

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту
(повна назва)

Кафедра Інформатики
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО МОДУЛЮ ДО ЛІКУВАЛЬНОГО
ЗАСТОСУНКУ
(тема)

Виконав:
здобувач 4 року навчання,
групи ІТІНФ-21-1
Лук'янов Д.О.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Інформатика
(повна назва освітньої програми)

Керівник проф. Кузьомін О.Я.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри інформатики _____
(підпис)

Кобилін О. А.
(прізвище, ініціали)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інформаційно-аналітичних технологій та менеджментуКафедра ІнформатикиРівень вищої освіти перший (бакалаврський)Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва)Тип програми освітньо-професійнаОсвітня програма Інформатика
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

« _____ » _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУздобувачеві Лук'янову Данилу Олександровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)1. Тема роботи Розробка програмного модулю до лікувального застосунку

затверджена наказом університету від 19 травня 2025 року № 381Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії 2 червня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи науково-методична та науково-технічна література, матеріали конференцій, дані інтернет-мережі, платформи штучного інтелекту.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1. Огляд основних методів автоматизованого прийняття лікувальних рішень.

2. Математичні моделі прийняття лікувальних рішень.

3. Комп'ютерна реалізація програми для лікувального додатку.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) Актуальність проблеми глаукоми, постановка задачі, тестові зображення.

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

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Строк / терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	07.04.2025	
2	Аналіз завдання, підбір літератури	08.04.25-10.04.25	
3	Аналіз літератури з досліджуваної проблеми	11.04.25-14.04.25	
4	Аналіз технічних засобів	15.04.25-20.04.25	
5	Розробка методу	21.04.25-27.04.25	
6	Програмна реалізація	28.04.25-11.05.25	
7	Оформлення пояснювальної записки	12.05.25-20.05.25	
8	Перевірка на нормоконтроль	21.05.25-01.06.25	
9	Перевірка на плагіат	21.05.25-01.06.25	
10	Рецензування	21.05.25-01.06.25	
11	Підготовка презентації та доповіді	21.05.25-18.06.25	
12	Занесення роботи в електронний архів	02.06.25-18.06.25	
	Попередній захист кваліфікаційної роботи	02.06.25-18.06.25	

Дата видачі завдання 7 квітня 2025 р.

Здобувач _____
(підпис)

Керівник роботи _____ проф. Кузьомін О. Я.
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ/ABSTRACT

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 70 с., 6 рис., 30 джерел.

ГЛАУКОМА, БАГАТОАГЕНТНА СИСТЕМА, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, НЕЙРОМОДУЛЯЦІЯ, ВНУТРІШНЬООЧНИЙ ТИСК, РНФС, РЕТИНОТОПІЯ, rtACS, HIFU.

Об'єктом роботи є процес прийняття лікувальних рішень на основі медичних показників у пацієнтів з глаукомою.

Метою роботи є розробка програмного застосунку, що реалізує багатоагентну архітектуру для автоматизованого прийняття рішень про лікування глаукоми в режимі реального часу з урахуванням біомедичних даних пацієнта.

У роботі використано методи штучного інтелекту, математичного моделювання, алгоритми оптимізації, а також нейромодуляційні підходи до терапії. Реалізовано модель, де кожен агент контролює окремий медичний параметр. Розроблено алгоритми прийняття рішень з використанням нейромодуляції (rtACS) та фокусованого ультразвуку (HIFU). Проведено моделювання та тестування.

У результаті роботи створено програмний модуль, що може бути інтегрований до медичних інформаційних систем для персоналізованого лікування глаукоми з використанням сучасних AI-рішень.

GLAUCOMA, MULTI-AGENT SYSTEM, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, NEUROMODULATION, INTERNAL PULSE PRESSURE, RNFL, RETINOTOPIA, rtACS, HIFU.

The object of work is the process of making medical decisions based on medical indicators in patients with glaucoma.

The aim of the work is to develop a software application that implements a multi-agent architecture for automated decision-making on glaucoma treatment in real time, taking into account the patient's biomedical data.

Artificial intelligence methods, mathematical modelling, optimisation algorithms, and neuromodulation approaches to therapy were used in the study. A model was implemented where each agent controls a separate medical parameter. Decision-making algorithms using neuromodulation (rtACS) and focused ultrasound (HIFU) were developed. Modelling and testing were carried out.

As a result of the work, a software module was created that can be integrated into medical information systems for personalised glaucoma treatment using modern AI solutions.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	7
Вступ.....	8
1 Огляд основних методів автоматизованого прийняття лікувальних рішень 9	9
1.1 Глаукома як медична проблема і фактор втрати зору	9
1.2 Сучасні підходи до лікування глаукоми (HIFU, rtACS)	10
1.3 Штучний інтелект у діагностиці та лікуванні глаукоми	12
1.3.1 Використання CNN для аналізу зображень сітківки.....	14
1.3.2 Нейропластичність і адаптація зорової кори	15
1.4 Багатоагентні системи в медичних застосуваннях.....	16
1.5 Постановка задачі	19
2 Математичні моделі прийняття лікувальних рішень	20
2.1 Модель багатоагентної системи для контролю біомаркерів.....	20
2.1.1 Вхідні параметри: IOP, RNFL, CDR, VEP, EEG, OCT	21
2.1.2 Модель поведінки агентів	22
2.1.3 Приклад сценарію взаємодії агентів	23
2.1.4 Візуальна схема багатоагентної системи.....	24
2.2 Модель прийняття рішень.....	26
2.2.1 Правилова модель	26
2.2.2 Нечітка логіка	27
2.2.3 Модель на основі дерев рішень	28
2.2.4 Перспектива використання машинного навчання та навчання з підкріпленням	29
2.3 Модель керування впливами rtACS і HIFU	30
2.3.1 Параметри дії та їх фізіологічне значення	31
2.3.2 Модель зворотного зв'язку: оцінка ефективності	32
2.4 Інтеграція моделей у загальну систему	33
2.4.1 Узагальнена схема: як MAS, логіка і моделі впливу з'єднуються в цілісну систему.....	33

	6
2.4.2 Сценарій: новий пацієнт, дані, рішення, дія	35
3 Комп'ютерна реалізація програми для лікувального додатку	37
3.1 Архітектура системи та вибір технологій	37
3.1.1 Загальна структура програмного забезпечення	37
3.1.2 Вибір мов програмування, бібліотек і фреймворків	38
3.1.3 Організація взаємодії компонентів системи (MAS, логіка, модулі впливу).....	39
3.1.4 Інтерфейси збору, обробки та збереження даних.....	41
3.2 Реалізація основних модулів	43
3.2.1 Модуль агентів	43
3.2.2 Модуль прийняття рішень.....	46
3.2.3 Модуль керування впливом	47
3.2.4 Модуль зворотного зв'язку та адаптації.....	48
3.2.5 Журнал подій та персональна історія лікування	50
3.3 Інтерфейс користувача та сценарії використання	52
3.3.1 Інтерфейс лікаря.....	52
3.3.2 Роль пацієнта та форма зворотного зв'язку	54
3.3.3 Типовий сценарій використання в клініці.....	56
3.4 Тестування та моделювання роботи системи	58
3.4.1 Методика тестування.....	58
3.4.2 Аналіз результатів тестування.....	60
3.4.3 Виявлені обмеження, помилки та варіанти оптимізації	63
Висновки	66
Перелік джерел посилання	67

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

AI – Artificial Intelligence (штучний інтелект)

MAS – Multi-Agent System (багатоагентна система)

IOP – Intraocular Pressure (внутрішньоочний тиск)

RNFL – Retinal Nerve Fiber Layer (товщина шару нервових волокон сітківки)

CDR – Cup-to-Disc Ratio (співвідношення діаметру чашки до диска зорового нерва)

OCT – Optical Coherence Tomography (оптична когерентна томографія)

VEP – Visual Evoked Potentials (зорові викликані потенціали)

EEG – Electroencephalography (електроенцефалографія)

rtACS – Retinal Transcranial Alternating Current Stimulation
(транскраніальна стимуляція змінним струмом)

HIFU – High-Intensity Focused Ultrasound (фокусований ультразвук високої інтенсивності)

CNN – Convolutional Neural Network (згорткова нейронна мережа)

RL – Reinforcement Learning (навчання з підкріпленням)

ВСТУП

У сучасній медицині ми досі стикаємося з проблемами розтягнутого медичного процесу, а в цій сфері час дуже важливий ресурс яким не можна нехтувати, тому зростає потреба у використанні саме комп'ютерних технологій та система для прискорення лікувального процесу. Однією з таких технологій є системи автоматизованого прийняття рішень, які дозволяють аналізувати великі обсяги медичних даних та формувати рекомендації щодо терапії на основі вхідних показників пацієнта.

Одним із найсерйозніших хронічних захворювань зору є глаукома – мультифакторна дегенеративна нейропатія зорового нерва, що часто призводить до незворотної сліпоти. Ключовою проблемою при лікуванні глаукоми є необхідність регулярного моніторингу біомедичних показників (внутрішньоочного тиску, стану сітківки, зорових викликаних потенціалів тощо) та оперативного коригування терапевтичних дій. Затримки в обробці результатів можуть спричинити прогресування захворювання й саме у цьому й полягає проблема

Зараз коли прогресує штучний інтелект цю задачу можливо за допомогою саме нейронних мереж, а також за допомогою багатоагентної системи, де кожен агент відповідає за окремий параметр пацієнта [1]. Насамперед треба звернути увагу на застосування нейромодуляції (rtACS) та фокусованого ультразвуку (HIFU) як перспективних методів впливу на зорову систему [2].

Актуальність роботи полягає в розробці програми для автоматизованого прийняття лікувальних рішень на основі комплексного аналізу біомаркерів при глаукомі в режимі реального часу. Такий підхід дозволяє зменшити навантаження на лікаря, прискорити процес прийняття рішень та персоналізувати лікування [3].

1 ОГЛЯД ОСНОВНИХ МЕТОДІВ АВТОМАТИЗОВАНОГО ПРИЙНЯТТЯ ЛІКУВАЛЬНИХ РІШЕНЬ

1.1 Глаукома як медична проблема і фактор втрати зору

У рейтингу хвороб, що призводять до сліпоти одразу ж після катаракти, вона на першому місці, йде глаукома і нажалі сліпота, яку викликає глаукома не підлягає відновленню і це характеризує її як проблему про яку не можна мовчати. Це хронічне нейродегенеративне захворювання, що супроводжується поступовою загибеллю гангліозних клітин сітківки та ураженням зорового нерва. Основним фактором ризику є підвищення внутрішньоочного тиску (ІОР), хоча інші фактори (вікові, генетичні, судинні, анатомічні) також мають значення [4].

Основні параметри за якими ми можемо діагностувати глаукому це ІОР, RNFL, CDR, OCT, VEP та EEG. Саме слідкуючи за ними ми можемо зрозуміти стан ока.

Глаукома страшна тим, що починає вона прогресувати непомітно для людини. На ранніх стадіях людина ще не помітить ніяких змін, а коли помітить великий шанс, що буде вже пізно, тому що вже значна частина зору буде втрачена безповоротно. Після втрати цієї частини зору подальша ефективність лікування зменшується. У втрати зору дуже багато негативних наслідків, значне зниження якості життя, втрата працездатності, в результаті й втрата роботи. Це впливає як і на людину особисто, так і на державу в цілому

Щоб якось запобігти неприємних наслідків глаукоми у вигляді безповоротної втрати зору та вчасно реагувати на прогресування глаукому треба спостерігатися у лікаря та постійно робити аналізи. Тут потрібна швидка реакція на зміни біомаркерів. Зараз це роблять лікарі-офтальмологи зазвичай вручну, тому процес протікає не так швидко, як хотілося би. Також обробка аналізів потрібних для саме моніторингу стану пацієнта потребує значного

часу й в результаті ще потрібен час на прийняття рішень стосовно ситуації кожного пацієнта, а зі зростанням кількості пацієнтів з глаукомою це тільки робить усі ці процеси тільки довшими.

