою і діагностується із запізненням. Характерні симптоми починають турбувати на тлі формування зобу, розростання якого залежить від зниження рівня йоду в організмі. В щитоподібній залозі формуються один або кілька вузликів [5].

Розрізняється декілька форм вузлового зобу:

- 1) поодинокий вузол;
- 2) множинні вузли;
- 3) множинні вузли, які зливаються між собою;
- 4) збільшення залози без появи вузлів.

До появи еутиреозу можуть призвести такі причини:

- 1) недостатня концентрація йоду в організмі;
- 2) несприятливе навколишнє середовище;
- 3) спадковість;
- 4) патології щитовидної залози, які супроводжуються вираженим запаленням (в цьому випадку симптоми недуги будуть виражені дуже яскраво);
- 5) стрес;
- 6) підвищені фізичні та психологічні навантаження;
- 7) прийом лікарських засобів, які пригнічують функціонування щитовидної залози;

Своєчасна діагностика еутиреозу вкрай важлива, так як новоутворення в щитовидній залозі можуть бути недоброякісними. Розрізняють такі методи діагностики:

1. Ультразвукові дослідження, за допомогою яких визначаються з розмірами щитовидної залози та змінами її обсягів;

2. Імуноферментний аналіз. Для ретельної діагностики знадобляться і результати додаткових досліджень. Так, гормональна концентрація може бути досліджена за допомогою імуноферментного аналізу крові.

3. Спостереження у ендокринолога, який буде вести постійне спостереження щитовидної залози. Двічі на рік з періодичністю кожні 6 місяців пацієнт повинен здавати аналізи для дослідження рівня тиреотропіну та

тиреоїдних гормонів. Не рідше 1 рази в рік рекомендується проводити ультразвукове дослідження щитовидної залози. Це дозволить своєчасно виявити погіршення стану, при якому може знадобитися лікування [6].

### 1.3 Висновки по розділу

У розділі розглянуто аналіз сучасного стану проблем захворювань щитовидної залози та процес їх діагностування. Можна дійти висновку, що діагностуючи дані хвороби на ранніх стадіях можна уникнути прогресування даних захворювань, що не призведе до посилення проблем із обміном речовин в організмі. Також не дасть можливості розвинути інші хвороби, які тісно пов'язані з роботою органів внутрішньої секреції.

## **2 РОЗРОБКА СТРУКТУРНОЇ СХЕМИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ДІАГНОСТУВАННЯ ЗАХВОРЮВАНЬ ЩИТОВИДНОЇ ЗАЛОЗИ**

Важливо застосовувати нові методи діагностування на основі систем прийняття рішення. Так, як дані системи мають велику кількість переваг:

1. Оперують зі слабкоструктурованими рішеннями;
2. Можуть бути пристосовані для групового та індивідуального використання;
3. Підтримують як взаємозалежні, так і послідовні рішення;
4. Підтримують три фази процесу рішення: інтелектуальну частину, проектування та вибір;
5. Є гнучкими і адаптуються до змін як організації, так і свого середовища;
6. Підвищують ефективність процесу прийняття рішення.

2.1 Обґрунтування і вибір підходів до діагностування захворювань щитовидної залози

Michael L. Raumer [7] представив алгоритм на основі класифікації Байеса, який демонструє покращену здатність усунення невірних функцій з великих наборів даних, допомагаючи дослідникам ідентифікувати ті функції, які пов'язані з конкретною досліджуваною проблемою. Ефективність цієї методики для вибору і вилучення ознак демонструється на декількох біологічних і медичних наборах даних, а саме на даних щитовидної залози.

Байесівський класифікатор має обчислювальну перевагу тому, що навчені дані підсумовуються, а не зберігаються. Виявлення граничної ймовірності

пов'язане з певним значенням функції, є обчислювальними, ефективні як для параметричної, так і для непараметричної форм байєсівського класифікатора. Оскільки гібридні класифікатори вимагають багато класифікацій, які повинні виконуватися під час функції вибір і витяг, використовується обчислювально-ефективні класифікатори, такі як класифікатори Байєса. Правило прийняття Байєса інваріантне до лінійного масштабування простору об'єктів. Іншими словами, множення значення функції для даної функції константою не впливають на умовно умовні ймовірності, що розглядаються класифікатором. Тим не менш, є кілька аспектів байєсівського класифікатора, який при оптимізації може дати кращу класифікацію продуктивності. Однією з таких областей є спосіб, у який граничні ймовірності для кожної функції будуть об'єднані в багатоваріантні класово-умовні щільності ймовірностей. Для класифікатора Байєса, клас-умовна ймовірність є продуктом маргінальних ймовірностей для кожної ознаки. Більш загальний підхід полягає в тому, щоб кодувати всю коваріацію  $d \times d$ . Матриця описує взаємозв'язок між усіма розглянутими функціями та дозволяє оптимізатору шукати матрицю коваріації, яка найкраще описує багатовимірний розподіл навчальних даних.

Ще одним методом діагностування захворювань щитовидної залози займаються А.Т Azar, А.Е. Nassanien, Т. Kim [8]. Вони вважають, що правильна і рання діагностика захворювань є важливою і обов'язковою в галузі охорони здоров'я для правильного і своєчасного лікування. Цей факт є найбільш важливим при таких захворюваннях, як щитовидна залоза, яку дуже важко виявити, тому що її симптоми збігаються з кількома захворюваннями. В своїй роботі вони використали алгоритми машинного навчання для діагностики захворювань щитовидної залози. Типова система діагностики захворювань щитовидної залози використовує три основні етапи, а саме: вилучення ознак, вибір ознак і класифікацію. Основною метою їх роботи є аналіз використання алгоритмів вибору ознак на основі фільтра (F-Score) і обгортки (Recursive Feature Elimination) та його вплив на ідентифікацію та класифікацію захворювань. Аналіз виконаний з алгоритмами зменшення розмірності компонентного аналізу принципу. Оцінка

ефективності проводилася з трьома метриками: точність, чутливість і специфічність. Для аналізу обраних алгоритмів були використані чотири класифікатора: багат шаровий Персептрон, Нейронна мережа зворотного поширення, машина опорного вектора і машина екстремального навчання. Експериментальні результати показали, що в той час як усунення F-балів і рекурсивних ознак поліпшило результати діагностики захворювань щитовидної залози, алгоритм, заснований на оболонці, дав максимальну ефективність і справив максимальну точність 98,14% до класифікатора ELM.

K. Geetha and Capt. S. Santhosh Baboo [9] запропонували спосіб класифікації двох основних типів хвороби щитовидної залози, хвороба: гіпертиреоз і гіпотиреоз. На етапі, обробки даних, відсутні значення заповнюються за допомогою середнього значення, значення відповідного стовпця. Тоді дочірні підмножини створені з батьківських записів з використанням алгоритму диференціальної еволюції. Підмножина даних потім застосовується до бази ядра Байєсівського алгоритму класифікації. Вибір функції виконується за допомогою обгорткової моделі. Тут хвороба класифікується на два класи.

Jameel Ahmed and M. Abdul Rehman Soomrani [10] запропонували основу для діагностики щитовидної залози та типу захворювання. Першим етапом є попередня обробка даних, в якій відсутні значення в наборі даних заповнюються за допомогою медичних даних. Другий етап - класифікація.

Тут використовуються класифікатори. Спочатку використовується мульти-ПВМ прогнозування типу захворювання щитоподібної залози, другий використовуваний класифікатор – це двійковий ПВМ для прогнозування шансу зобу.

Qiao Pan та інші [11] запропонували класифікацію за допомогою метода, заснованого на випадковому лісі. Аналіз використовується для зменшення розмірності ознак. Модель класифікації встановлюється за допомогою дерева рішень. Зменшений набір ознак класифікується за допомогою алгоритму випадкового лісового ансамблю. Кінцеві результати отримують за допомогою K 10-кратного хреста перевірки.

Вище перераховані методи до діагностування хвороби щитовидної залози є підгрунттями до основного методу.

Запропонований метод має дві фази. Перший етап – це фаза навчання. Набір даних щитовидної залози взято з UCI репозиторій машинного навчання. Набір даних складається з 21 атрибута. Більшість атрибутів є числовими або булевими. На етапі підготовки проводиться попередня обробка. Записи в наборі даних з відсутніми значеннями усуваються. Підтримка вектор машини (ПВМ) використовується для класифікації. Для поліпшення точності класифікації оптимізація рою частинок (ОРЧ) можна використовувати для оптимізації параметрів ПВМ. Інтерфейс користувача надає користувачеві у фазі тестування проводити такі дії, як: користувач може вводити значення для даних атрибутів за результатами тестування. KNN імпутація використовується для наближення відсутніх значень у користувачеві вхідних даних. Нарешті, діагностують тип захворювання і надають його опис хвороби. Класифікацію можна зробити за чотирма категоріями:

1. Гіпертиреоз;
2. Гіпотиреоз;
3. Норма;
4. Не захворювання щитовидної залози.

KNN –це алгоритм, який корисний для узгодження точки зі своїми найближчими K-сусідами в багатовимірному просторі. Кроки для імпутації:

1. Додаємо входи якими користуємося з відсутніми значенням у наборі даних;
2. Встановлює значення K;
3. KNN розглядає K найближчих сусідів з набору даних;
4. Значення відсутнього поля апроксимується відповідні до значення полів сусідів.

ПВМ є контрольованим алгоритмом і може використовуватися для обох класифікацій та регресій. ПВМ ділить елементи даних у наборі даних у просторі як точку. Якщо набір даних складається з  $n$  ознак, тоді функції нанесені на  $n$ -

мірний простір. Класифікація здійснюється шляхом знаходження гіперплонії ПВМ – це двійковий класифікатор, але він може використовуватись для підготовки та класифікації декількох класів. Векторами підтримки є координати індивідуума спостереження. ПВМ ігнорує відхилення та знаходить гіперплощину що має максимальну граничну відстань від двох класів.

## 2.2 Навчання нейронних мереж

Навчити нейрону мережу – значить, повідомити їй, про те чого ми від неї очікуємо. Цей процес дуже схожий на навчання дитини алфавіту. Показавши дитині зображення букви «А», ми питаємо його: «яка це буква?» Якщо відповідь невірна, ми повідомляємо дитині ту відповідь, яку ми хотіли б від неї одержати: «це буква А».

Дитина запам'ятовує цей приклад разом з вірною відповіддю, тобто в її пам'яті відбуваються деякі зміни в потрібному напрямку. Ми повторюватимемо процес пред'явлення букв знову і знову до тих пір, поки всі букви будуть твердо запам'ятовано. Такий процес називають «навчання з вчителем» (рис. 2.1).

При навчанні мереж ми діємо абсолютно аналогічно. У нас є деяка база даних, що містить приклади (набір рукописних зображень букв).

Демонструючи зображення букви «А» на вхід мережі, ми одержуємо від неї деяку відповідь, не обов'язково вірну. Нам відома і вірна (бажана) відповідь – у даному випадку нам хотілося б, щоб на виході з міткою «А» рівень сигналу був максимальний. Звичайно як бажаний вихід у задачі класифікації беруть набір (1, 0, 0,...), де 1 стоїть на виході з міткою «А», а 0 – на всій решті виходів.

Вирахувавши різницю між бажаною відповіддю і реальною відповіддю мережі, ми одержуємо – вектор помилки.

Алгоритм навчання – це набір формул, який дозволяє по вектору помилки обчислити необхідні поправки для ваг мережі.

Одну і ту ж букву (а також різні зображення однієї і тієї ж букви) ми можемо пред'являти мережі багато разів. У цьому значенні навчання швидше нагадує повторення вправ у спорті – тренування.

Виявляється, що після багатократного пред'явлення прикладів вага мережі стабілізується, причому мережа дає правильні відповіді на всі (або майже всі) приклади з бази даних. У такому разі говорять, що «мережа вивчила всі приклади», «мережа навчена», або «мережа натренована»



Рисунок 2.1 – Структурна схема навчання нейронної мережі

У програмних реалізаціях можна бачити, що у процесі навчання функція помилки (наприклад, сума квадратів помилок по всіх виходах) поступово зменшується. Коли функція помилки досягає нуля або прийняттого малого рівня, вправи зупиняють, а одержану мережу вважають натренованою і готовою до використання на нових даних.

Важливо відзначити, що вся інформація, яку мережа має про задачу, міститься в наборі прикладів. Тому якість навчання мережі напряму залежить від кількості прикладів у навчальній вибірці, а також від того, наскільки повно ці приклади описують дану задачу. Вважається, що для повноцінного тренування потрібні хоча б декілька десятків (а краще сотень) прикладів.

Відзначимо, що задачі класифікації (типу розпізнавання букв), або «навчання з вчителем» дуже погано алгоритмізуються. Якщо у разі розпізнавання букв вірна відповідь очевидна для нас наперед, то в складніших практичних

задачах навчена нейромережа виступає як експерт, що володіє великим досвідом і здатний дати відповідь на важке питання.

Прикладом такої задачі служить медична діагностика, де мережа може враховувати велику кількість числових параметрів (енцефалограма, тиск, вага і т.д.). Звичайно, «думку» мережі в цьому випадку не можна вважати остаточною.

Нейромережевий підхід особливо ефективний у задачах експертної оцінки по тій причині, що він поєднує в собі здібність комп'ютера до обробки чисел і здатність мозку до узагальнення і розпізнавання. Говорять, що у гарного лікаря здібність до розпізнавання у своїй області така велика, що він може провести приблизну діагностику вже за зовнішнім виглядом пацієнта.

Нейрона мережа дозволяє обробляти величезну кількість чинників (до декількох тисяч), незалежно від їх наочності – це універсальний «гарний лікар», який може поставити свій діагноз в будь-якій області.

Навчання нейронної мережі з учителем припускає, що для кожного вхідного вектора з навчальної множини існує необхідне значення вихідного вектора, званого цільовим. Разом вони називаються навчальною парою. Зазвичай мережа навчається на деякому числі таких навчальних пар. Пред'являється вихідний вектор, обчислюється вихід мережі і порівнюється з відповідним цільовим вектором. Далі ваги змінюються відповідно до алгоритму, що прагнуть мінімізувати помилку. Вектори навчальної множини пред'являються послідовно, обчислюються помилки і ваги підлаштовуються для кожного вектора до тих пір, поки помилка по всьому навчальному масиву не досягне прийнятного рівня. На рис. 2.2 показана блокова діаграма, що ілюструє алгоритм навчання зворотного поширення з учителем.

Навчання нейронної мережі без вчителя є набагато більш правдоподібною моделлю навчання з точки зору біологічних коренів штучних нейронних мереж.

Навчальна множина складається лише з вхідних векторів. Алгоритм навчання нейронної мережі підлаштовує ваги мережі так, щоб виходили узгоджені вихідні вектори, тобто щоб пред'явлення досить близьких вхідних векторів давало однакові виходи (рис. 2.3).

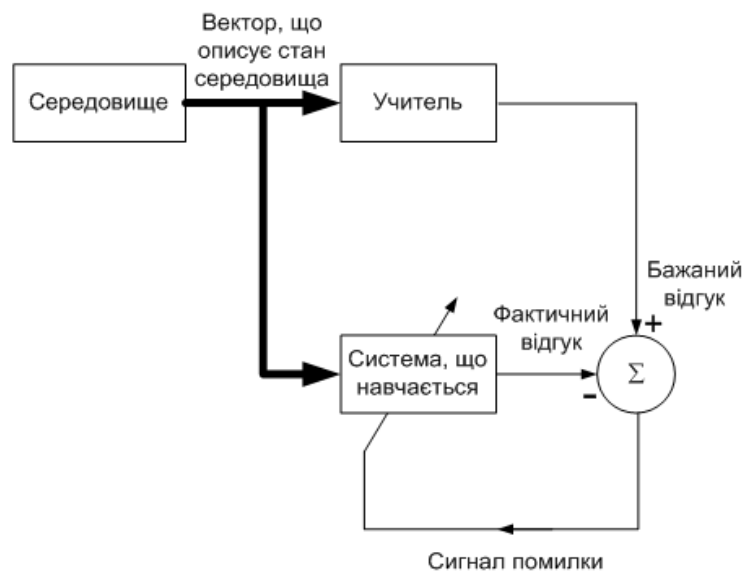


Рисунок 2.2 – Блокова діаграма алгоритму навчання з вчителем

Необхідно зазначити, що навчання без учителя набагато більш чутливо до вибору оптимальних параметрів, ніж навчання з учителем. По-перше, його якість сильно залежить від початкових вагових величин синапсів. По-друге, навчання критично до вибору радіуса навчання і швидкості його зміни. І, нарешті, зрозуміло, дуже важливий характер зміни власне коефіцієнта навчання. У зв'язку з цим потрібно провести попередню роботу з підбору оптимальних параметрів навчання мережі.

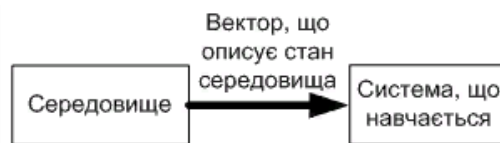


Рисунок 2.3 – Блокова діаграма навчання без вчителя

Незважаючи на деякі складності реалізації, алгоритми навчання без учителя знаходять успішне застосування. За цими алгоритмами функціонують і найбільш складні штучні нейронні мережі — когнітрон і неокогнітрон.

## 2.3 Функціональне моделювання інформаційної технології діагностування захворювань щитовидної залози

Для побудови функціональної моделі діагностичних модулів (ДМ) використано стандарт методології функціонального моделювання (IDEF0).

На рисунку 2.4 зображена контекстна діаграма функціональної моделі ДМ.

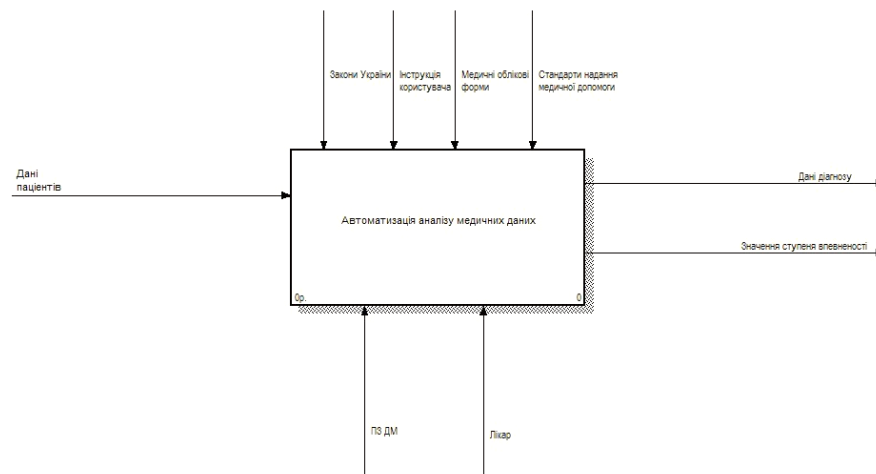


Рисунок 2.4 – Контекстна діаграма IDEF0

Для уточнення функцій ДМ використовується системний підхід. Головна функція підрозділяється на підфункції й так далі, що дає змогу конкретизувати функції ДМ. До контекстної діаграми застосовується декомпозиція. Діаграма декомпозиції контекстної діаграми зображена на рисунку 2.5. На діаграмі головна функція розділена на підфункції: «Вибір даних пацієнта», «Контроль кількості ознак», «Заповнення пропущених значень», «Попередня обробка даних», «Діагностування».

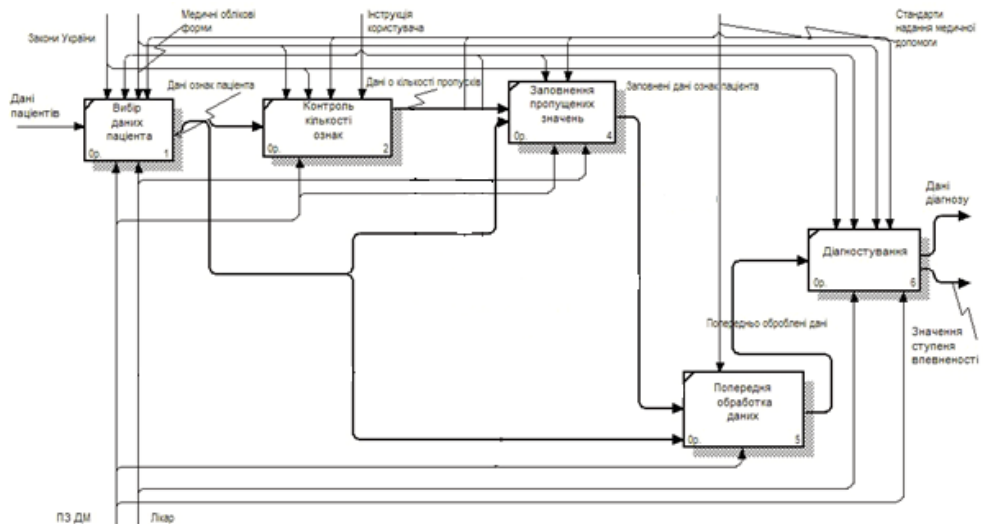


Рисунок 2.5 – Діаграма декомпозиції

Домінуюча функція «Вибір даних пацієнта» надає можливість лікарю, використовуючи інтерфейс програмного забезпечення ДМ, обрати дані конкретного пацієнта з усіх початкових даних. Даними на виході цієї функції є дані ознак обраного пацієнта.