У зв'язку з цим саме процесів прийняття рішень щодо лікування глаукоми набуває актуальності. Це дає можливість не тільки перекласти процеси обробки аналізів на штучний інтелект, а саме на нейронні мережі навчені на великій кількості минулих аналізів, а ще й надавати висновок щодо лікувальних дій пацієнта у реальному часі й не виходячи з дому, що значно прискорить реакцію на прогрес розвитку глаукоми й підвищить ефективність своєчасного лікування [5,6].

1.2 Сучасні підходи до лікування глаукоми (HIFU, rtACS)

На сьогодні лікування глаукоми передбачає кілька напрямів, які залежать від стадії захворювання, форми глаукоми, супутніх патологій та реакції пацієнта на терапію. Основною метою лікування є зниження внутрішньоочного тиску (ІОП), що дозволяє уповільнити дегенерацію зорового нерва і зберегти залишкову функцію зору.

Традиційні підходи включають:

- фармакотерапію, де використовуються місцеві препарати (β -блокатори, простагландини, інгібітори карбоангідрази) для зниження ІОП [7];
- лазерне лікування, зокрема селективна лазерна трабекулопластика (SLT), яка впливає на дренажну систему ока [8];
- хірургічне втручання, таке як трабекулектомія або встановлення дренажних імплантів, яке застосовується в разі неефективності інших методів [9].

Проте сучасна наука пропонує новітні підходи, що базуються на фізичних впливах та нейромодуляції, які можуть бути інтегровані в автоматизовані системи прийняття рішень.

Першим розглянемо з високоінтенсивним фокусованим ультразвуком (HIFU). HIFU є безконтактною, малоінвазивною методикою, яка використовується для зниження ІОР шляхом локального руйнування циліарного тіла – структури, відповідальної за продукцію внутрішньоочної рідини. Суть методу полягає у фокусованому нагріванні за допомогою ультразвукової енергії, що призводить до зменшення секреції водянистої вологи та зниження тиску, не пошкоджуючи навколишні структури. Метод безконтактний, високоточний і придатний для багаторазового використання [10].

Переваги HIFU:

- відсутність пошкодження навколишніх тканин;
- висока точність завдяки фокусованому впливу;
- можливість багаторазового застосування;
- перспективність для автоматизованого регулювання інтенсивності та тривалості впливу на основі поточних біомаркерів.

Інший сучасний напрям – rtACS (retinal transcranial alternating current stimulation), метод нейромодуляції, який використовується для активації залишкових зорових шляхів у пацієнтів із глаукомою. Стимуляція здійснюється за допомогою електродів, розташованих на голові, що дозволяє впливати на зорову кору та підвищувати її чутливість до залишкових сигналів від сітківки.

Наукові дослідження показали, що rtACS може покращити просторову орієнтацію, контрастну чутливість і функціональні VEP у пацієнтів із збереженим залишковим зором. Найбільший потенціал rtACS проявляється у поєднанні з візуальними тренуваннями та AI-системами адаптивного контролю [11].

Ще rtACS довів свою здатність стимулювати нейропластичність у дорослому мозку навіть за умов втрати периферичного зору, характерної для глаукоми. За результатами fMRI-досліджень, при глаукомі спостерігаються локальні зміщення та розширення зон активації в первинній зоровій корі, що

свідчить про збереження здатності до адаптації навіть на пізніх етапах захворювання [12].

Перейдемо до перспектив автоматизації. І HIFU, і rtACS – це технології, що добре піддаються математичному моделюванню, з чіткими вхідними параметрами (потужність, час, частота) та спостережуваними результатами (зниження IOP, покращення VEP). Це створює передумови для включення цих методів у багатоагентні системи, де програмні агенти можуть:

- визначати, коли і який вплив доцільний;
- коригувати параметри в реальному часі;
- аналізувати ефективність на основі біологічного зворотного зв'язку.

У цьому контексті багатоагентні системи (MAS) є ідеальною архітектурною моделлю. Кожен агент може бути відповідальним за контроль одного біомаркера або типу впливу, а глобальний агент – координувати дії відповідно до терапевтичної мети. Такий підхід вже реалізовано у практиці прикладом є система LOGIC-Insulin, яка автономно приймає рішення щодо інсулінотерапії на основі фізіологічних показників у режимі реального часу [13].

Більше того, останні дослідження демонструють, що застосування AI для персоналізованого моделювання нейростимуляції, включно з rtACS, дозволяє досягти стійких покращень зору та скорочення втрати поля зору при глаукомі [14,15].

1.3 Штучний інтелект у діагностиці та лікуванні глаукоми

Із розвитком машинного навчання та комп'ютерного зору значно зросла роль штучного інтелекту (AI) у галузі медичної діагностики, зокрема – в офтальмології. Глаукома є типовим прикладом захворювання, для якого AI-системи мають значний потенціал, оскільки воно потребує багатофакторного аналізу біомедичних даних, візуальних ознак та динамічного контролю.

Розглянемо сучасні AI-рішення в офтальмології. Найбільш активно в офтальмології використовуються такі підходи AI:

Згорткові нейронні мережі (CNN) – це один із найуспішніших видів нейронних мереж для обробки зображень. У випадку глаукоми CNN використовуються для:

- аналізу зображень очного дна (fundus photos) – виявлення cup-to-disc ratio (CDR), що є ключовим індикатором глаукоми;
- обробки OCT-знімків сітківки – визначення товщини шару нервових волокон сітківки (RNFL) у різних секторах;
- сегментації патологічних ділянок, де мережа автоматично визначає пошкодження або атрофічні зміни.

Дослідження показують, що CNN досягають точності понад 90% у задачах класифікації глаукоми, зокрема моделі ResNet, VGG16, EfficientNet застосовуються в клінічній практиці та телемедицині [16].

Алгоритми класифікації та регресії використовуються для не-візуальних клінічних даних – таких як ІОР, вік пацієнта, анамнез, дані периметрії (випробування поля зору):

- класифікація застосовується для визначення: чи є у пацієнта глаукома, і якщо так – яка стадія (рання, середня, пізня);
- регресія дозволяє оцінювати прогресування захворювання або передбачити майбутні зміни RNFL чи VEP за серією попередніх вимірювань.

Ці методи часто поєднуються з CNN у так званих гібридних AI-системах, що враховують як візуальні, так і числові дані пацієнта.

Моделі прогнозування, які на основі попередніх даних пацієнта (наприклад, зміна ІОР або периметрії за кілька місяців/років) можуть передбачити подальшу втрату зору або ризик погіршення. Такі моделі базуються на рекурентних нейронних мережах (RNN) або градієнтному бустингу (XGBoost). Прогнозування використовується для індивідуального планування лікування, наприклад: чи потрібно змінити препарат, перейти на хірургію чи запровадити нову терапію (rtACS, HIFU).

Reinforcement learning (RL) – навчання з підкріпленням. Цей підхід імітує поведінку лікаря в ситуаціях, коли рішення повинні прийматися в динаміці. RL дозволяє системі: отримувати стан пацієнта (наприклад, IOP, VEP), обирати дію (застосувати HIFU, змінити параметри rtACS), отримувати «нагороду» за правильне рішення (покращення показника), навчатися, повторюючи такі цикли.

Reinforcement learning є основою адаптивних лікувальних систем, зокрема в багатоагентній архітектурі, де кожен агент «навчається» своїй задачі. У випадку глаукоми це дозволяє створити динамічну систему терапії, яка оптимізується з часом.

RL активно застосовується в аналогічних медичних сценаріях – наприклад, при управлінні глікемією в системах на кшталт LOGIC-Insulin [17].

1.3.1 Використання CNN для аналізу зображень сітківки

Згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN) є найефективнішим типом моделей штучного інтелекту для автоматизованого аналізу зображень, зокрема – у сфері офтальмології. Вони здатні автоматично виявляти складні ознаки та патерни візуальної інформації, які можуть бути непомітні для людського ока. При діагностиці глаукоми CNN використовуються для обробки таких даних:

- фотографії очного дна (fundus images) – для виявлення морфологічних змін у диску зорового нерва;
- знімки оптичної когерентної томографії (ОСТ) – для аналізу товщини шару нервових волокон сітківки (RNFL);
- відео або серії зображень – для виявлення змін у динаміці.

Розглянемо основні завдання CNN при діагностиці глаукоми. Оцінка cup-to-disc ratio (CDR) – це співвідношення діаметра чашки до диска зорового нерва. Підвищення цього показника (понад 0.6) часто вказує на глаукому. CNN

здатні точно вимірювати CDR навіть при нерівномірному освітленні або поганій якості знімка.

Сегментація та аналіз RNFL – моделі CNN, натреновані на OCT-знімках, можуть ідентифікувати витончення RNFL у певних квадрантах, що є раннім маркером глаукоматозного ураження.

Класифікація стадій глаукоми – CNN можуть бути навчені розпізнавати нормальні, підозрілі та патологічні випадки з високою точністю. Наприклад, моделі на базі ResNet50 або Inception-V3 досягають точності понад 90% на великих відкритих наборах даних, таких як RIM-ONE, REFUGE або DRISHTI-GS.

Автоматичний скринінг – CNN можуть бути використані для попереднього відбору підозрілих знімків у телемедицині, зокрема в сільських або малозабезпечених регіонах. Це дозволяє зменшити навантаження на лікарів та підвищити доступність діагностики.

Попри значний прогрес, CNN мають певні обмеження:

- потребують великої кількості якісно розмічених даних для навчання;
- не завжди інтерпретують свої рішення (проблема «чорної скриньки»);
- можуть втрачати точність при зміні типу даних (наприклад, новий тип камери чи інший протокол сканування).

Однак ці обмеження частково вирішуються через інтеграцію explainable AI (XAI) підходів, регуляризацію та використання гібридних моделей.

1.3.2 Нейропластичність і адаптація зорової кори

AI застосовується не лише для діагностики, але й для аналізу змін у головному мозку, викликаних глаукомою. Дослідження за допомогою функціональної МРТ (fMRI) показали, що навіть при дегенерації периферичного зору зберігається активність у відповідних ділянках зорової

кори. Це свідчить про те, що мозок намагається адаптуватися до втрати сигналу зі сітківки.

У цьому контексті AI використовується для:

- виявлення змін у структурі та функції мозку;
- оцінки ефективності відновного лікування (наприклад, після rtACS);
- персоналізованого підбору зон стимуляції.

Нейропластичність можна представити як систему з нелінійною реакцією, яка відгукується на стимуляцію змінним струмом. AI-моделі допомагають спрогнозувати, які саме ділянки кори реагуватимуть найефективніше, і адаптувати лікування під конкретного пацієнта.

Розглянемо саме роль AI в автоматизованих терапевтичних системах. Наприклад COVID став великою проблемою в свій час, що потребувала сучасного рішення. Наприклад аналізу зображень легенів для діагностування COVID [18]. Чи допомоги прийняття рішень при лікуванні [19]. Поєднання AI з багатоагентною архітектурою створює адаптивну систему, яка не лише аналізує дані, але й приймає рішення про лікувальні дії. На прикладі системи LOGIC-Insulin у терапії діабету видно, що штучний інтелект може керувати фізіологічними процесами в реальному часі. Такий підхід переноситься й на глаукому – за умови наявності точної вхідної інформації та добре побудованої моделі взаємодії біомаркерів і терапевтичних стимулів.

1.4 Багатоагентні системи в медичних застосуваннях

Багатоагентні системи (Multi-Agent Systems, MAS) – це клас інтелектуальних систем, що складаються з кількох автономних програмних агентів, які взаємодіють між собою для досягнення спільної мети. У контексті медицини, MAS пропонує потужну архітектуру для розв’язання складних, багатофакторних задач, пов’язаних із прийняттям рішень, які залежать від

численних змінних – саме такими є завдання діагностики та лікування глаукоми.

Розглянемо саме принципи MAS у медицині. Кожен агент у MAS:

- володіє локальним набором знань або роллю (наприклад, контроль ІОР або аналіз VEP);
- має можливість самостійно приймати рішення, виходячи з отриманої інформації;
- може взаємодіяти з іншими агентами, щоб досягти узгодженого результату;
- реагує на зміни в середовищі в режимі реального часу.

MAS добре підходить для:

- систем моніторингу пацієнтів;
- адаптивної медикаментозної терапії;
- регулювання інвазивного або апаратного впливу (HIFU, rtACS).