Друга функція ДМ «Контроль кількості ознак» виконується в автоматичному режимі. У якості механізму використовується програмне забезпечення ДМ. Вхідними даними є дані ознак обраного пацієнта. У результаті контролю отримується інформація о кількості пропущених значень в ознаках даних пацієнта (дані на виході за цією функцією).

Наступною функцією ДМ є «Заповнення пропущених значень». Вхідні дані цієї функції – кількість пропущених значень в ознаках даних пацієнта і самі дані ознак. Рішення на виконання цієї функції приймає лікар, якщо мають місце пропущені значення в ознаках даних. Дані на виході функції – заповнені дані ознак пацієнта.

Функція «Попередня обробка даних» виконується ПЗ ДМ автоматично, в залежності від обраного лікарем методу діагностування. Також у якості вхідних даних використовується дані ознак обраного пацієнта або заповнені ДМ дані ознак пацієнта (для випадку, коли мають місце пропущені значення).

Функція «Діагностування» ДМ дає змогу лікарю в автоматизованому режимі отримати дані діагнозу пацієнта та розраховане для нього значення ступеня впевненості системи.

#### 2.4 Розробка структурної схеми інформаційної технології

Проаналізувавши існуючі методи і підходи, слід провести розробку власного методу діагностування захворювань щитовидної залози, що базується на структурній схемі інформаційної технології діагностування захворювань щитовидної залози (рис. 2.6).

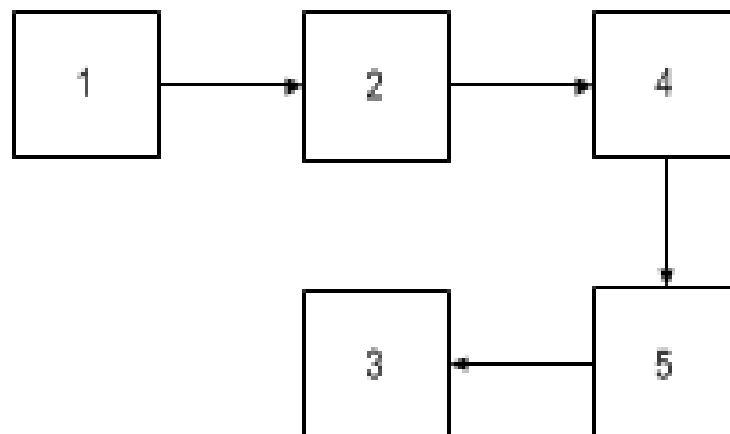


Рисунок 2.6 – Структурна схема інформаційної технології

Структурна схема інформаційної технології діагностування захворювань щитовидної залози починається з блоку вибору даних пацієнта (1), що включає в себе дані конкретного пацієнта, якого обере лікар-діагност, з усіх початкових даних. Далі розташований блок контролю кількості ознак (2), він дозволяє отримувати інформацію о кількості пропущених значень в ознаках даних пацієнта. Наступним кроком за допомогою блоку заповнення пропусків (4) лікар-діагност приймає рішення чи є інформативними для нього дані, які містять пропущені значення, якщо так, то дані заповнюються значеннями автоматично. Даний блок дозволяє лікарю-діагносту отримати усі інформативні ознаки

пацієнта. В блоці попередньої обробки даних (5) відбувається автоматичний вибір інформативних ознак для діагностування захворювань щитовидної залози. Отримавши всі необхідні ознаки для діагностування переходимо до останнього блоку інформаційної технології, блоку діагностування (3). Даний блок дає змогу лікарю-діагносту отримати в автоматизованому режимі дані діагнозу обраного пацієнта, а також розраховане значення ступеня впевненості системи. Так як інформаційна технологія створена лише для допомоги лікарю з вибором діагнозу, не одна технологія не замінить лікаря-діагноста, вона лише допомагає лікарю, а вірний діагноз обирає сам лікар.

## 2.5 Нейронні мережі та нейро-фаззі системи у завданнях медичного діагностування

У даний час в задачах інтелектуального аналізу медичних даних все частіше використовуються методи обчислювального інтелекту і, перш за все, штучні нейронні мережі, завдяки їх можливості навчання за експериментальними класифікованими даними [12,13]. Вони являють собою нову і дуже перспективну обчислювальну технологію, що дає нові підходи до дослідження динамічних задач у медицині.

Найпростішою нейронною мережею вважають адаптивний лінійний елемент Адаліну ( ADALINE). На рис.2.7 приведена его структурная схема.

Структурно Адаліна складається з двох основних частин: адаптивного лінійного асоціатора і нелінійної активаційної функції.

Адаліна має 2 входи  $x(k)$ , на вхід подаються антропометричні дані, які дозволять розділити пацієнтів за статевою ознакою. Попередньо всі дані повинні бути відцентровані (шляхом вирахування з кожної ознаки його середнього) і стандартизовані таким чином, щоб вони потрапляли в інтервал від -1 до 1 без порушення самої структури даних.

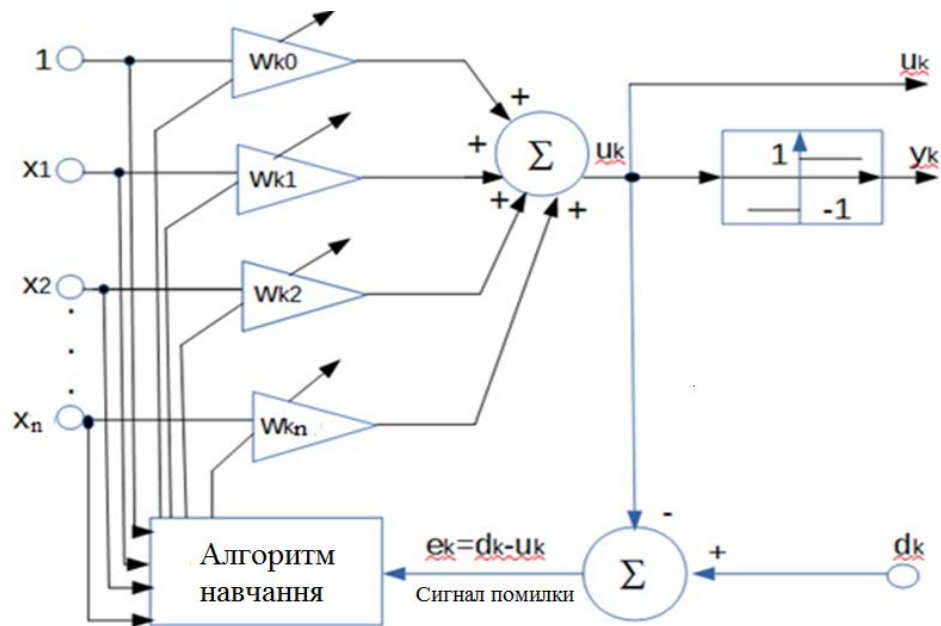


Рисунок 2.7 – Структурна схема ADALINE

Всі задані ознаки будуть знаходитися в гіперкубі від  $[-1; 1]$   $N$  ( $N$  - кількість ознак) і завдяки цьому з'явиться можливість використовувати дані, виміряні в різних шкалах в єдиній таблиці «Об'єкт-Властивість». За рахунок введення процедури центрування даних можемо позбутися від одиничного входу, що спрощує роботу системи.

Як видно з малюнка Адаліна має два виходи: аналоговий  $u(k)$  і бінарний  $y(k)$ . Крім цього є додатковий вхід, на який подається навчальний сигнал  $d(k)$ , що показує яка повинна бути бажана реакція системи на кожен конкретний набір вхідних векторів ознак  $x(k)$  в режимі навчання. У даній нейронної мережі  $d(k) \in \{-1, 1\}$ . Якщо  $d(k) = 1$ , то пара ознак, що дала такий результат, належить жіночій статі, а якщо  $d(k) = -1$ , то чоловічій статі.

Аналоговий вихід являє собою зважену суму входів:

$$u(k) = \sum_{i=1}^N w_i(k) * x_i(k) = w^T(k) * x(k) \quad (2.1)$$

де  $w(k) = (w_1(k), \dots, w_N(k))^T$  вектор синаптичних ваг, що безперервно уточнюється в процесі навчання згідно із співвідношенням  $u(k) = \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i = w_j^T x$ .

Тому в процесі навчання нейронної мережі, для кожного пацієнта, дані якого потрапляють на вхід мережі, розраховується певне значення вектора синаптичних ваг:

$$w(k+1) = w(k) + \frac{e(k) * x(k)}{\|x(k)\|^2}. \quad (2.2)$$

Сигнал  $u(k)$  порівнюється з зовнішнім навчальним сигналом  $d(k)$ , а різниця між ними є сигналом помилки навчання  $e(k) = d(k) - u(k)$ . Помилка навчання надходить в алгоритм налаштування [14], який уточнює вектор синаптичних ваг так, щоб мінімізувати критерій навчання:

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m e_j^2(k) \quad (2.3)$$

Але головним недоліком нейронної мережі Адаліна є те, що вона може виконувати лише бінарний розподіл даних. Якщо потрібно розподілити дані більше, ніж на 2 класи, то можна скористатися такою нейронною мережею, як Мадаліна (MADALINE).

Мадаліна представляє собою декілька паралельно підключених Адалін [15]. На рис. 2.8 приведена її структурна схема.

Рисунок 2.8 – Структурна схема нейронної мережі MADALINE

Мадаліна має кількість входів, що дорівнюють  $n + 1$ , на які надходять нормований та кодований вектор ознак  $\tilde{x}(k) = (\tilde{x}_1(k), \tilde{x}_2(k), \dots, \tilde{x}_n(k))^T \in R^n$  (тут  $k = 1, 2, \dots$  – поточний дискретний час) і виходи: аналоговий  $u(k)$  і бінарний  $y(k)$ . Крім того є додатковий вхід, на який подається навчальний сигнал  $d(k) \in \{-1, 1\}$ , що визначає якою повинна бути бажана реакція системи на кожен конкретний набір вхідних векторів ознак  $x(k)$ .

Значення вектору  $d(k)$  як і значення виходів  $y(k)$  відповідають конкретному класу.

Для  $j$ -го входу Мадаліни можна записати:

$$u_j(k) = w_j^T(k)x(k), \quad (2.4)$$

$$y_j(k) = \text{sign } u_j(k) \quad \forall j = 1, 2, \dots, m, \quad (2.5)$$

де  $w_j(k) = (w_{j0}(k), w_{j1}(k), \dots, w_{jn}(k))^T$  - синаптичні ваги, які повинні бути налаштовані в процесі навчання.

Сигнал помилки навчання записуємо за допомогою співвідношення:

$$e_j(k) = d_j(k) - u_j(k). \quad (2.6)$$

Також необхідно записати алгоритм навчання для налаштування всіх синаптичних ваг мадаліни в цілому. Для цього, треба ввести загальний критерій навчання:

$$E_j(k) = \sum_{j=1}^m E_j(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m e_j^2(k), \quad (2.7)$$

або

$$E_j(k) = \sum_{j=1}^m E_j(k) = \sum_{j=1}^m e_j(k)u_j(k) \quad (2.8)$$

Далі у якості процедури налаштування синаптичних ваг, можна записати багатовимірну модифікацію алгоритму Уидроу-Хоффа:

$$\begin{aligned}
 W(k+1) &= W(k) + \frac{d(k) - W(k)x(k)}{\|x(k)\|^2} x^T(k) = \\
 &= W(k) + (d(k) - W(k)x(k))x^+(k).
 \end{aligned}
 \tag{2.9}$$

Ця процедура є рекурентною, тобто надає можливість обробляти дані послідовно. Також ця процедура є градієнтною, тобто вона забезпечує велику швидкодію [16].

Але і Мадаліна має свої недоліки, її головним недоліком вважається лінійний розподіл даних [17]. І тому для задач інтелектуального аналізу медичних даних краще застосовувати нео-фаззі-системи (NFS).

Нео-фаззі-нейрон (рис. 2.9) по архітектурі досить близький до Адаліни, проте на відміну від неї містить нелінійні синапси  $NS_i$ , в яких реалізуються елементарні правила нечіткого виведення типу.

$$\text{IF } x_i(k) \text{ IS } X_{li} \text{ THEN } f_i(x_i(k)) = \sum_{l=1}^h w_{li}(k) \mu_{li}(x_i(k)), \tag{2.10}$$

де  $X_{li}$  – лінгвістичне значення (нечітка множина) на  $i$  – м вході в антецеденті  $l$  – го правила ( $l = 1, 2, \dots, h$ );

$\mu_{li}(x_i(k))$  – функція належності нелінійного синапсу  $NS_i$ ;

$w_{li}$  – синаптична вага-сінгтон в консеквенті  $l$  – го правила;

$h$  – кількість функцій належності в кожному нелінійному синапсі.

При надходженні на вхід нео-фаззі-нейрону векторного сигналу  $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T \in R^n$  на його аналоговому виході з'являється скалярне значення

$$u(k) = \sum_{i=1}^n f_i(x_i(k)) = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^h w_{li}(k) \mu_{li}(x_i(k)), \tag{2.11}$$

а на бінарному  $y(k) = \text{sign } u(k)$ .

Автори нео-фаззі-нейрона використовували традиційні трикутні конструкції, що відповідають умовам розбиття Руспіні у якості функцій належності:

$$\begin{cases} \frac{x_i - c_{i,j-1}}{c_{ij} - c_{i,j-1}} \text{ якщо } x_i \in [c_{i,j-1}, c_{ij}]; \\ \frac{c_{i,j+1} - x_i}{c_{i,j+1} - c_{ij}}, \text{ якщо } x_i \in [c_{ij}, c_{i,j+1}]; \\ 0, \text{ у протилежному випадку.} \end{cases} \quad (2.12)$$

де  $c_{ij}$  обрані досить випадково (зазвичай рівно розподілені) параметри центрів функцій належності на інтервалі  $[0,1]$ , де  $0 \leq x_i \leq 1$ . Такий вибір функцій належності гарантує, що вхідний сигнал  $x_i$  активує тільки дві сусідні функції, а їх сума буде завжди рівною одиниці.

Відзначимо, що трикутні функції належності забезпечують кусково-лінійну апроксимацію, яка призводить до погіршення точності результатів. З метою мінімізації цього ефекту можна збільшити кількість синаптичних ваг  $i$ , таким чином, значно ускладнити архітектуру і алгоритм навчання.

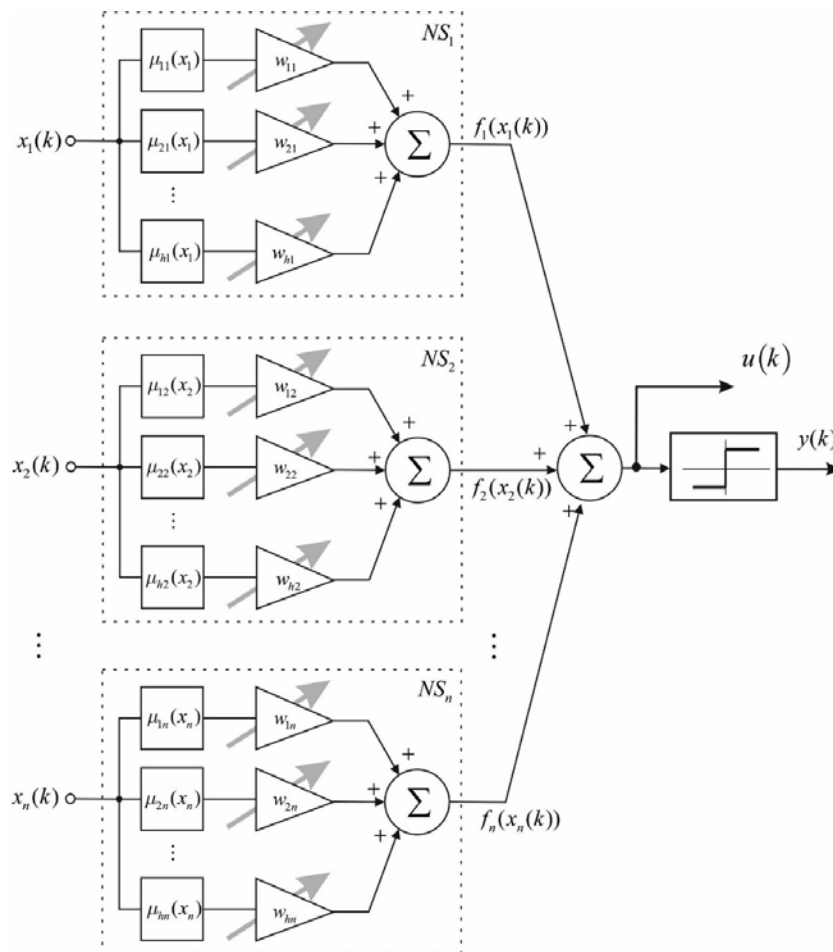


Рисунок 2.9 – Нео-фаззі нейрон

Кубічні сплайни можна використати як функції належності, аби позбутися вищезазначених проблем:

$$\mu_{ij}(x_i) = \begin{cases} 0,25 \left( 2 + 3 \frac{2x_i - c_{ij} - c_{i,j-1}}{c_{ij} - c_{i,j-1}} - \left( \frac{2x_i - c_{ij} - c_{i,j-1}}{c_{ij} - c_{i,j-1}} \right)^3 \right), & x \in [c_{i,j-1}, c_{ij}]; \\ 0,25 \left( 2 - 3 \frac{2x_i - c_{i,j+1} - c_{ij}}{c_{i,j+1} - c_{ij}} + \left( \frac{2x_i - c_{i,j+1} - c_{ij}}{c_{i,j+1} - c_{ij}} \right)^3 \right), & x \in (c_{ij}, c_{i,j+1}]; \\ 0, & \text{у протилежному випадку.} \end{cases} \quad (2.13)$$

Такі кубічні сплайни також задовольняють умовам розбиття Руспіні та покращують характеристики апроксимації процесу нечіткого висновування. З іншого боку, використання кубічних сплайнів забезпечує гладку поліноміальну

апроксимацію та дозволяє моделювати нестационарні сигнали з високою точністю результатів.

Архітектура типового нео-фаззі-нейрона в якості складової частини багатовимірною нейрона обчислювальної системи є надлишковою, бо вектор вхідних сигналів  $x(k)$  подається до однотипних нелінійних синапсів нео-фаззі-нейронів, кожен нейрон яких генерує на виході сигнал  $\hat{x}_d(k)$ ,  $d = 1, 2, \dots, m$ . У результаті компоненти вектору виходів  $\hat{x}(k) = (\hat{x}_1(k), \hat{x}_2(k), \dots, \hat{x}_m(k))^T$  обчислюються незалежно [18].

Вводячи в розгляд  $(nh \times 1)$ -вектори поточних значень рівнів належності  $\mu(k) = (\mu_{11}(x_1(k)), \mu_{21}(x_1(k)), \dots, \mu_{h1}(x_1(k)), \dots, \dots, \mu_{i1}(x_i(k)), \dots, \mu_{hn}(x_n(k)))^T$  і синаптичних ваг  $w(k) = (w_{11}(k), \dots, w_{h1}(k), \dots, w_{li}(k), \dots, w_{hn}(k))^T$  можна записати значення аналогового сигналу на виході нео-фаззі-нейрону (2.11) у вигляді:

$$u(k) = w^T(k) \mu(k), \quad (2.14)$$

що дозволяє використовувати для його навчання модифікацію алгоритму Уидроу-Хоффа у вигляді (2.9).

Оскільки однокрокові градієнтні процедури навчання типу (2.9) досить погано працюють в умовах спостережень, була введена модифікація (2.15), що надає процедурі як фільтруючі, так і слідкуючі властивості та в даному випадку набуває вигляду

$$\begin{cases} w(k+1) = w(k) + r^{-1}(k)(d(k) - w^T(k)\mu(k))\mu(k), \\ r(k) = \alpha r(k-1) + \|\mu(k)\|^2, \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \end{cases} \quad (2.15)$$

де  $\alpha$  – параметр згладжування.