Розглянемо все існуючий приклад в лікарняній практиці. Одним із найвідоміших прикладів медичної MAS є LOGIC-Insulin – автоматизована система для керування рівнем глюкози в крові у відділеннях інтенсивної терапії. У цій системі агенти аналізують глікемію пацієнта, фізіологічні показники, анамнез та відповідають за дозування інсуліну в режимі реального часу без втручання лікаря (рис. 1.1). Система визнана клінічно ефективною та безпечною [20].

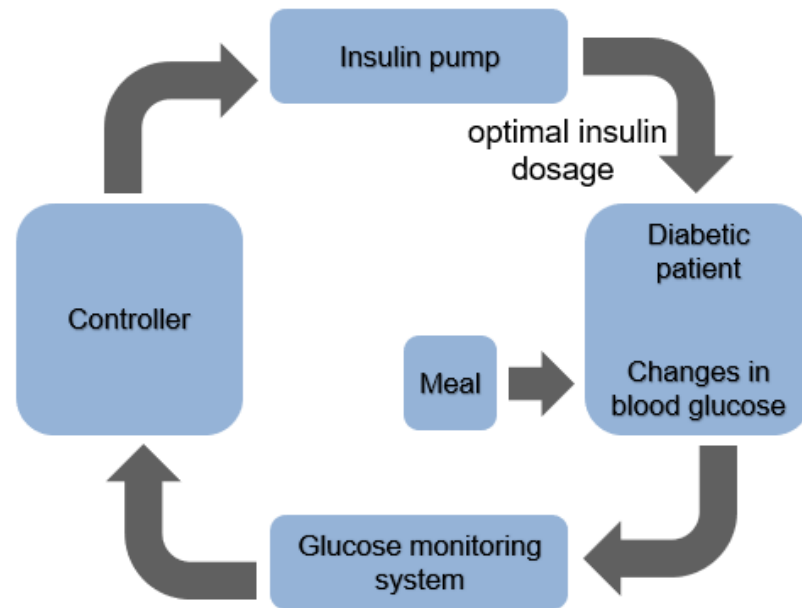


Рисунок 1.1 – Схема роботи системи LOGIC-Insulin

Такий підхід демонструє, що автономні медичні рішення можуть прийматись програмними агентами на основі реальних фізіологічних даних – що ідеально підходить для задач автоматизованого лікування глаукоми.

Розплануємо MAS саме для глаукоми. У випадку глаукоми MAS може складатися з агентів, кожен із яких відповідає за певний аспект:

- агент IOP – контролює рівень внутрішньоочного тиску;
- агент RNFL – стежить за змінами товщини шару нервових волокон;
- агент EEG/VEP – аналізує електрофізіологічні параметри;
- агент HIFU – приймає рішення щодо доцільності ультразвукової терапії;
- агент rtACS – керує режимами електростимуляції;
- центральний координатор – синхронізує рішення локальних агентів та формує комплексну терапевтичну стратегію.

Такий розподіл дозволяє реалізувати адаптивну, персоналізовану систему лікування, що реагує на динамічні зміни в стані пацієнта. MAS забезпечує гнучкість, масштабованість і стійкість – кожен агент може оновлюватись або донавчатись незалежно від інших.

1.5 Постановка задачі

Таким чином, автоматизоване прийняття лікувальних рішень на основі медичних біомаркерів є актуальним завданням для сучасної медицини, зокрема при лікуванні глаукоми. Враховуючи складність та багатофакторність перебігу хвороби, виникає необхідність у створенні інтелектуальної системи, яка здатна аналізувати фізіологічні дані в режимі реального часу та генерувати персоналізовані терапевтичні дії. Тому ставиться задача розробки програмної системи, яка реалізує багатоагентний підхід до прийняття лікувальних рішень із використанням сучасних методів нейромодуляції (rtACS) та фізичного впливу (HIFU).

Об'єктом роботи є процес прийняття лікувальних рішень на основі медичних показників у пацієнтів з глаукомою.

Метою роботи є розробка програмного застосунку, що реалізує багатоагентну архітектуру для автоматизованого прийняття рішень про лікування глаукоми в режимі реального часу з урахуванням біомедичних даних пацієнта.

Для досягнення мети необхідно вирішити такі задачі:

- провести аналіз сучасних підходів до автоматизованої терапії глаукоми;
- визначити перелік ключових біомаркерів, необхідних для контролю перебігу хвороби;
- розробити структуру багатоагентної системи, де кожен агент відповідає за окремий показник;
- описати правила взаємодії агентів та механізм узгодженого прийняття рішень;
- реалізувати комп'ютерну модель прийняття рішень із можливістю керування параметрами rtACS та HIFU;
- протестувати програму на прикладових даних і оцінити ефективність розробленого рішення.

2 МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ПРИЙНЯТТЯ ЛІКУВАЛЬНИХ РІШЕНЬ

У цьому розділі розглянуто математичні основи побудови інтелектуальної системи для автоматизованого прийняття лікувальних рішень при глаукомі. Враховуючи складність діагностики та лікування цього захворювання, математична модель повинна забезпечувати:

- обробку даних із декількох джерел (ОСТ, VEP, EEG, IOP тощо);
- прийняття рішень з урахуванням взаємозв'язку між параметрами;
- керування терапевтичними впливами (rtACS, HIFU);
- можливість розширення та адаптації в залежності від клінічної ситуації.

Основу системи складає багатоагентна модель, яка дозволяє організувати децентралізовану обробку медичних показників із подальшою координацією дій між агентами.

2.1 Модель багатоагентної системи для контролю біомаркерів

Багатоагентна система (MAS) у межах цієї роботи розглядається як сукупність програмних агентів, кожен з яких: має власну мету (наприклад, підтримувати IOP у межах норми), обробляє окремий потік даних (від відповідного медичного сенсора або модуля), генерує локальні рішення (наприклад, сигнал про необхідність корекції rtACS або запуск HIFU), передає свої висновки центральному координаційному модулю (або «агенту-наглядачу»).

2.1.1 Вхідні параметри: IOP, RNFL, CDR, VEP, EEG, OCT

У запропонованій багатоагентній системі прийняття рішень базується на комплексному аналізі кількох біомедичних параметрів, які відображають структурний і функціональний стан зорової системи. Кожен із цих показників обробляється окремим інтелектуальним агентом, що дозволяє гнучко реагувати на клінічні зміни та динамічно формувати індивідуальну терапевтичну стратегію.

Внутрішньоочний тиск (IOP) є ключовим фактором ризику при глаукомі. Його підвищення сприяє прогресуючому пошкодженню зорового нерва, а тому агент IOP постійно контролює рівень тиску та ініціює втручання при виявленні критичних відхилень. Дані отримуються з тонометрів або сенсорних пристроїв.

Структурний стан сітківки оцінюється за допомогою товщини шару нервових волокон (RNFL), що визначається методом оптичної когерентної томографії (OCT). Агент RNFL відстежує динаміку витончення шару, що є маркером прогресування хвороби.

Іншим морфологічним параметром є співвідношення чашки до диска зорового нерва (CDR), яке характеризує глаукоматозну екскавацію. Збільшення цього показника асоціюється з втратою нервових волокон, і відповідний агент визначає його зміну на основі зображень очного дна або даних OCT.

Для функціональної оцінки провідності зорових шляхів використовується аналіз зорових викликаних потенціалів (VEP). Агент VEP аналізує латентність хвилі P100 та її амплітуду, що дозволяє оцінити ефективність стимуляції методом rtACS.

Доповненням до VEP є дані електроенцефалографії (EEG), які фіксують активність кори головного мозку в діапазонах альфа, бета та гама. Агент EEG використовується для адаптації параметрів стимуляції та моніторингу потенційного нейронного навантаження.

Загалом, дані OCT виступають не лише як джерело для морфологічних агентів, але й як центральний сенсорний вузол, що агрегує інформацію для прийняття рішень. Завдяки комплексній оцінці параметрів IOP, RNFL, CDR, VEP, EEG та OCT, система формує глибоке уявлення про стан зорової системи пацієнта та забезпечує основу для персоналізованої терапії.

2.1.2 Модель поведінки агентів

Багатоагентна система, що використовується для автоматизованого прийняття рішень у лікуванні глаукоми, побудована на принципах децентралізації, автономної поведінки та взаємодії між незалежними програмними агентами. Кожен агент виконує роль спеціалізованого віртуального експерта, що аналізує окремий параметр (наприклад, IOP, RNFL, VEP) і формує локальні висновки, які надалі інтегруються у загальну стратегію лікування.

Робота агента організована у вигляді циклічного процесу: отримання вхідних даних, їх попередня обробка, оцінка клінічного стану, формування висновку та передача результатів іншим агентам або координатору. На основі отриманого зворотного зв'язку агент може адаптувати свою поведінку – як у межах правила, так і шляхом оновлення моделі машинного навчання чи функції винагороди в навчанні з підкріпленням.

Ступінь «інтелектуальності» агентів залежить від реалізації: від простих правило-орієнтованих модулів до автономних ML-агентів, здатних самонавчатись у процесі експлуатації. Така гнучкість дозволяє забезпечити баланс між швидкістю, інтерпретованістю та точністю рішень.

У системі можлива ієрархічна, децентралізована або гібридна модель взаємодії. У першому випадку координатор агрегує всі висновки та приймає кінцеве рішення. У другому – агенти ведуть між собою діалог і досягають консенсусу. У гібридному варіанті рішення про втручання приймається

централізовано, тоді як локальні налаштування виконуються самими агентами.

Таким чином, модель поведінки агентів забезпечує динамічну, адаптивну й модульну основу для побудови сучасної медичної експертної системи, здатної враховувати складність біологічних процесів і клінічну варіативність пацієнтів.

2.1.3 Приклад сценарію взаємодії агентів

Для ілюстрації функціонування багатоагентної системи розглянемо типовий сценарій, що демонструє взаємодію інтелектуальних модулів у відповідь на зміни фізіологічних показників пацієнта.

Уявімо, що пацієнт щоденно проходить обстеження за допомогою домашніх або клінічних пристроїв. Система отримує дані про внутрішньоочний тиск (IOP), морфометрію сітківки (RNFL, CDR), електрофізіологічні показники з EEG і VEP. Як тільки надходить нова серія показників, автоматично ініціюється цикл обробки даних усіма агентами.

Спершу агент IOP фіксує, що тиск у пацієнта третій день поспіль перевищує 26 мм рт. ст., що розцінюється як критичне відхилення. Одночасно агент RNFL зауважує прогресивне витончення шару нервових волокон, а отже – зростаючий ризик втрати зорової функції. На основі цих висновків формується попередня стратегія: активувати HIFU для зниження тиску й підтримати функціонування кори за допомогою rtACS.

У цей момент агент EEG сигналізує про зниження альфа-активності в потиличній зоні, що може свідчити про нейрональне перенавантаження або адаптацію до стимуляції. З урахуванням цього, система коригує план: зменшує амплітуду rtACS і пропонує змінити зону стимуляції. Паралельно агент VEP фіксує погіршення провідності зорового шляху (подовження латентності хвилі P100), тому рекомендує збільшити частоту стимуляції до 70 Гц.

Координуючий модуль системи отримує висновки всіх агентів і, використовуючи механізм узгодження рішень із пріоритетами, ухвалює інтегровану терапевтичну стратегію. Вона включає проведення HIFU з параметрами 1.5 Вт/см² протягом 3 хвилин, адаптовану rtACS-стимуляцію з підвищеною частотою та зниженою амплітудою, а також повторний моніторинг EEG через 24 години.

Після реалізації втручань агенти отримують оновлені дані: ІОР знижується до нормального рівня, EEG демонструє стабілізацію, а пацієнт відзначає суб'єктивне покращення зору. У разі використання машинного або підкріплювального навчання моделі агентів оновлюються відповідно до нових результатів, що забезпечує поступове вдосконалення терапевтичної стратегії.

Такий сценарій демонструє, як система здатна не лише реагувати на зміну стану пацієнта, а й гнучко адаптувати параметри втручання, забезпечуючи персоналізоване й ефективне лікування.