Але більш функціональним є багатовимірний нео-фаззі-нейрон (рис.2.10)

Як видно, в цій архітектурі функції належності  $\mu_{li}(x_i)$  є загальними для усіх входів системи. Для навчання такої системи, можна скористатися тим фактом, що  $u_j(k) = w^T(k)\mu(k)$ ,  $y_j(k) = \text{sign } u_j(k)$ . Тоді логічним було б застосувати процедури налаштування синаптичних ваг окремо для кожного виходу типу (2.9), (2.12), (2.13).

Для навчання ж одночасно всіх ваг можна ввести в розгляд  $(m \times nh)$ -матрицю:

$$W(k) = \begin{pmatrix} w_{111}(k), \dots, & w_{1h1}(k), \dots, & w_{1li}(k), \dots, & w_{1hn}(k) \\ w_{211}(k), \dots, & w_{2h1}(k), \dots, & w_{2li}(k), \dots, & w_{2hn}(k) \\ \vdots & \in & & \\ w_{m11}(k), \dots, & w_{mh1}(k), \dots, & w_{mli}(k), \dots, & w_{mhn}(k) \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

і записати перетворення, що реалізується розглянутою системою у вигляді

$$u(k) = W(k)\mu(k), \quad y(k) = \text{sign } u(k). \quad (2.17)$$

Тоді багатовимірний аналог процедури (2.15) може бути представлений у формі:

$$\begin{cases} W(k+1) = W(k) + r^{-1}(k)(d(k) - W(k)\mu(k))\mu^T(k), \\ r(k) = \alpha r^{-1}(k-1) + \|\mu(k)\|^2, \quad 0 \leq \alpha \leq 1. \end{cases} \quad (2.18)$$

При  $\alpha = 0$  отримуємо аналог (2.9) у вигляді:

$$W(k+1) = W(k) + (d(k) - W(k)\mu(k))\mu^+(k), \quad (2.19)$$

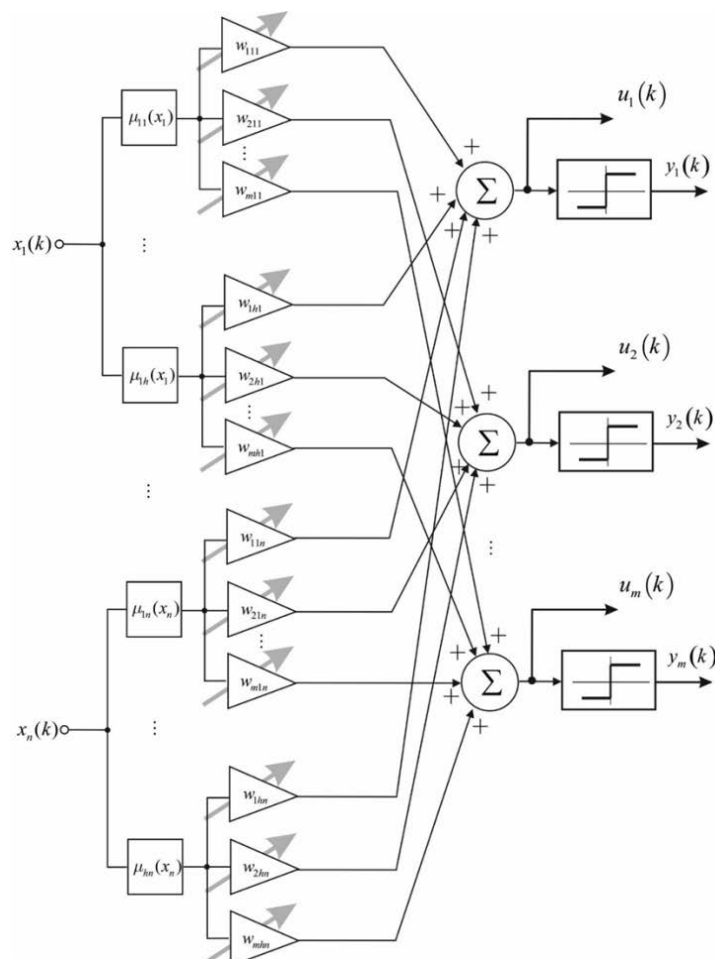


Рисунок 2.10. – Багатовимірний нео-файззі нейрон

а процедурі (2.12) відповідає вираз:

$$\begin{cases} W(k+1) = W(k) + r^{-1}(k)(d(k) - \text{sign } W(k)\mu(k))\mu^T(k), \\ r(k) = \alpha r^{-1}(k-1) + \|\mu(k)\|^2, \quad 0 \leq \alpha \leq 1. \end{cases} \quad (2.20)$$

Таким чином, за допомогою модифікованого багатовимірного нео-фаззі-нейрона, представленого на рис. 2.5 і адаптивних процедур його навчання (2.17-2.20) можна вирішувати досить широкий клас задач online діагностування в

режимі послідовної обробки інформації, коли дані надходять у вигляді потоку (Data Stream).

Зробивши огляд на роботу нейронних мереж та нео-фаззі систем та обравши для роботи багатовимірний нео-фаззі нейрон, розроблено структурну схему нео-фаззі нейрону (рис. 2.11).

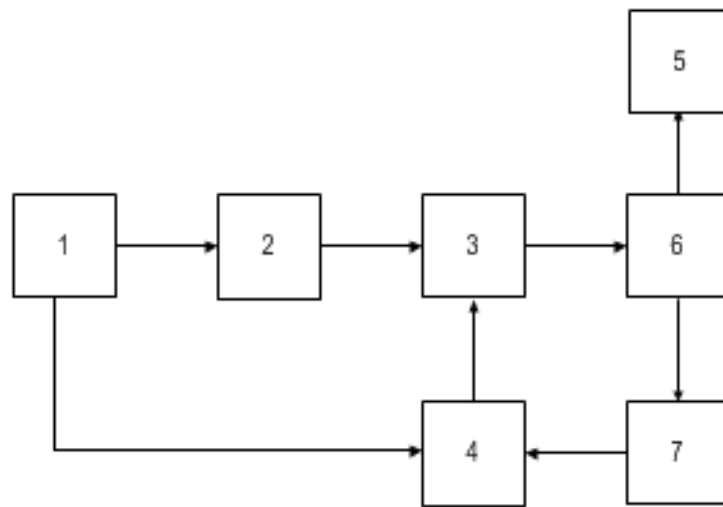


Рисунок 2.11 – Структурна схема багатовимірного нео-фаззі нейрону

Багатовимірний нео-фаззі нейрон розпочинає свою роботу з блоку вхідних ознак (1), на входи нейрону подається вектор стовбець вхідних ознак кожного пацієнта у кількості  $n$ . Далі він потрапляє до блоку фазифікації (2), даний блок дозволяє підвищити розмірність простору ознак. Це дає можливість розділити нелінійно роздільні дані лінійно. На наступному кроці застосовується блок визначення ваг нео-фаззі нейрону (3), значення яких на першому кроці задано випадковим чином. Після того як значення вхідного вектору і синаптичних ваг перемножуються вони поступають на суматор, а далі результат потрапляє на блок вихідного сигналу нео-фаззі нейрону (6), він вказує на приналежність пацієнта до кожного з діагнозів.

Щоб отримати більш точні результати, даний ней-фаззі нейрон повинен якомога краще налаштувати синаптичні ваги, для цього після отримання вектору

вихідних ознак його значення порівнюється з референтним (відомим) сигналом і шукається сигнал помилки (7), на основі якої синаптичні ваги уточнюються за допомогою блоку алгоритму навчання (4). Далі повторюються всі ті ж етапи до тих пір поки сигнал помилки не буде мінімальним. Блок визначення діагнозу (5) може приймати значення -1 або 1 і необхідний для зручності лікаря-діагноста.

Використовуючи багатовимірний нео-фаззі нейрон лікар-діагност може виявити схильність до гіпертиреозу, гіпотиреозу та еутиреозу шляхом обробки даних лабораторних досліджень за допомогою значень функції належності кожного пацієнта до кожного з класів-діагнозів.

## 2.6 Висновки по розділу

Щоб обробляти медичні дані за допомогою нео-фаззі систем потрібно використовувати нечіткі нейронні системи, так як медичні дані є складними даними з нелінійним розподілом. Щоб навчити коректно працювати нео-фаззі нейрон, то медичні дані, які подаються на вектор вхідних ознак, потрібно корегувати на кожному кроці під час навчання. Це дозволить краще налаштувати синаптичні ваги і отримати точний результат на виході системи.

## З ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ДІАГНОСТУВАННЯ ЗАХВОРЮВАНЬ ЩИТОВИДНОЇ ЗАЛОЗИ

### 3.1 Математичне забезпечення

На входи нео-фаззи мережі подавались ознаки, в кількості 9, до яких відносились антропометричні дані, такі як, вік пацієнта та його гендерна приналежність, а також значення показників гормонального дослідження аналізу крові значення: тиреотропіну (ТТГ), тироксину вільного (Т4віль) та тироксину загального(Т4 заг), трийодтироніну вільного (Т3віль) та трийодтироніну загального (Т3заг), а також аутоантитіл до тиреопероксидази (АТ к ТПО) та аутоантитіл до тиреоглобуліну (АТ к ТГ) для 116 пацієнтів, форма 027/о.

Для проведення дослідження, спочатку були отримані медичні картки пацієнтів, які треба було опрацювати и по даним, які нам вдалося вилучити, ті які були найбільш інформативними, скласти систематизовану таблицю. В таблиці дані задані числовими значеннями.

Формуючи таблицю деякі дані містили пропуски, це обумовлено тим, що не у всіх пацієнтів є ті чи інші признаки (рис 3.1). Щоб уникнути пропусків в таблиці, слід або зовсім вилучити з експерименту людину, яка не має всіх значень, або заповнити пропуски власноруч.

У роботі використано другий спосіб, заповнення всіх пустих значень (рис.3.2), тим самим зберігши кількість пацієнтів, які приймали участь у дослідженні [19].

Отже нехай таблиця складається з  $N$  об'єктів , кожен з яких характеризується  $n$  ознаками, тобто кожен об'єкт описується  $(n \times 1)$ -вектором ознак

$$x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_i(k), \dots, x_n(k))^T \quad (3.1)$$

де  $k = 1, \dots, N$ .

№	Пол	Возраст	ТГ	Т4общ.	Т4св.	Т3общ.	Т3св.	Ат к ТГ	Ат к ТПО	Диагноз
1	жен.	1953	15,85		16,6					1
2	жен.	1967	2,79		17,3					3
3	жен.	1985	0,86		16,83	1,58		33,3	15,8	3
4	муж.	1980	0,66		16,6				16,3	3
5	жен.	1992	1,68		26,1				19,6	2
6	жен.	1950	8,96		23,6			127,5	147,8	1
7	жен.	1976	0,72		14,6		4,3		10,0	3
8	жен.	1964	0,82		28,1				309,3	2
9	жен.	1951	1,7	8,4	17,3	1,55	3,6	92,8	40,4	3
10	жен.	1975	1,16		21,8			1114,0	226,0	4

Рисунок 3.1 – Фрагмент таблиці даних з пропусками

При цьому деякі вектори спостережень можуть мати пропуски (рис.3.1). В процесі обробки таблиці необхідно заповнити пропуски таким чином, щоб відновлені елементи були б в деякому сенсі найбільш «схожими» або «близькими» до апріорі невідомих закономірностей, прихованих в цій таблиці.

№	Пол	Возраст	ТГ	Т4общ.	Т4св.	Т3общ.	Т3св.	Ат к ТГ	Ат к ТПО	Диагноз
1	жен.	1953	15,85	Nan	16,6	Nan	Nan	Nan	Nan	1
2	жен.	1967	2,79	Nan	17,3	Nan	Nan	Nan	Nan	3
3	жен.	1985	0,86	Nan	16,83	1,58	Nan	33,3	15,8	3
4	муж.	1980	0,66	Nan	16,6	Nan	Nan	Nan	16,3	3
5	жен.	1992	1,68	Nan	26,1	Nan	Nan	Nan	19,6	2
6	жен.	1950	8,96	Nan	23,6	Nan	Nan	127,5	147,8	1
7	жен.	1976	0,72	Nan	14,6	Nan	4,3	Nan	10,0	3
8	жен.	1964	0,82	Nan	28,1	Nan	Nan	Nan	309,3	2
9	жен.	1951	1,7	8,4	17,3	1,55	3,6	92,8	40,4	3
10	жен.	1975	1,16	Nan	21,8	Nan	Nan	1114,0	226,0	4

Рисунок 3.2 - Фрагмент таблиці з заповненими пропусками

На першому етапі процесу відновлення розраховуються часткові відстані між поточним вектором  $x(k)$  з пропусками та усіма іншими спостереженнями  $x(p)$ ,  $p \neq k$ .

$$d_p(k, p) = \frac{1}{n - n_k - n_p + n_{kp}} \sum_{i=1}^n |x_i(k) - x_i(p)| \quad (3.2)$$

де  $n_k$  – число пропусків у  $k$ -го вектору спостережень,

$n_p$  – число пропусків у  $p$ -го вектору спостережень,

$n_{kp}$  – число спільних пропусків в одній і тій же позиції у обох об'єктів .

При цьому різниці  $|x_i(k) - x_i(p)|$  розраховуються лише для «заповнених» позицій вектору спостережень.

На наступному етапі розраховуються рівні належності  $\mu_{p_l}(k)$   $k$ -го спостереження к  $p_l$ -му спостереженню у вигляді:

$$\mu_{p_l}(k) = \frac{d_p^{-1}(k, p_l)}{\sum_{p_l=1}^{N-1} d^{-1}(k, p_l)} \quad (3.3)$$

При цьому, як нескладно помітити, рівні належності відповідають умовам одиничного розбиття (умови Руспіні) [20].

Далі в  $k$ -му векторі, де в позиції  $x_i(k)$  є пропуск, проводиться його «заповнення» за допомогою нечіткого співвідношення:

$$\hat{x}_i(k) = \sum_{p_l} \mu_{p_l}(k) x_i(p_l) \forall \vec{p}_l \quad (3.4)$$

Після того, як  $k$ -й вектор буде відновлений, здійснюється перехід до наступного спостереження, де є пропуски, і процедура повторюється до тих пір, доки вихідна таблиця не буде повністю відновлена (рис.3.2).

На наступному етапі необхідно провести нормування та кодування вхідних даних, бо усі вище зазначені показники вимірюються у різних шкалах. Таке нормування можна зробити за допомогою процедури:

$$x\_norm_i(k) = x_i(k) - \bar{x}_i, \quad (3.5)$$

де  $\bar{x}_i$  – значення медіани для кожної з ознак, яке можливо визначити в послідовному режимі завдяки співвідношенню:

$$\bar{x}_i(k) = \bar{x}_i(k-1) + \eta_m(k) \text{sign}(x_i(k) - \bar{x}_i(k-1)), \quad (3.6)$$

де  $i = 1, 2, \dots, n$  – номер ознаки;

$\eta_m(k)$  – параметр швидкості навчання, який слід обирати відповідно до умов Дворецького [21].

Кодування даних в інтервал  $[-1; 1]^n$  проводиться згідно із процедурою:

$$\tilde{x}_i(k) = \frac{2 \cdot x\_norm_i(k) - x_{i\max} - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}}. \quad (3.7)$$

Після того, як дані пройшли етап нормування та кодування їх можна використовувати в експериментальному дослідженні нео-фаззі нейрона для діагностування захворювань щитовидної залози.

### 3.2 Розробка нативного додатку на базі багатовимірного нео-фаззі нейрона

Для розширення можливостей діагностування було створено нативний додаток Neo (рис. 3.3) , який наглядно відображає отриманні результати дослідження.

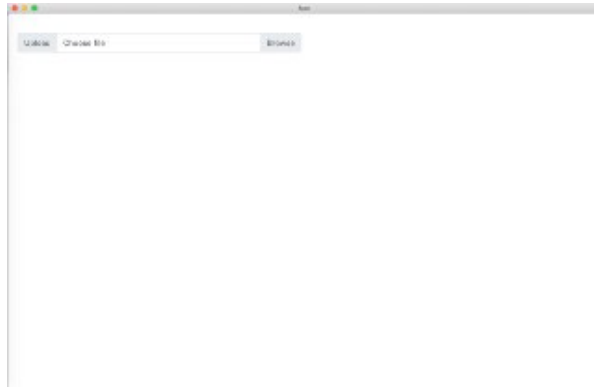


Рисунок 3.3 – Загальний вигляд нативного додатку

Він був створений за допомогою фреймворка Electron. Electron це фреймворк для створення нативних додатків за допомогою таких технологій як: JavaScript, HTML та CSS. Фреймворк включає в себе Node.js, для роботи з back-end і бібліотеку рендерінга із Chromium.

При натисканні Browse обираємо файл із обробленими даними (рис.3.4).

Electron використовує Chromium для відображення веб-сторінок, мульти-процесорна архітектура Chromium теж використовується. Кожна веб-сторінка в Electron запускається в своєму власному процесі, який називається рендер процесом (renderer process). У звичайному браузері веб-сторінки запускаються в закритому оточенні (так званій пісочниці) і не мають доступу до нативних ресурсів. Користувачі Electron, однак, мають можливість використовувати Node.js API на веб-сторінках, маючи доступ до взаємодії з операційною системою на низькому рівні.

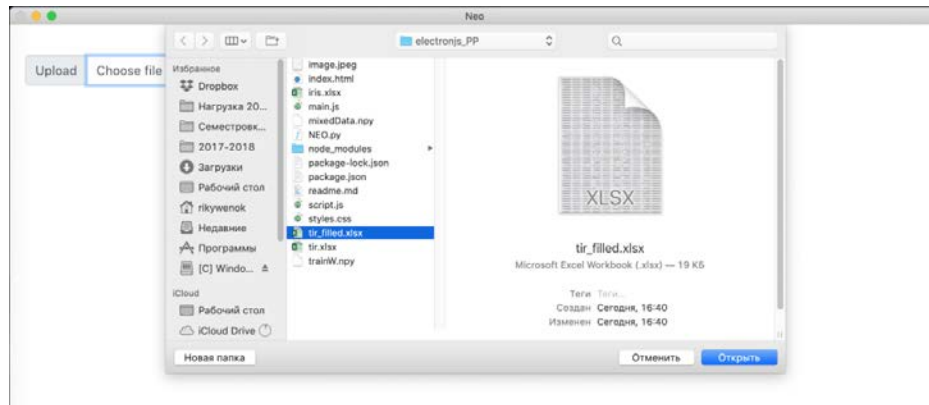


Рисунок 3.4 – Вибір файлу

Для створення найпростішого додатка потрібно всього три файли:

1. package.json;
2. main.js;
3. index.html;

Так як використана в роботі нейрона мережа написана на Python, використовуємо бібліотеку `python-shell` для взаємодії з нею. Ця бібліотека дозволяє запускати Python скрипти з Node.js [22].

Вхідною точкою є основний файл визначений в файлі `package.json`, саме він і виконується, коли стартує наша програма. У цьому основному файлі (який зазвичай називається `main`) створюються вікна програми, в яких відбувається рендеринг і відображення веб-сторінок з додатковою можливістю взаємодії з нативним GUI вашої операційної системи. Процес, який запускає основний скрипт, називається основний процес (`main process`).

Після того, як був обраний файл із потрібними даними, ми бачимо на екрані данні із файлу, які відображаються у вікні нативного додатку (рис.3.5).

На екрані також зображено два рядки, які треба заповнити. У першому слід вказати номер стовпчика із діагнозом для навчання нео-фаззі нейрону (`Number of Column with the Diagnosis`), в нашому випадку це номер 9. А у другому кількість епох навчання. Епохи слід підбирати індивідуально.

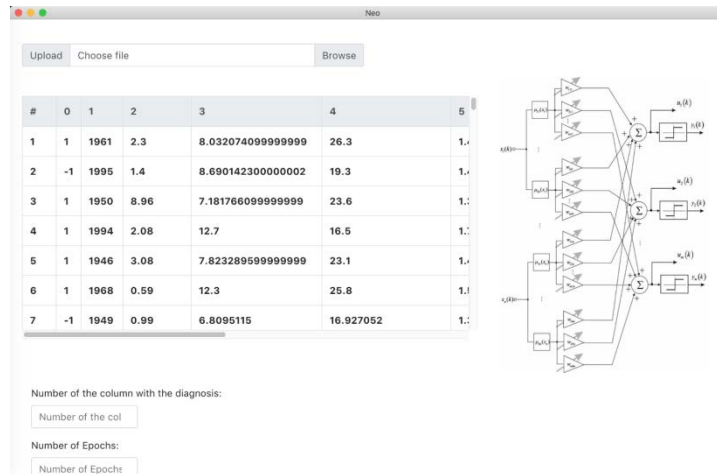


Рисунок 3.5 – Вікно нативного додатку

Експериментальним шляхом було визначено, що для даних щитоподібної залози достатнім є 30 епох навчання, що вказані в комірці Number of Epochs (рис. 3.6).