2.1.4 Візуальна схема багатоагентної системи

Для кращого розуміння логіки функціонування та взаємозв'язків між компонентами розробленої системи доцільно представити її архітектуру у вигляді багаторівневої функціональної схеми. Така візуалізація дозволяє продемонструвати, як відбувається обробка клінічних даних – від моменту їх отримання до формування та реалізації терапевтичного впливу [21].

На сенсорному рівні розміщені діагностичні пристрої, що фіксують об'єктивні показники стану пацієнта. Серед них – сенсори внутрішньоочного тиску (ІОР), ОСТ-сканери для оцінки RNFL і CDR, EEG-монітори для реєстрації нейронної активності та системи запису зорових викликаних потенціалів (VEP) (рис. 2.1).



Рисунок 2.1 – Візуалізація структури багатоагентної системи

Зібрані дані передаються на агентський рівень, де кожен параметр обробляється окремим агентом. Кожен із них функціонує автономно: аналізує показники, порівнює їх із нормативними значеннями або динамічними межами та формує пропозиції щодо лікувальних дій чи потреби в корекції. Таким чином, агенти IOP, RNFL, CDR, EEG і VEP працюють паралельно, забезпечуючи спеціалізовану інтерпретацію даних.

Далі всі локальні рішення надсилаються до координуючого агента, який виконує роль центрального логічного блоку. Він узгоджує пропозиції, розв'язує конфлікти між агентами (наприклад, суперечливі рекомендації EEG і VEP) і приймає кінцеве терапевтичне рішення з урахуванням ваги кожного параметра.

На виконавчому рівні реалізуються безпосередні втручання: запуск транскраніальної стимуляції змінним струмом (rtACS) або

високоінтенсивного сфокусованого ультразвуку (HIFU). Вплив відбувається відповідно до узгоджених параметрів, які були сформовані координатором.

Після проведення втручання система переходить до фази зворотного зв'язку. Агенти повторно отримують нові дані від сенсорів, оцінюють ефективність лікування та при необхідності коригують свої внутрішні моделі. Усі дії та результати втручання логуються й зберігаються у базі даних пацієнта для подальшого аналізу та навчання.

2.2 Модель прийняття рішень

Серцевиною багатоагентної системи є механізм прийняття рішень, який забезпечує об'єднання часткових висновків від різних агентів в одне узгоджене та ефективне лікувальне втручання.

2.2.1 Правилова модель

На ранніх етапах проектування систем автоматизованого прийняття рішень доцільним є використання правилкових моделей – тобто підходу, в основі якого лежать чітко визначені логічні правила типу «якщо–то» (IF–THEN). Така модель дозволяє швидко реалізувати базову логіку поведінки системи, заклавши медичну експертизу у формалізованому вигляді. Вона є прозорою, простою для налаштування і зручною як для програміста, так і для лікаря.

Принцип роботи полягає в перевірці значень вхідних параметрів (наприклад, IOP, RNFL) та прийнятті рішень на основі порівняння з пороговими значеннями. Наприклад:

IF IOP > 24 AND RNFL < 75 THEN activate HIFU at 1.5 W/cm² for 3 minutes

Подібні правила можуть реалізовуватись у вигляді файлів конфігурацій (JSON, XML), баз знань або словників у програмному коді, що дозволяє їх легко редагувати й оновлювати. Рішення, прийняті на основі таких правил, поділяються на автоматичні (реалізуються негайно) та рекомендовані (потребують підтвердження або логування).

Переваги цього підходу – у простоті впровадження, високій швидкодії та повній прозорості логіки. Правила легко документуються, змінюються вручну та можуть бути верифіковані клінічно. Це робить правилу модель придатною для початкової реалізації та клінічних прототипів.

Втім, вона має і суттєві обмеження. Така система не здатна до самонавчання, погано адаптується до нестандартних випадків і може бути надто жорсткою при зміні вхідних даних. Крім того, при великій кількості умов зростає складність підтримки й тестування, що обмежує масштабованість.

Незважаючи на це, правилу логіка може ефективно працювати як базовий рівень керування, особливо у поєднанні з більш складними підходами – такими як нечітка логіка або машинне навчання, які можуть її доповнювати в адаптивних сценаріях.

2.2.2 Нечітка логіка

У медичних системах класичні бінарні правила часто виявляються недостатніми, оскільки клінічні показники рідко мають чіткі межі. Нечітка логіка дозволяє працювати з поняттями на кшталт «помірно підвищений тиск» або «високий ризик» без потреби встановлювати жорсткі пороги.

У багатоагентній системі Fuzzy Logic використовується для:

- інтерпретації біомедичних даних (IOP, VEP, EEG);
- поєднання сигналів у комплексне зважене рішення;

– формування адаптивних втручань із плавно підібраними параметрами.

Алгоритм включає три етапи: перший це фазифікація – перетворення чисел у нечіткі множини (наприклад, «середній ІОР»), другий це нечітке виведення – застосування правил типу: «якщо ІОР високий і VEP затриманий то й інтенсивність лікування висока» й третій це дефазифікація а обчислення конкретних значень (наприклад, 1.5 мА або 1.4 Вт/см²).

Цей підхід дає змогу системі приймати рішення в умовах невизначеності, адаптуючись до індивідуальних клінічних варіацій. Крім того, Fuzzy Logic добре поєднується з ML і деревами рішень, формуючи гнучку гібридну модель.

2.2.3 Модель на основі дерев рішень

Моделі на основі дерев рішень займають особливе місце серед методів машинного навчання, що застосовуються у клінічних системах підтримки рішень. Їхня головна перевага – це поєднання інтерпретованості, властивої класичним правилам, із адаптивністю, притаманною інтелектуальним алгоритмам. Завдяки цьому дерева рішень є зручним інструментом для побудови прозорих логік прийняття медичних рішень.

Структура дерева рішень відображає покроковий аналіз вхідних даних: кожен вузол відповідає за перевірку однієї ознаки (наприклад, рівня ІОР), а кінцеві гілки вказують на рекомендовану дію – NIFU, rtACS або спостереження. На відміну від жорстко закодованих правил, дерева будуються автоматично з історичних даних, дозволяючи системі самостійно визначати важливі ознаки та оптимальні послідовності аналізу.

У рамках системи для терапії глаукоми дерева можуть використовувати параметри ІОР, RNFL, VEP, EEG, вік пацієнта й інші ознаки для побудови логіки вибору лікування. Їх реалізація можлива за допомогою таких

алгоритмів, як ID3, C4.5, CART, а також сучасних ансамблевих моделей – Random Forest, XGBoost, LightGBM. Вони забезпечують баланс між точністю, швидкодією та стабільністю при навчанні.

Дерева рішень мають високу прозорість: кожне рішення можна пояснити шляхом аналізу, які саме ознаки були перевірені та в якому порядку. Це суттєво підвищує довіру до системи з боку лікарів, на відміну від «чорних скринь» нейронних мереж.

Разом з тим, дерева можуть бути чутливими до шуму в даних та переобучення. Для їх стабілізації застосовуються обрізання (pruning), ансамблеві підходи та регуляризація. У багатоагентній архітектурі такі моделі можуть працювати як на локальному рівні (всередині агента), так і на глобальному (у координаторі), інтегруючи висновки кількох агентів у цілісну стратегію втручання.

Таким чином, дерева рішень забезпечують обґрунтованість, гнучкість і швидкість при збереженні високої інтерпретованості – якості, надзвичайно важливої для систем автоматизованої підтримки клінічних рішень.

2.2.4 Перспектива використання машинного навчання та навчання з підкріпленням

Хоча правила, дерева рішень і нечітка логіка становлять базову основу автоматизованих рішень, їхня статичність обмежує здатність адаптуватися до змін і клінічної варіабельності. У цьому контексті машинне навчання (ML) та навчання з підкріпленням (RL) відкривають нові можливості – системи здобувають здатність вчитись з даних, прогнозувати ефективність втручань і персоналізувати лікування [22].

Моделі ML можуть класифікувати клінічні стани, передбачати результат втручань (наприклад, зниження IOP після HIFU), обирати оптимальні параметри стимуляції та аналізувати динаміку за допомогою часових рядів.

Навчання з підкріпленням, у свою чергу, дозволяє системі взаємодіяти з оточенням – тобто пацієнтом – та вдосконалювати стратегію втручання, отримуючи «нагороди» у вигляді покращення фізіологічних показників.

У реалізації RL використовуються як класичні алгоритми (Q-learning), так і глибокі нейромережеві моделі (DQN, PPO). Це дає змогу системі в реальному часі змінювати параметри rtACS або адаптувати послідовність впливів відповідно до зворотного зв'язку з EEG/VEP.

Основні переваги ML/RL це персоналізація лікування, здатність до самонавчання та виявлення складних, нелінійних залежностей між біомаркерами.

Однак їх впровадження пов'язане з викликами – потребою в великих масивах якісних даних, обмеженою пояснюваністю, юридичними ризиками та потенційною небезпекою неконтрольованого навчання. Тому оптимальним є гібридний підхід – поєднання ML/RL із правилами, верифікацією та контролем фахівця.

У результаті інтеграція ML та RL у багатоагентну систему забезпечує гнучке, адаптивне та обґрунтоване прийняття рішень, що відповідає сучасним вимогам персоналізованої медицини, зокрема в лікуванні глаукоми.

2.3 Модель керування впливами rtACS і HIFU

Ефективність лікувальних рішень у системі автоматизованого впливу залежить не лише від правильного діагностування та вибору методу, але й від точного керування параметрами впливу [23]. У запропонованій багатоагентній системі особливу увагу приділено моделюванню та регуляції двох ключових терапевтичних підходів:

– rtACS (real-time transcranial alternating current stimulation) – транскраніальна стимуляція зорової кори змінним струмом у реальному часі;

– HIFU (High-Intensity Focused Ultrasound) – високоінтенсивний сфокусований ультразвук, що використовується для зниження внутрішньоочного тиску.

Обидва методи потребують тонкого налаштування фізичних параметрів, а також адаптації залежно від індивідуальної реакції пацієнта, що й стає завданням даного модуля.

2.3.1 Параметри дії та їх фізіологічне значення

У лікуванні глаукоми за допомогою фізичних методів втручання, таких як rtACS та HIFU, точне налаштування параметрів є критичним для досягнення терапевтичного ефекту. Відповідні параметри мають не лише технічне, але й клінічне значення, впливаючи на рівень збудження, нейропластичні процеси або зниження внутрішньоочного тиску. У багатоагентній системі вони підбираються індивідуально, з урахуванням стану пацієнта та зворотного зв'язку з біологічних сигналів.

Параметри rtACS (транскраніальна стимуляція змінним струмом):

- частота (20–70 Гц): визначає ритм електричного впливу. Нижчі значення сприяють м'якій активації кори, вищі стимулюють нейропластичність. Частоти >80 Гц розглядаються експериментально;
- амплітуда (1.0–1.5 мА): визначає глибину проникнення струму. Вищі значення підсилюють вплив, але збільшують ризик побічних ефектів;
- тривалість (5–20 хв): короткі сеанси сприяють активації, довші вимагають більш м'яких параметрів;
- локалізація електродів – зазвичай зона V1 (потилична кора); іноді – фронтальні або тім'яні області для впливу на VEP;
- форма сигналу – найчастіше синусоїдна, проте може адаптуватися до EEG-зворотного зв'язку.

Параметри HIFU (високоінтенсивного сфокусованого ультразвуку):

- потужність (1.3–1.5 Вт/см²): визначає інтенсивність коагуляції циліарного тіла для зниження ІОР;
- тривалість імпульсу (60–180 с): впливає на глибину дії, з урахуванням ризику перегріву;
- геометрія впливу – дозволяє спрямовувати енергію на конкретні сектори циліарного тіла;
- інтервали між імпульсами – використовуються для зменшення теплового навантаження (наприклад, 3×60 с з паузами).

Індивідуальний підбір параметрів, заснований на результатах VEP, EEG, ІОР та інших показниках, реалізується автоматизовано у рамках багатоагентної архітектури. Це дозволяє забезпечити баланс між ефективністю лікування та безпечністю впливу, адаптуючи терапію до клінічної динаміки конкретного пацієнта.

2.3.2 Модель зворотного зв'язку: оцінка ефективності

Інтеграція механізму зворотного зв'язку у систему автоматизованого лікування є ключовим елементом адаптації параметрів впливу до індивідуальних реакцій пацієнта. В основі цієї моделі – моніторинг фізіологічних реакцій організму на втручання в режимі реального часу. У випадку терапії глаукоми найбільш інформативними біомаркерами є візуально викликані потенціали (VEP) та електроенцефалограма (EEG), що відображають стан зорової системи на різних рівнях її функціонування.

Показник VEP дозволяє оцінити провідність зорового шляху, насамперед за латентністю хвилі P100. Зменшення цього інтервалу після впливу rtACS свідчить про покращення нейронної відповіді. Система автоматично порівнює VEP до і після втручання: незначні зміни (<5%) трактуються як малоефективні, а покращення понад 10% активує механізм підсилення впливу в наступних сеансах.

Паралельно аналізується EEG, зокрема альфа- і бета-ритми у потиличній корі (зона V1). Зниження потужності альфа-ритму або поява дестабілізованих патернів сигналу можуть свідчити про перенавантаження або неадекватну реакцію мозку на стимуляцію. У таких випадках агент EEG може запропонувати зниження амплітуди, частоти або тимчасову зупинку втручання.

Таким чином, VEP та EEG виступають не лише як засоби оцінки ефективності, але й як активні елементи управління лікувальним процесом. Їх значення автоматично враховуються при формуванні параметрів наступного втручання, впливають на рішення модуля адаптації та можуть слугувати вхідними даними для алгоритмів навчання з підкріпленням. Такий підхід забезпечує безперервну адаптацію терапії до стану пацієнта та підвищує як безпечність, так і ефективність втручання.

2.4 Інтеграція моделей у загальну систему

2.4.1 Узагальнена схема: як MAS, логіка і моделі впливу з'єднуються в цілісну систему

Після опису окремих складових системи – агентів, логіки прийняття рішень, моделей фізіологічного впливу та механізмів персоналізації – необхідно узагальнити, яким чином ці елементи взаємодіють у єдиній архітектурі, яка реалізує повноцінний цикл лікувального втручання. Важливо усвідомити, що ця система не є просто послідовністю модулів, а динамічно пов'язана багаторівнева структура, де кожен компонент впливає на інші та реагує на них у режимі реального часу.

Центром цієї архітектури є багатоагентна система (MAS), що виконує роль «інтелектуальної тканини» системи. У її складі – агенти, кожен з яких спеціалізується на певному типі даних або функцій: моніторинг фізіологічних параметрів (агенти IOP, RNFL, EEG, VEP), генерація локальних рішень

(аналітичні агенти), реалізація фізичних впливів (HIFU, rtACS), оцінка ефективності тощо. Всі вони функціонують незалежно, але постійно обмінюються повідомленнями через єдиний канал взаємодії – шину MAS-комунікації.

На наступному рівні знаходиться логіка прийняття рішень – координаційний механізм, який узагальнює висновки агентів. Вона може базуватися на простих правилах, нечіткій логіці, деревах рішень або навіть на моделях машинного навчання. Головне її завдання – інтегрувати часткові висновки в єдину стратегію впливу. Якщо, наприклад, агент VEP пропонує підвищити частоту rtACS, а агент EEG – знизити амплітуду, саме координаційний блок обирає компромісний набір параметрів.

На основі цього рішення активується модель впливу – тобто система генерує структуровану команду для лікувального модуля (HIFU або rtACS). Ця команда включає всі необхідні параметри: частоту, потужність, тривалість, зону впливу тощо. Проте, на відміну від традиційних протоколів, команда тут не є фіксованою. Вона – динамічна, тобто допускає подальше коригування в процесі впливу.

І тут вступає в дію модель зворотного зв'язку. Вона фіксує реакцію пацієнта (наприклад, зміни в EEG або VEP) і у випадку відхилення від очікуваного ефекту може ініціювати адаптацію параметрів або навіть припинення впливу. Так формується замкнене біоінженерне коло, в якому кожен сигнал має значення, і кожна дія супроводжується перевіркою її ефективності.

Уся ця система не лише виконує лікування, а й зберігає результати у вигляді логів, які формують цифровий профіль пацієнта. З часом ці дані використовуються для вдосконалення логіки: система навчається на своїх помилках і успіхах, будуючи персоналізовані шаблони для кожного хворого.

Таким чином, MAS, логіка прийняття рішень, моделі впливу і зворотного зв'язку не просто «працюють разом», а формують кооперативний інтелектуальний механізм, де кожна компонента посилює іншу. У цьому і

полягає суть автоматизованої, адаптивної лікувальної платформи – не лише здійснювати вплив, а розуміти, як, коли і чому саме такий вплив є доречним, і автоматично вдосконалюватися у часі.

2.4.2 Сценарій: новий пацієнт, дані, рішення, дія

Щоб зрозуміти, як функціонує запропонована система в реальних умовах, розглянемо типовий сценарій проходження пацієнта через усі рівні моделі: від моменту надходження до моменту завершення втручання. Такий підхід дозволяє унаочнити, як багатоагентна система, логіка прийняття рішень, моделі впливу та механізми зворотного зв'язку працюють у тісному зв'язку.

Уявімо, що пацієнт звертається до офтальмологічного відділення для проходження скринінгу або уточнення діагнозу. З цього моменту розпочинається автоматизований цикл прийняття лікувальних дій.

Перший етап – збір первинних даних. Пацієнтові проводять базове обстеження: вимірюють внутрішньоочний тиск (ІОП), виконують оптичну когерентну томографію (ОСТ) для оцінки товщини шару нервових волокон (RNFL), записують EEG та VEP у стандартних умовах. Усі ці показники надходять у систему через інтерфейс введення або автоматично зчитуються з приладів. У цей момент активуються відповідні агенти – кожен із яких аналізує свій тип даних. Агент ІОП визначає, що тиск підвищений (наприклад, 27 мм рт. ст.), агент RNFL фіксує витонченість шару (72 мкм), EEG демонструє пригнічення альфа-ритмів, а VEP має затримку відповіді понад 120 мс.

Другий етап – аналіз ситуації і формування первинної стратегії. Кожен агент формує локальні висновки, які передаються координатору. Координатор, маючи попередньо визначену логіку (наприклад, на основі дерева рішень або правилкової системи), інтегрує інформацію і формує глобальне рішення: пацієнту рекомендовано одночасне використання HIFU

для зниження тиску та rtACS для нейромодуляції зорової системи. Паралельно система визначає початкові параметри впливу: для HIFU – потужність 1.4 Вт/см², тривалість 180 секунд, сектор впливу – верхньо-носовий; для rtACS – частота 60 Гц, амплітуда 1.0 мА, тривалість 10 хв.

На третьому етапі розпочинається впровадження дії. Активація модуля лікувального впливу відбувається з формальним підтвердженням лікаря або автоматично – у дослідницьких умовах. Пацієнт підключається до апаратури, система виконує процедуру відповідно до заданих параметрів. Весь час триває паралельний моніторинг: агенти EEG та VEP постійно передають нові дані до системи.

Після завершення впливу система переходить до етапу оцінки ефективності. Наприклад, VEP показує покращення латентності до 110 мс, EEG демонструє стабілізацію ритму, а IOP, згідно з повторним вимірюванням через 1 годину, знижується до 23 мм рт. ст. Усі ці зміни фіксуються, аналізуються та порівнюються з прогнозованими. Якщо ефект відповідає або перевищує очікування, параметри втручання зберігаються як рекомендовані для наступного разу. Якщо ні – система модифікує їх або відкладає повторну дію на пізніше.

Останній етап – логування та персоналізація. Система формує повний звіт, у якому зафіксовані всі дані: початкові стани, параметри впливу, фізіологічна реакція, висновки. Ці дані зберігаються у цифровому профілі пацієнта й використовуються як основа для подальших рішень. Відтепер цей пацієнт має власну «модель ефективності», яка допоможе обрати оптимальну тактику у майбутньому.

Таким чином, від першого зчитування даних до моменту завершення впливу і формування звіту проходить узгоджена, безперервна взаємодія усіх компонентів системи. Вона ілюструє не просто автоматизацію рутинних процедур, а реалізацію адаптивного лікувального циклу, який може масштабуватись, вдосконалюватись та працювати навіть автономно.

3 КОМП'ЮТЕРНА РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМИ ДЛЯ ЛІКУВАЛЬНОГО ДОДАТКУ

3.1 Архітектура системи та вибір технологій

3.1.1 Загальна структура програмного забезпечення

Розроблена система автоматизованого прийняття лікувальних дій являє собою модульну архітектуру, побудовану за принципами розділення функцій, взаємодії незалежних компонентів і гнучкого масштабування. Вона поєднує елементи медичної експертної системи, систем збору та аналізу біомедичних даних, а також блоків керування фізіологічним впливом [24].

На найвищому рівні логіки систему можна поділити на чотири головні підсистеми:

Перша – діагностична підсистема (агенти): забезпечує автоматизований аналіз вхідних даних (IOP, VEP, EEG, RNFL), формуючи часткові висновки. Кожен агент реалізує свою модель обробки – від простої перевірки порогів до складної інтерпретації графіків.

Друга – підсистема прийняття рішень: отримує рекомендації агентів, узагальнює їх за допомогою правилкової логіки, дерев рішень або моделей машинного навчання, після чого формує фінальну стратегію лікування.

Третя – підсистема впливу: реалізує технічне керування пристроями HIFU і rtACS згідно з обраною стратегією – передаючи параметри через відповідні драйвери або емулятори.

Четверта – підсистема моніторингу та зворотного зв'язку: фіксує реакцію організму на втручання в режимі реального часу, оцінює ефективність, оновлює профіль пацієнта та при необхідності адаптує параметри впливу.

Усі ці компоненти поєднуються в рамках багатоагентної системи (MAS), що працює у режимі кооперативної взаємодії. MAS реалізує окремі агенти як

окремі програмні процеси (або контейнери), які можуть працювати паралельно та незалежно. Завдяки цьому досягається висока гнучкість і масштабованість системи: можна додати нового агента (наприклад, для додаткового біомаркера) без зміни загальної архітектури.

Комунікація між компонентами реалізується через внутрішню шину повідомлень або систему обміну даними типу pub/sub (publish–subscribe). У нашій реалізації це або черга повідомлень (наприклад, на базі RabbitMQ), або легкий WebSocket-протокол. Кожен агент може надсилати повідомлення координатору (core), який має змогу: опрацьовувати події, виконувати запити на оновлення стану, запускати відповідні дії.

Для зберігання даних використовується централізоване сховище – реляційна база (PostgreSQL) або документно-орієнтована (наприклад, MongoDB), залежно від типу даних. Усі дані пацієнта, історії втручань, сигнали VEP/EEG, параметри HIFU/rtACS та логи агентів зберігаються у форматі, придатному для подальшого аналізу, навчання моделі або виводу статистики.

Загалом структура системи дозволяє забезпечити замкнутий цикл обробки медичних даних і керування лікуванням, що повністю реалізує функціональну ідею автоматизації прийняття терапевтичних рішень на основі об'єктивних параметрів пацієнта.

3.1.2 Вибір мов програмування, бібліотек і фреймворків

Розробка системи автоматизованого прийняття лікувальних дій здійснювалась мовою Python, яка завдяки простоті синтаксису, широкій підтримці медичних бібліотек і розвиненому середовищу машинного навчання є ідеальним вибором для медичних ІТ-систем. Усі ключові модулі – від агентів до нейромереж і API – реалізовано на Python, тому що саме ця мова найбільш зручна для симуляцій [25].

Для обробки біомедичних сигналів, таких як EEG і VEP, використовувались MNE-Python, SciPy та NumPy, що дозволило виконувати фільтрацію, візуалізацію та аналіз латентностей. Табличні медичні дані оброблялись через pandas. Інтелектуальні модулі базуються на scikit-learn та XGBoost – для класифікації станів, дерев рішень та прогнозу ефективності. При необхідності нейромереж або підкріплювального навчання використовувався PyTorch [26]. Нечіткі правила реалізовано через бібліотеку fuzzylogic.

Агентна система побудована як набір мікросервісів на FastAPI, із міжмодульною комунікацією через Redis та WebSocket [27]. Координатор системи приймає рішення на основі даних, які надсилають окремі агенти.