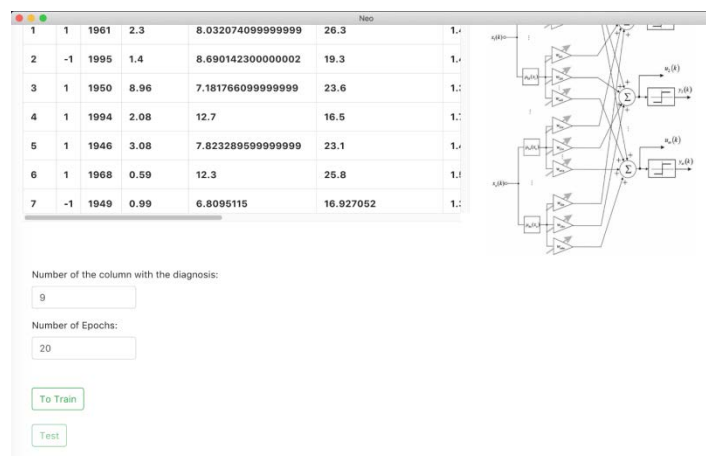


Рисунок 3.6 – Заповнення рядків

Після цього слід провести навчання нео-фаззі нейрону, для чого натискаємо клавішу To Train. Нео-фаззі система пропускає через себе дані 30 разів з кожним разом налаштовуючи ваги таким чином, що після останнього проходження даних через систему, похибка навчання становиться мінімальною і на екрані з'являється відсоток помилки при навчанні нео-фаззі нейрону, що складає 2,60% (рис.3.7).

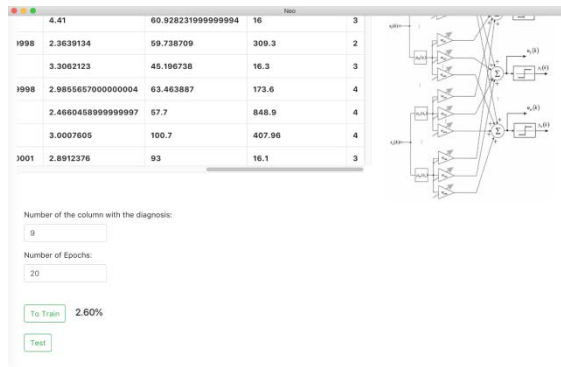


Рисунок 3.7 – Відображення відсотка помилки

Після цього нео-фаззі нейрон вважається навченим та за допомогою нього стає можливим проведення медичного діагностування.

Для цього нижньою строкою у файлі `tir_filled.xlsx` введено дані пацієнтів із невідомими діагнозами. Після натискання кнопки `Test` нео-фаззі нейрон проводить діагностування, тобто визначення діагнозу цих пацієнтів (який буде занесено до того ж файлу) із відображенням загального вигляду даних в просторі трьох перших головних компонент (рис. 3.8).

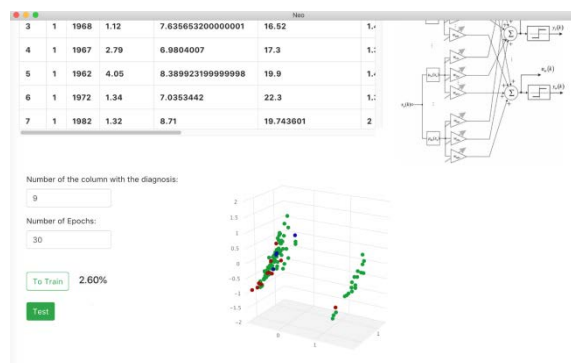


Рисунок 3.8 – Зображення кінцевого результату

Таким чином, за допомогою нео-фаззі системи можна встановити діагноз пацієнта маючи його антропометричні дані та результати аналізу гормонів щитовидної залози, а за допомогою веб-додатку розширити можливості діагностування.

### 3.3 Програмна реалізація інформаційної технології аналізу медичних даних на основі багатовимірної нео-фаззи нейрону

Програмна реалізація усіх модулів інформаційної технології проведена на мові програмування Python 3.7 у середовищі Spyder 3.3.2. Python – високорівнева мова програмування загального призначення, орієнтована на підвищення продуктивності розробника і читання коду. Синтаксис ядра Python мінімалістичний. У той же час стандартна бібліотека включає великий обсяг корисних функцій. Python портований і працює майже на всіх відомих платформах – від КПК до мейнфреймів. Існують порти під Microsoft Windows, практично всі варіанти UNIX (включаючи FreeBSD і Linux), Plan 9, Mac OS і Mac OS X, iPhone OS 2.0 і вище, Palm OS, OS / 2, Amiga, HaikuOS, AS / 400 і навіть OS / 390, Windows Mobile, Symbian і Android. У міру старіння платформи її підтримка в основній гілці мови припиняється. Наприклад, з серії 2.6 припинена підтримка Windows 95, Windows 98 і Windows ME . Однак на цих платформах можна використовувати попередні версії Python – на даний момент спільнота активно підтримує версії Python починаючи від 2.3 (для них виходять виправлення). Водночас, на відміну від багатьох портованих систем, для всіх основних платформ Python має підтримку характерних для даної платформи технологій (наприклад, Microsoft COM / DCOM). Більш того, існує спеціальна версія Python для віртуальної машини Java – Jython, що дозволяє інтерпретатору виконуватися на будь-якій системі, що підтримує Java, водночас класи Java можуть безпосередньо використовуватися з Python і навіть бути написаними на Python. Також кілька проектів забезпечують інтеграцію з платформою Microsoft .NET, основні з яких – IronPython і Python.Net.

Кожен з розглянутих в інформаційній технології методів був створений як окремий модуль. Таким чином, інтеграція модулів інформаційної технології може бути проведена в наявні медичні інформаційні системи з можливістю доопрацювання їхнього інтерфейсу. Але на сучасному етапі впровадження eHealth

в Україні лікарні ще не оснащені сучасними МІС, тому була проведена розробка інтерфейсу для усіх методів розробленої технології.

Реалізація інтерфейсу програмного забезпечення також була проведена на мові програмування Python 3.7 у середовищі Spyder 3.3.2 за допомогою бібліотеки Tkinter, яка є кроссплатформеною бібліотекою для розробки графічного інтерфейсу на мові Python. Tkinter розшифровується як Tk interface, і є інтерфейсом до Tcl / Tk. Tkinter входить в стандартний дистрибутив Python.

На рисунку 3.9 наведено головне вікно діагностичного модулю інформаційної технології.

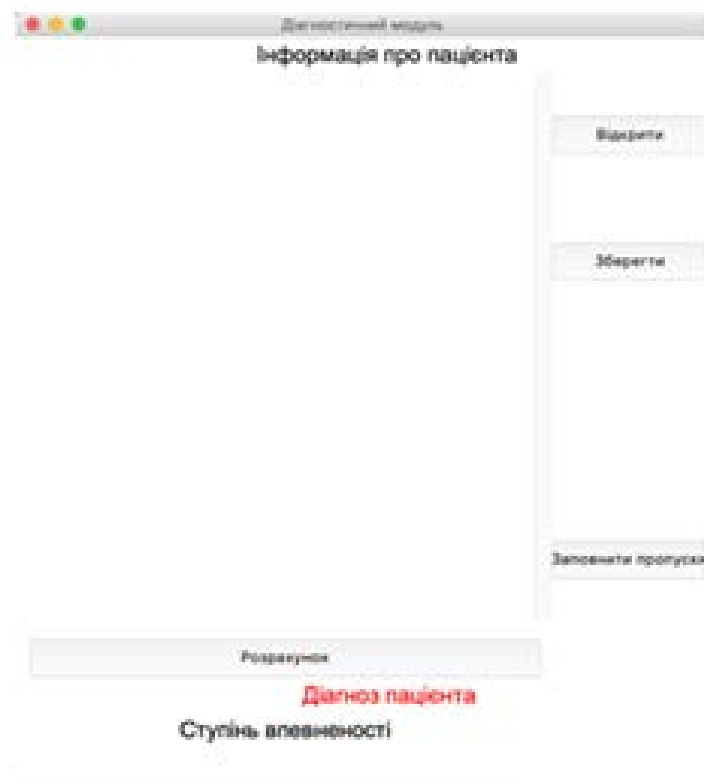


Рисунок 3.9 – Головне вікно програми

Лікар натискає кнопку відкрити та завантажує дані пацієнта. Для зручності роботи лікаря дані завантажуються у формі медичної форми 027/о у тому ж порядку як вони туди заносяться.

Результати головного вікна із звантаженими даними наведено на рисунку 3.10.

Наступним етапом є заповнення пропущених значень, якщо такі мають місце. Для цього лікар натискає кнопку «Заповнити пропуски».