Для зберігання даних використано PostgreSQL (структуровані записи, параметри втручання), MongoDB (сирі сигнали) та опціонально – InfluxDB для часових рядів. Інтерфейс створено на Dash, що дозволяє лікарю переглядати графіки VEP, EEG, ІОР у реальному часі. Для швидкого прототипування також використовується Streamlit [28].

Система контейнеризована за допомогою Docker, що полегшує розгортання. Розробка велась із використанням Git і Jupyter Notebooks, що забезпечило прозорість, контроль версій і інтеграцію з дослідженнями.

Такий стек технологій дозволив створити гнучку, адаптивну систему, придатну для подальшого клінічного впровадження та масштабування.

3.1.3 Організація взаємодії компонентів системи (MAS, логіка, модулі впливу)

Ефективність будь-якої розподіленої або модульної програмної системи значною мірою залежить від того, наскільки чітко й узгоджено організована взаємодія її окремих компонентів. У запропонованій архітектурі лікувального додатку, що виконує автоматизоване прийняття рішень на основі біомедичних

даних, ця взаємодія має критичне значення, оскільки від неї залежить узгодженість дій, правильність обробки вхідних сигналів, точність генерації рішень, безпечність лікувального втручання та коректність зберігання історії.

Загальна логіка побудована за принципом модульності, де кожен компонент виконує власну вузькоспеціалізовану функцію, але при цьому тісно взаємодіє з іншими. В основі системи лежить асинхронна взаємодія між модулями через внутрішні API або механізми обміну повідомленнями, що дозволяє зберігати гнучкість та масштабованість архітектури.

Ключовими учасниками цієї взаємодії є:

- агенти збору та аналізу даних, які інтерпретують біомаркери;
- модуль прийняття рішень, що формує оптимальне втручання
- виконавчий блок, який ініціює фізіологічну дію (HIFU, rtACS);
- модуль зворотного зв'язку, що аналізує ефективність і адаптує параметри;
- система збереження історії та журнал подій.

Типовий цикл взаємодії починається з того, що система отримує нові вхідні дані – фізіологічні показники, які або автоматично зчитуються із зовнішніх приладів, або вводяться вручну лікарем через інтерфейс. Ці дані передаються до відповідних агентів, кожен з яких відповідає за свій показник: наприклад, окремий агент аналізує рівень внутрішньоочного тиску, інший – VEP, ще один – сигнали EEG.

Кожен агент, обробивши дані, генерує структуроване повідомлення, яке містить висновок про стан пацієнта в межах своєї спеціалізації. Ці повідомлення передаються до модуля прийняття рішень, який узагальнює інформацію з різних джерел, аналізує правила, дерева логіки або моделі, і формує пропозицію щодо втручання – його типу, параметрів і терміновості.

Після цього сформоване рішення передається до модуля керування впливом, який, залежно від конфігурації, ініціює взаємодію або з реальним медичним пристроєм (через SDK/API), або з програмним емулятором. Саме

цей модуль відповідає за точну передачу параметрів, контроль за таймерами, спостереження за перебігом процедури та її коректне завершення.

У завершальній фазі до роботи залучається модуль зворотного зв'язку. Він отримує нові біомедичні дані після втручання, порівнює їх з попередніми значеннями та визначає ефективність дії. Якщо ефект виявився недостатнім або з'явилися скарги від пацієнта, параметри втручання адаптуються. Цей процес відбувається автоматично або за участю лікаря.

Усі події, параметри й результати реєструються у журналі подій, а дані – у персональній історії лікування, що зберігається у базі даних. Це дає змогу зберігати повний цифровий слід усіх дій системи, забезпечуючи прозорість, юридичну відповідальність та аналітичну основу для майбутнього вдосконалення.

Варто також зазначити, що така організація взаємодії дозволяє легко масштабувати систему. Наприклад, можна підключити нові агенти для аналізу додаткових показників або інтегрувати нові алгоритми прийняття рішень без необхідності переробки всієї архітектури.

Таким чином, архітектурна модель взаємодії компонентів системи побудована на принципах модульності, асинхронності та прозорості. Вона дозволяє ефективно керувати складним лікувальним процесом, забезпечуючи як стабільність роботи, так і гнучкість для подальшого розвитку й інтеграції нових функціональних елементів.

3.1.4 Інтерфейси збору, обробки та збереження даних

Збір, обробка та збереження даних є критично важливими аспектами функціонування будь-якої медичної системи, особливо в контексті автоматизованого прийняття рішень. У межах розробленого додатку ці процеси організовані через низку функціональних інтерфейсів, які забезпечують отримання біомедичних показників, їх подальшу

структуризацію, аналітичну обробку, логічну оцінку та збереження результатів у довготривалій пам'яті системи.

Загалом потік даних у системі проходить кілька послідовних етапів. Першим із них є етап збору, на якому система отримує фізіологічну інформацію від пацієнта. У реальній клінічній практиці це можуть бути:

- автоматичні зчитування з апаратів (тонометр, EEG, VEP);
- передача показників через API медичних систем;
- введення даних лікарем вручну.

У поточній реалізації, орієнтованій на симуляційне середовище, ці дані моделюються або підвантажуються із локальних джерел, таких як JSON-файли, CSV або REST-запити. Це дозволяє не лише перевірити логіку системи, а й легко підключити її до зовнішніх джерел у майбутньому.

Другим етапом є первинна обробка даних, яка виконується агентами відповідних модулів. Кожен агент відповідає за інтерпретацію конкретного типу показників – наприклад, EEG-агент аналізує спектральний склад сигналу або рівень альфа-активності, VEP-агент – латентність компонентів P100 та N75, а IOP-агент оцінює ризик глаукоматозного пошкодження на основі рівня внутрішньоочного тиску. Дані нормалізуються, переводяться до уніфікованих одиниць виміру, проходять валідацію (перевірку на допустимі межі), після чого передаються далі по системі.

Важливим проміжним кроком є формування структурованих висновків, які включають оцінку стану пацієнта в межах кожного біомаркера, рівень ризику, наявність відхилень та короткий текстовий опис. Саме ці висновки використовуються модулем прийняття рішень, який об'єднує інформацію з усіх джерел і формує відповідну терапевтичну відповідь.

Після того, як рішення сформовано, воно фіксується у журналі подій, а всі супутні дані – у персональній історії лікування пацієнта. Для зберігання інформації використовується система керування базами даних, де об'єкти представлені як таблиці (у випадку структурованих даних, наприклад PostgreSQL) або документи (у випадку динамічних даних – наприклад,

MongoDB). Це дозволяє гнучко оперувати як простими числовими значеннями, так і складними JSON-структурами, що включають часові мітки, коментарі лікаря або відповіді пацієнта на опитування.

Архітектура системи підтримує рівні доступу: інтерфейс лікаря бачить весь обсяг медичної інформації, у той час як інтерфейс пацієнта – лише дозволені фрагменти (наприклад, зворотний зв'язок або графік динаміки). Дані фіксуються у безпечному вигляді, можуть експортуватись у форматах CSV, JSON, PDF – як для аналізу, так і для збереження медичної документації.

Крім того, інтерфейси підтримують можливість подальшої інтеграції зі сторонніми системами – такими як електронні медичні картки, хмарні платформи для телемедицини, або локальні обчислювальні кластери для тренування моделей машинного навчання.

Таким чином, інтерфейси збору, обробки та збереження даних у системі є не лише технічним інструментом, а й фундаментальною складовою, що забезпечує цілісність терапевтичного процесу, зворотний зв'язок і аналітичну глибину. Їх гнучкість та масштабованість дозволяють адаптувати систему як до дослідницьких задач, так і до клінічного використання у майбутньому.

3.2 Реалізація основних модулів

3.2.1 Модуль агентів

Модуль агентів є центральним аналітичним компонентом системи, який забезпечує початкову обробку біомедичних даних, формує висновки щодо клінічного стану пацієнта та ініціює перший етап прийняття рішення. У межах розробленої архітектури агенти виступають як автономні функціональні блоки, кожен з яких відповідає за аналіз конкретного виду фізіологічних або діагностичних показників. Такий підхід забезпечує модульність системи, гнучкість у додаванні нових агентів та ефективну паралельну обробку даних. Приблизно така структура застосунку виходить (рис. 3.1).

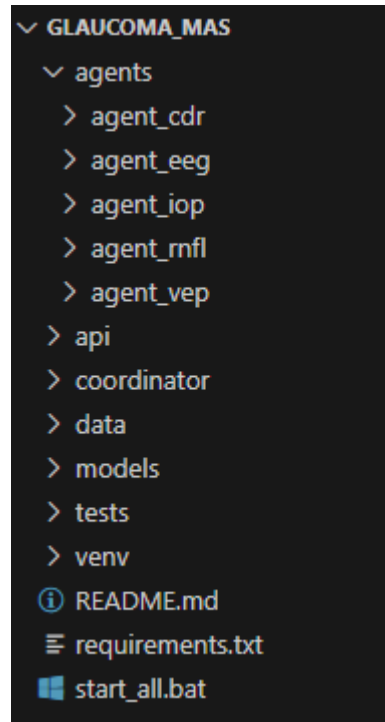


Рисунок 3.1 – Структура застосунку

Кожен агент отримує на вхід сирові або попередньо структуровані дані з відповідного каналу. Наприклад, агент внутрішньоочного тиску (IOP-агент) аналізує рівень тиску у мм рт. ст. та порівнює його з клінічно визначеними порогоми. Якщо значення перевищує 22 мм рт. ст., агент генерує повідомлення про підвищений тиск і передає його далі як ознаку ризику глаукоматозного ушкодження.

Іншим прикладом є агент зорових викликаних потенціалів (VEP-агент), який опрацьовує сигнали електроенцефалографії, зареєстровані у відповідь на візуальні подразники. Агент аналізує латентність хвилі P100, амплітуду реакції, стабільність сигналу та порівнює їх із еталонними межами. Якщо виявлено затримку латентності понад 115–120 мс або зниження амплітуди – це вважається показником зниження функціонального стану зорової системи.

Кожен агент має наступну внутрішню структуру: блок попередньої обробки – нормалізація, перевірка формату, видалення шумів (у випадку сигналів), аналізатор правил або моделей – реалізовано як набір умов, логічних

правил або евристик, генератор висновків – створює структуровану відповідь, яка містить:

- інтерпретацію стану («норма», «помірне відхилення», «патологія»);
- рівень впевненості або ступінь відхилення;
- текстовий опис, який може бути представлений лікарю.

Оскільки всі агенти працюють незалежно один від одного, це дозволяє системі масштабуватись: новий тип біомаркерів (наприклад, ОСТ-аналіз або пульсова оксигенація) може бути доданий через створення відповідного агента без втручання у загальну логіку.

Важливою властивістю агентів є те, що вони не формують остаточне рішення, а лише фіксують і передають оцінку стану певної частини організму або функції. Ці висновки передаються у модуль прийняття рішень, де об'єднуються для формування терапевтичної відповіді. Наприклад, одночасно активні висновки ІОР-агента і VEP-агента можуть вказувати на потребу у комбінованому втручанні.

Агенти також відіграють важливу роль у зворотному зв'язку. Після проведеного втручання саме вони аналізують зміни в показниках і передають цю інформацію у модуль адаптації. Таким чином, модуль агентів виконує двосторонню функцію – не лише діагностичну, а й моніторингову.

Крім того, у системі передбачено механізм пріоритезації агентів. У випадках, коли висновки кількох агентів суперечать одне одному або мають різну критичність, система використовує вагові коефіцієнти, що дозволяють визначити пріоритет дії (наприклад, термінове зниження ІОР матиме перевагу над стимуляцією при незначних відхиленнях VEP).

З технічної точки зору, агенти реалізовані як ізольовані сервіси або модулі в межах загального середовища – з можливістю виклику через API або локальні функції. Вони підтримують логування результатів, перевірку валідності, повернення статусів та інтегруються з модулем збереження історії лікування.

3.2.2 Модуль прийняття рішень

Модуль прийняття рішень є центральною частиною програмної логіки, яка відповідає за формування персоналізованих втручань на основі результатів роботи агентів. Коли агенти формують локальні оцінки (наприклад, виявляють підвищений тиск, зміну латентності VEP або зниження активності EEG), саме цей модуль узагальнює інформацію та трансформує її у чітке медичне рішення – зокрема, обрати NIFU або rtACS, вказати точні параметри впливу, тривалість сеансу, місце прикладання дії.