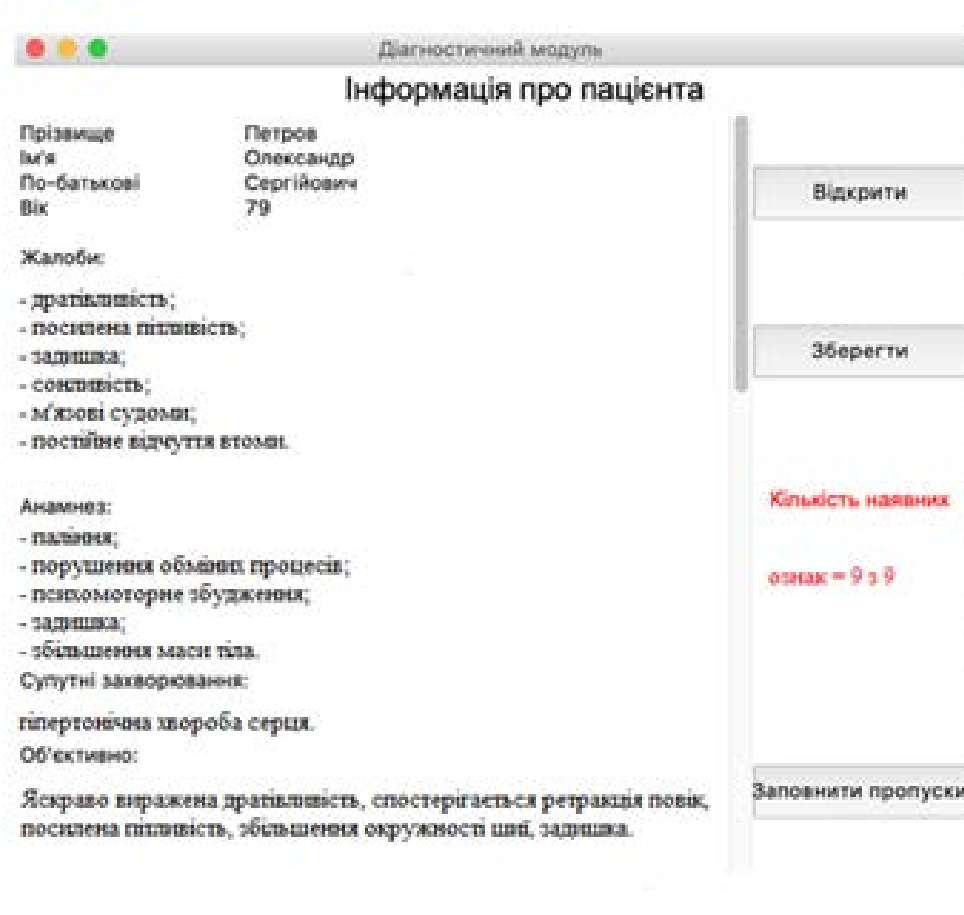


Рисунок 3.10 – Головне вікно програми

На рисунку 3.11 зображено головне вікно програми з інформацією про діагноз пацієнта та ступінь впевненості діагностуючої системи.

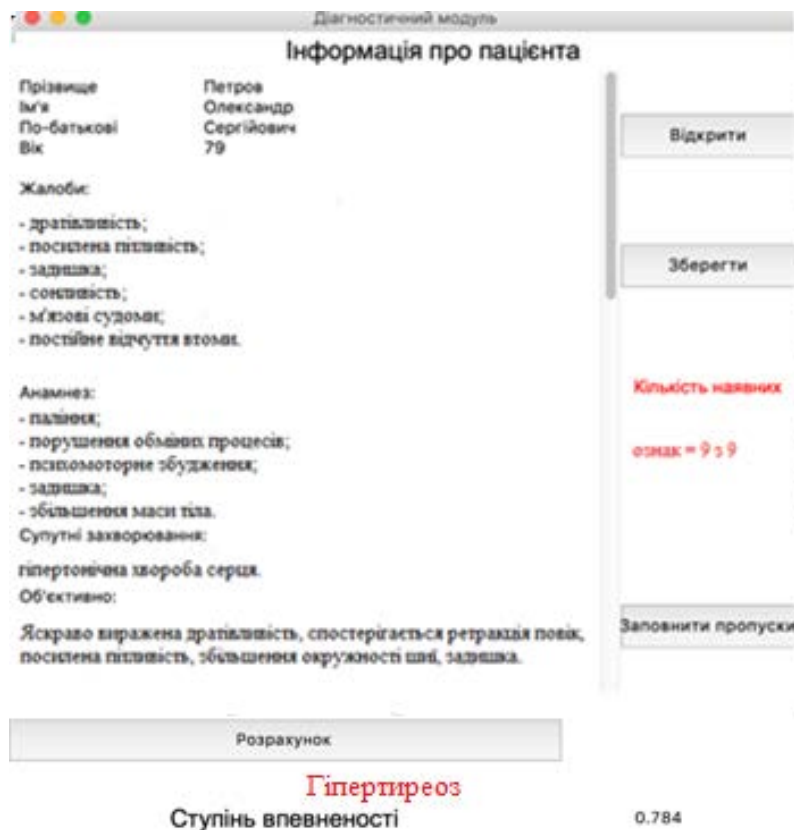


Рисунок 7.9 – Головне вікно програми з інформацією про діагноз пацієнта та ступінь впевненості діагностувальної системи

Усі ці дані автоматично будуть занесені в файл формату .xls у строку, яка відповідає даним цього пацієнта.

### 3.4 Висновки по розділу

Використавши багатовимірний нео-фаззі нейрон, як систему розподілу реальних медичних даних, було отримано діагноз для кожного пацієнта, який брав участь у експериментальному дослідженні. Також розраховано відсоток помилки при навчанні системи та при тестуванні. Всі дані про пацієнта, та етапи проведення експерименту наглядно представлені за допомогою нативного додатку Нео. Також представлена програмна реалізація інформаційної технології.

## ВИСНОВКИ

Мета магістерської атестаційної роботи була досягнута, застосовано для інтелектуального аналізу медичних даних методів теорії нейро-фаззи мереж, а саме багатовимірного нео-фаззи нейрону. Розроблено інформаційну технологію для діагностування захворювань щитовидної залози. Також побудовано структурну схему багатовимірного нео-фаззи нейрону. Та розроблено нативний додаток для наглядного відображення роботи багатовимірного нео-фаззи нейрону.

Також проведено огляд класичних підходів до діагностування захворювань щитовидної залози. Та переглянуті публікації останніх років за тематикою виявлення захворювань щитовидної залози за допомогою нечітких систем, на основі цього і було вибрано використання підходу діагностування на основі багатовимірного нео-фаззи нейрону. Далі розглядаючи типи нейронних мереж та нечітких систем, виявивши їх переваги і недоліки для роботи був обраний багатовимірний нео-фаззи нейрон.

За допомогою нативного додатку були отримані наглядні результати роботи багатовимірного нео-фаззи нейрону. Отримано відсоток помилки класифікації при навчанні та при тестуванні. За допомогою інформаційної технології отримали діагноз для кожного з пацієнтів та значення ступеню впевненості системи.

По результатам експерименту видно, що відсоток помилки класифікації при навчанні не перевищує 3%, що при наявності невеликої кількості пацієнтів є прийнятним результатом.

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ**

1. Волкова Н.П. Щитовидная железа / Н.П. Волкова. – М.: Эксмо, 2016. – 127 с.
2. Генри М. Заболевания щитовидной железы / М. Генри, Кроненберг и др. – М.: Рид Элсивер, 2010. - 392 с.
3. Петунина Н. А. Болезни щитовидной железы / Н.А. Петунина, Л.В. Трухина. - М.: ГЭОТАР-Медиа, 2011. - 222 с.
4. Пинский С. Б. Диагностика заболеваний щитовидной железы / С.Б. Пинский, А.П. Калинин, В.А. Белобородов. - Л.: Медицина, 2005. - 192 с.
5. Казьмин В. Д. Болезни щитовидной и околощитовидной желез / В.Д. Казьмин. - М.: Феникс, 2009. - 256 с.
6. Холмогоров В. В. Все о заболеваниях щитовидной железы и ее лечении / В.В. Холмогоров. - М.: Феникс, 2008. - 192 с.
7. Raymer M. L. Knowledge discovery in medical and biological datasets using a hybrid Bayes classifier evolutionary algorithm / M. L. Raymer, T. E. Doom, L. A. Kuhn, W. F. Punch - 2003. – 54 p.
8. Azar A.T. Expert system based on neural fuzzy rules for thyroid diseases diagnosis / A.T Azar , A.E. Hassanien, T. Kim // Computer Science Artificial Intelligence. – 2012. – 1-12 p.
9. Geetha K. An Empirical Model for Thyroid Disease Classification using Evolutionary Multivariate Bayseian Prediction Method / K. Geetha , S. Capt., S. Baboo // Global Journal of Computer Science and Technology. – 2016. – 3-5 p.
10. Chandio J. TDTD: Thyroid disease type diagnostics / J. Chandio, M. Soomrani // Intelligent Systems Engineering – 2016. – 10-15 p.
11. Pan Q. Improved Ensemble Classification Method of Thyroid Disease Based on Random Forest / Q. Pan, Y. Zhang, M. Zuo, L. Xiang, D. Chen // Information Technology in Medicine and Education (ITME) – 2016 – 8-12 p.

12. И.Г. Перова. Нео-фаззи подход в задачах online медико-биологической диагностики / И.Г.Перова, Е.Н. Бражникова, И.П. Плисс // Прикладная радиоэлектроника. Харьков: ХНУРЭ, 2016. – т.15, №1. - 51-57 с.
13. Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети: архитектура, обучение, применение / Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко. – Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 372с.
14. Мирошниченко Н.С. Бинарная диагностика при помощи искусственной нейронной сети. / Н.С. Мирошниченко. – Харьков: ХНУРЭ, 2017. – 110-111 с.
15. Мірошниченко Н.С. Медичне діагностування на основі нейронної мережі MADALINE / Н.С. Мірошниченко, Є.М. Бражнікова. // Прикладная радиоэлектроника. Состояние и перспективы развития. – 2017. – 177 с.
16. Мирошниченко Н.С. Медицинское диагностирование на основе нейросетевых технологий / Н.С. Мирошниченко, И.Г. Перова, // Прикладная радиоэлектроника: науч.-техн. журнал. – 2017. Том 16. № 1. – С. 46–50.
17. Мірошниченко Н.С. Медицинское диагностирование сердечно-сосудистых заболеваний при помощи нейро-фаззи системы / Н.С. Мірошниченко // ISM-2018 «Інформаційні системи та технології в медицині». – 2018. – 179 с.
18. Тищенко А.К. Прогнозуюча нейрон-фаззі мережа на основі багатовимірного нео-фаззі нейрона та її процедура навчання / А.К. Тищенко, І.П. Плисс, К.О. Шкурко // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2014. №2. – С. 120-125.
19. Mulesa P. Fuzzy Spacial Extrapolation Method Using Manhattan Metrics for Tasks of Medical Data Mining Computer Science and Information Technologies / P. Mulesa, I.Perova – Lviv, Ukraine. – 2015 – P. 104-106.
20. Ruspini E. Numerical methods for fuzzy clustering / E. Ruspini – 1970 – 319-350 p.
21. Вазан М. Стохастическая аппроксимация / М.Вазан – М.: Мир, 1972. – 231с.
22. Build cross platform desktop apps with JavaScript, HTML, CSS: [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://electronjs.org>.