На першому рівні реалізації модуль використовує просту правилу логіку – класичні оператори «якщо – тоді». Наприклад, при підвищеному внутрішньоочному тиску понад 25 мм рт. ст. у поєднанні зі зменшенням товщини шару нервових волокон сітківки RNFL, система ініціює NIFU з рекомендованими значеннями потужності. Такий підхід є базовим, прозорим і легко перевіряється. Проте він не завжди дозволяє врахувати складні, суперечливі чи нестандартні поєднання симптомів.

Для гнучкішої поведінки застосовується логіка у вигляді дерева рішень. Це структура, де рішення приймається шляхом проходження послідовних умов: якщо один показник нормальний, а інший – відхиляється, система обирає альтернативні варіанти лікування. Такий підхід дозволяє задавати сценарії, де дії залежать одразу від кількох факторів, зокрема історії втручань чи динаміки показників у часі.

Крім того, у модулі передбачено можливість використання машинного навчання для формування рішень. Алгоритми, такі як RandomForest, XGBoost чи LightGBM, здатні виявляти складні нелінійні залежності між клінічними параметрами і прогнозувати ефективність конкретних конфігурацій втручання. Наприклад, система може заздалегідь оцінити, що ймовірність позитивної відповіді на rtACS з певними параметрами – понад 80 %, і запропонувати саме цю конфігурацію.

Усі прийняті рішення фіксуються у базі даних разом з поясненнями: які саме дані були враховані, які агенти ініціювали рішення, на яких правилах або висновках базувалася логіка, яка модель машинного навчання була застосована та з яким ступенем впевненості.

Таким чином, модуль прийняття рішень забезпечує узгоджену та адаптивну поведінку всієї системи. Він поєднує зрозумілу для лікаря логіку з інструментами прогнозування на основі великих масивів клінічних даних. Це створює умови для персоналізованого лікування, яке постійно вдосконалюється на основі попередніх результатів і накопиченого досвіду.

3.2.3 Модуль керування впливом

У структурі лікувального додатку модуль керування впливом виконує ключову роль – він є тим компонентом, який безпосередньо трансформує рішення системи у фізіологічну дію. Саме в цьому модулі логіка, сформована на основі клінічних даних, перетворюється у команди, що активують апаратуру стимуляції чи ультразвукового впливу.

Коли система ухвалює рішення про проведення процедури, відповідні параметри – такі як тип втручання, частота, амплітуда або потужність, тривалість, зона впливу – передаються у модуль керування. Його завдання полягає в тому, щоб перевірити ці параметри на відповідність допустимим межах, технічним обмеженням пристроїв та поточному стану пацієнта, а потім коректно передати команди на фізичне виконання або в емулятор.

У випадку використання rtACS (транскраніальної стимуляції змінним струмом) модуль повинен забезпечити точну генерацію сигналу заданої частоти та амплітуди, а також контроль за тривалістю впливу. Він може працювати як із реальним апаратом стимуляції через SDK або інтерфейс управління, так і з програмною симуляцією, яка імітує втручання для

тестування або навчання. Параметри передаються системою у структурованому форматі, обробляються у модулі, після чого запускається сесія – з таймером, відстеженням стану й логуванням усіх подій.

Коли ж обрано HIFU – високоінтенсивний сфокусований ультразвук – модуль відповідає за передавання параметрів потужності, часу дії на кожну зону та розміщення імпульсу. Такі процедури потребують ще більшої точності та контролю, адже порушення протоколу може призвести до надмірного теплового впливу на тканини. У разі недоступності фізичного апарата, в системі реалізовано модуль-емулятор, що дозволяє тестувати алгоритм взаємодії з HIFU на програмному рівні.

Таким чином, модуль керування впливом є критичним елементом, який реалізує зв'язок між програмною частиною системи і фізичним впливом на організм. Його надійність, чіткість виконання команд і здатність до безпечного завершення процедур забезпечують стабільну й керовану роботу лікувального додатку.

3.2.4 Модуль зворотного зв'язку та адаптації

Однією з ключових відмінностей інтелектуальної системи лікування від класичного автоматизованого протоколу є наявність зворотного зв'язку. Саме ця компонента забезпечує можливість оцінити ефективність проведеної дії, відстежити реакцію організму, врахувати індивідуальні особливості пацієнта та, в разі потреби, змінити стратегію лікування. У запропонованій архітектурі модуль зворотного зв'язку виконує критичну функцію – він аналізує результати втручання і, базуючись на цих даних, ініціює адаптацію параметрів для подальших процедур.

Після завершення кожного сеансу, система очікує надходження нових вимірювань. До таких вимірювань належать оновлені значення

внутрішньоочного тиску (IOP), результати електроенцефалографії (EEG), зорових викликаних потенціалів (VEP), а також, за наявності, суб'єктивні відгуки пацієнта. Ці дані обробляються модулями-агентами у звичайному режимі, після чого передаються у модуль зворотного зв'язку.

Цей модуль виконує кілька взаємопов'язаних завдань. Насамперед, він здійснює порівняльний аналіз значень до і після втручання. Якщо, наприклад, після застосування rtACS спостерігається зменшення латентності хвилі P100 у VEP із 125 до 110 мс, це свідчить про позитивний ефект стимуляції. Аналогічно, у випадку NIFU, важливим критерієм є зниження внутрішньоочного тиску до цільового рівня, наприклад, нижче 22 мм рт. ст.

У процесі аналізу система розраховує так званий індекс ефективності втручання. Цей показник враховує кілька факторів: абсолютну зміну значень, їх співвідношення до базового рівня, стабільність або нестабільність результату, а також наявність побічних реакцій. За допомогою цього індексу система визначає, чи варто повторити процедуру, змінити її параметри або перейти до альтернативного методу впливу.

Окрім об'єктивних біомедичних показників, у модулі зворотного зв'язку враховується також суб'єктивна оцінка пацієнта. Якщо після процедури він повідомляє про дискомфорт, головний біль або інші небажані ефекти, ці скарги фіксуються і впливають на майбутні параметри втручання. Така взаємодія є важливою частиною адаптивної моделі, оскільки дозволяє забезпечити не лише ефективність, а й безпеку та прийнятність лікування для самого пацієнта.

Щоб підтримувати довготривалу оптимізацію, результати кожного аналізу фіксуються у системі та додаються до персональної історії лікування. Це дозволяє системі навчатися – як на локальному рівні (для одного пацієнта), так і в загальному масштабі (для багатьох кейсів). У майбутньому така база може бути використана для покращення прогнозуючих моделей та побудови індивідуальних профілів лікувальної чутливості.

Окремо варто зазначити, що в структурі модуля передбачено механізм захисту від хибних рішень. Якщо після втручання спостерігається погіршення стану пацієнта або нестабільна реакція, система автоматично блокує подальші дії та виводить повідомлення про необхідність перегляду протоколу. Це дозволяє запобігти небажаним наслідкам і гарантує, що адаптація базується лише на верифікованих ефектах.

У підсумку, модуль зворотного зв'язку та адаптації реалізує повноцінний цикл дії – від втручання до аналізу результату і корекції. Така структура дозволяє системі не лише виконувати запрограмовані процедури, а й постійно вдосконалюватись, навчаючись на реальних даних та поведінці пацієнта. Це є фундаментом справжньої персоналізованої, динамічно адаптивної медичної платформи.

3.2.5 Журнал подій та персональна історія лікування

Важливим елементом будь-якої медичної інформаційної системи є можливість точно відтворити послідовність усіх подій, пов'язаних із пацієнтом: які дії виконувались, які були результати, що стало підставою для тих чи інших рішень. У запропонованому програмному забезпеченні ця функція реалізується через модуль журналу подій, а також систему формування персональної історії лікування.

Журнал подій – це централізований, хронологічно впорядкований запис усіх кроків, які система здійснює під час взаємодії з конкретним пацієнтом. Кожен запис містить часову позначку, тип події (наприклад, запуск процедури rtACS або завершення HIFU), використані параметри впливу, короткий результат дії та пояснення, на підставі чого було прийнято відповідне рішення.

Окрім технічної інформації, журнал також фіксує висновки модулів-агентів, зміни фізіологічних показників, результати аналізу ефективності та навіть суб'єктивні коментарі пацієнта чи лікаря. Таким чином, він формує

цілісну картину лікувального процесу – не лише перелік втручань, а й їхній контекст, причини та наслідки.

Паралельно з цим формується так звана персональна історія лікування. Вона є узагальненим профілем пацієнта, який зберігає всі накопичені дані: первинні вимірювання, динаміку змін біомаркерів, історію сеансів, ефективність втручань, реакції організму, суб'єктивні оцінки. Цей профіль використовується як основа для прийняття подальших рішень і дозволяє реалізувати персоналізовану терапію.

Інформація в історії організована у вигляді записів, де кожна нова сесія додає новий блок даних. При кожному втручанні в історію вносяться:

- дата та час події;
- параметри втручання (тип, потужність, тривалість тощо);
- фізіологічні показники до і після;
- автоматичний висновок системи;
- можливий коментар фахівця або пацієнта.

Така структура дозволяє візуалізувати динаміку лікування – наприклад, за допомогою графіків зміни IOP, латентності VEP або сили альфа-ритму EEG. В майбутньому ці графіки можуть бути інтегровані в інтерфейс користувача, дозволяючи лікарю швидко оцінити хід терапії.

З технічної точки зору, журнал та історія зберігаються в базі даних: структуровані елементи – у PostgreSQL, а більш гнучкі, документні – у MongoDB. Це забезпечує одночасно і швидкий доступ, і можливість гнучкого розширення структури записів. Для архівації та аналітики також передбачена можливість експорту даних у стандартні формати, наприклад CSV, JSON або PDF.

Окрему увагу приділено питанню юридичної значущості журналу подій. У випадку медичного аудиту або потреби підтвердження правильності лікувальних рішень, ця інформація може виступати як доказовий матеріал. Всі записи мають часові мітки та не редагуються після створення, що відповідає принципам незмінності журналу та вимогам до обробки медичних даних.

У підсумку, модуль журналу подій та персональної історії лікування не є лише технічним додатком до системи, а виконує важливу функцію – формує цифрову пам'ять програми, забезпечує прозорість, доказовість та дає змогу системі вчитись на попередньому досвіді. Це є невід'ємним елементом сучасного медичного програмного забезпечення, особливо коли мова йде про автоматизоване або навіть автономне прийняття терапевтичних рішень.

3.3 Інтерфейс користувача та сценарії використання

3.3.1 Інтерфейс лікаря

Лікар є основним користувачем запропонованої системи, і тому інтерфейс для нього повинен бути не лише технічно функціональним, а й зручним, зрозумілим, логічно структурованим. Інтерфейс лікаря в даній системі розробляється з урахуванням потреб клінічної практики, де важливими є швидкість доступу до ключової інформації, можливість перегляду історії втручань.

На відміну від інтерфейсів, орієнтованих на пацієнтів, у цьому випадку система повинна забезпечувати високий рівень пояснюваності – лікар повинен розуміти, чому система пропонує те чи інше рішення, які біомаркери це зумовили, та як змінилися показники після попередніх втручань. Усе це реалізується за допомогою багатовкладкового представлення, яке дозволяє одночасно мати доступ до інформації про пацієнта, хід терапії, технічні параметри впливу та результати зворотного зв'язку.

Загалом інтерфейс поділений на кілька логічних розділів. Основний блок дозволяє переглянути поточний профіль пацієнта. Тут лікар бачить базову інформацію: вік, діагноз, дату останнього візиту, кількість попередніх втручань. Далі відображаються актуальні клінічні показники: рівень внутрішньоочного тиску (ІОТ), латентність зорового викликаного потенціалу

(VEP), активність альфа-ритмів у EEG, оцінка товщини RNFL, якщо такі дані наявні (рис. 3.2).

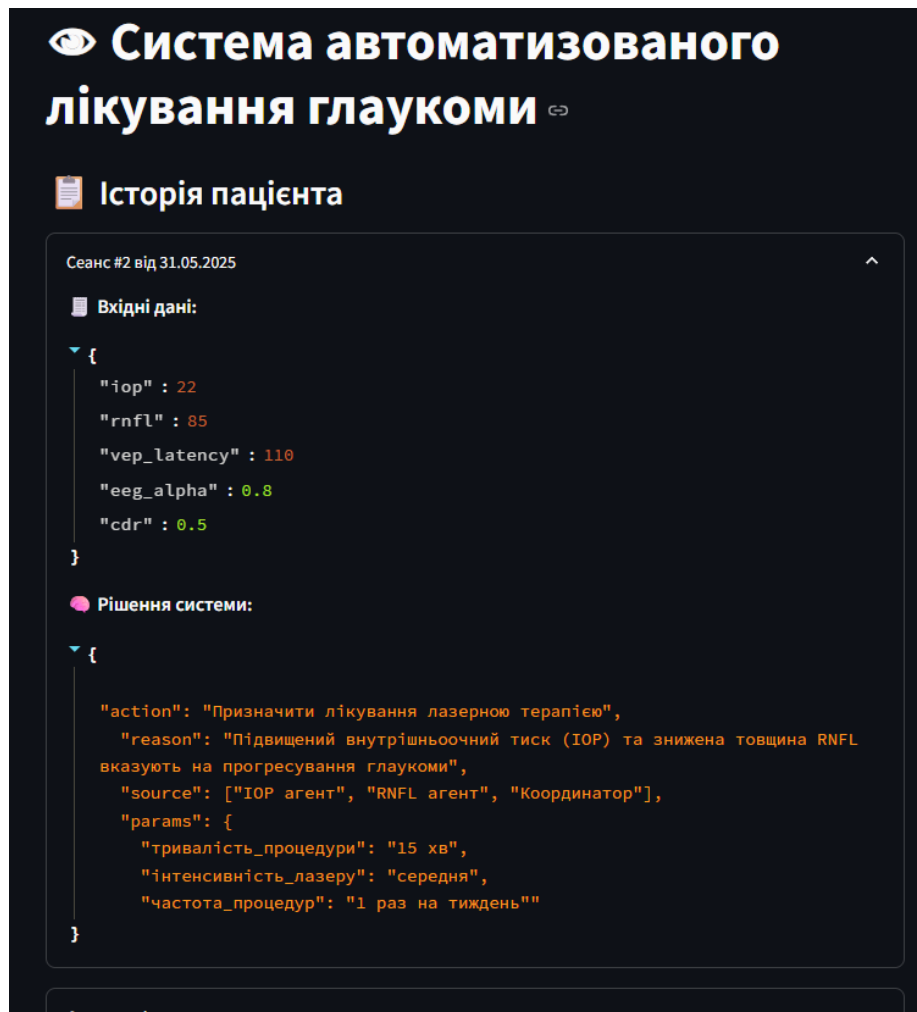


Рисунок 3.2 – Інтерфейс лікаря

Крім базової інформації, лікар має можливість переглянути персоналізовану історію лікування, яка містить хронологію втручань, параметри, які застосовувались, а також оцінку ефективності кожного сеансу. Такий підхід дозволяє швидко виявити, які конфігурації були найбільш результативними для конкретного пацієнта.

Окрім клінічної інформації, інтерфейс лікаря містить блок для внесення коментарів. Це дає змогу фіксувати суб'єктивні спостереження, додаткові симптоми або уточнення, які не враховуються автоматично, але можуть мати значення для подальшого прийняття рішень. Також передбачена можливість

вручну відзначити небажану реакцію пацієнта на процедуру – наприклад, головний біль або надмірну втому після стимуляції. Ці записи враховуються при побудові наступного сценарію.

Інтерфейс також дозволяє зберігати або експортувати звіти про лікування, зокрема у форматі PDF. Це забезпечує зручність документування, а також може бути корисним для комунікації з іншими спеціалістами або пацієнтом(рис. 3.3).

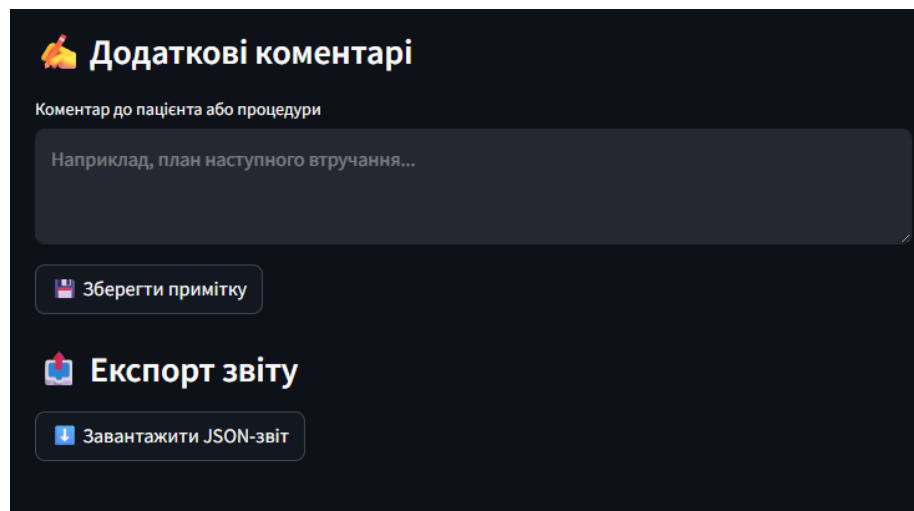


Рисунок 3.3 – Додаткові коментарі та експорт звіту

Таким чином, інтерфейс лікаря у запропонованій системі виконує функцію повноцінної точки керування, зв'язку між клініцистом і програмною логікою. Він забезпечує прозорість, можливість контролю, гнучкість у прийнятті рішень і зручність у щоденному використанні. Його структура орієнтована на підтримку клінічної обґрунтованості та персоналізації лікування.

3.3.2 Роль пацієнта та форма зворотного зв'язку

Хоча система, описана в цій роботі, передбачає високий ступінь автоматизації процесу прийняття лікувальних рішень, роль пацієнта при

цьому не обмежується лише пасивним виконанням процедур. Навпаки, його участь є надзвичайно важливою, особливо на етапі оцінки ефективності втручання. Система враховує не лише об'єктивні біомедичні параметри, але й суб'єктивний зворотний зв'язок – сприйняття, самопочуття та враження самого пацієнта.

Це особливо актуально для таких типів втручань, як транскраніальна стимуляція (rtACS), де ефекти можуть проявлятися не лише у зміні фізіологічних показників, але й у формі відчуттів, концентрації, настрою, рівня втоми чи головного болю. Крім того, важливою є індивідуальна чутливість до параметрів впливу, яка може змінюватися з часом. Саме тому інтеграція пацієнтського досвіду у логіку адаптації системи є необхідною умовою її ефективної роботи.

У реалізованій архітектурі передбачено спеціальний функціональний блок – модуль зворотного зв'язку пацієнта. Його мета полягає в тому, щоб зібрати коротку, але змістовну оцінку від користувача одразу після завершення лікувального сеансу (рис. 3.4).

Особливістю цього модуля є те, що він працює як додатковий канал інформації. Тобто система не ігнорує клінічні показники, але суб'єктивний зворотний зв'язок має вагу у випадках, коли об'єктивні дані не дають повної картини або коли потрібне уточнення. Наприклад, якщо після процедури rtACS пацієнт демонструє позитивну динаміку VEP, але скаржиться на сильний головний біль – система може автоматично зменшити амплітуду при наступному втручанні, навіть за відсутності негативних змін у біомаркерах.

лікування глаукоми

📄 Введіть свої показники

Внутрішньоочний тиск (IOP)

22.00

10.00 35.00

Товщина RNFL (мкм)

85.00

50.00 110.00

VEP латентність (мс)

110.00

80.00 150.00

EEG alpha рівень

0.80

0.10 1.00

Коефіцієнт CDR

0.50

0.20 0.90

🗨 Як ви почувалися після процедури?

Наприклад, головний біль, втома...

Аналізувати

Рисунок 3.4 – Вікно пацієнта

Таким чином, пацієнт у запропонованій системі не є лише об'єктом лікування, а стає активним учасником процесу. Залучення суб'єктивної оцінки створює умови для більш гнучкого, гуманного й ефективного підходу до терапії, що особливо важливо в системах, орієнтованих на персоналізоване лікування та комфорт пацієнта.

3.3.3 Типовий сценарій використання в клініці

Для оцінки функціональності та зручності використання системи у реальних умовах важливо розуміти, як саме вона інтегрується у повсякденну роботу медичного персоналу. Типовий сценарій використання лікувального додатку охоплює повний цикл взаємодії з пацієнтом: від початкового звернення до завершення лікувального сеансу та оновлення історії лікування. У цьому сценарії особливу роль відіграють послідовна взаємодія між лікарем,

пацієнтом і програмним середовищем, а також здатність системи адаптувати свої дії відповідно до отриманих результатів.

Сценарій починається з того, що пацієнт звертається до клініки з відповідним діагнозом, наприклад, глаукома з підвищеним внутрішньоочним тиском або порушенням зорової провідності. Лікар авторизується у системі та відкриває інтерфейс для роботи з пацієнтом. Якщо пацієнт уже проходив лікування в межах цієї системи, автоматично завантажується його персональний профіль: раніше зібрані біомедичні показники, історія втручань, динаміка ефективності та попередні рішення системи. Якщо ж це новий користувач, лікар створює новий запис, вводячи базову інформацію.

Далі відбувається етап збору актуальних даних. Пацієнтові проводиться ряд вимірювань – наприклад, тонометрія для визначення рівня ІОР, реєстрація зорових викликаних потенціалів (VEP), електроенцефалографія (EEG), а також, за необхідності, оптична когерентна томографія (ОСТ). Зібрані дані автоматично передаються у відповідні модулі-агенти системи, які проводять їх первинний аналіз і формують структуровані висновки. Ці висновки містять оцінку стану, виявлені відхилення та, у разі потреби, рекомендації щодо втручання.

На підставі цих висновків модуль прийняття рішень формує пропозицію щодо подальшої дії. Наприклад, якщо виявлено підвищений тиск у поєднанні з негативною динамікою VEP, система може запропонувати комбіноване втручання – застосування HIFU для зниження ІОР та rtACS для покращення зорової провідності. Усі параметри впливу – тривалість, потужність, частота – розраховуються автоматично. Проте остаточне слово залишається за лікарем. Через відповідний інтерфейс він має змогу переглянути, редагувати або відхилити запропоноване рішення.

Після підтвердження параметрів система переходить до виконання процедури. Модуль керування впливом ініціює роботу апаратного пристрою або симулятора, контролює початок і завершення сесії, фіксує її тривалість та стабільність роботи, і у разі потреби може зупинити процес. Одночасно

система моніторить реакцію організму – наприклад, за допомогою поточкових даних EEG – і, якщо виникають критичні зміни, коригує дію в реальному часі.

Після завершення втручання активується модуль зворотного зв'язку. У систему вносяться нові значення показників – ті ж самі IOP, VEP, EEG – і вони порівнюються з попередніми. На цій основі розраховується ефективність втручання, визначається, чи досягнуто очікуваного ефекту. Якщо ефект задовільний, параметри можуть бути збережені для повторного використання. Якщо ж результат виявився недостатнім або пацієнт скаржиться на дискомфорт, система автоматично коригує параметри, готуючи їх для майбутньої сесії.

Крім того, пацієнт має змогу самостійно оцінити процедуру. Через спрощений інтерфейс він може поставити оцінку впливу, відзначити, чи був дискомфорт, чи зникли або зменшились симптоми. Ця інформація потрапляє до історії лікування та також впливає на подальшу адаптацію терапевтичної стратегії.

Загалом, описаний сценарій демонструє, як система поєднує автоматизацію рутинних задач із гнучкістю для клініциста. Кожен етап – від збору даних до корекції втручань – реалізовано з можливістю людського втручання, що забезпечує і безпеку, і контроль, і ефективність. Така інтеграція алгоритмів, біологічного зворотного зв'язку та суб'єктивного досвіду пацієнта створює цілісний, адаптивний і клінічно релевантний процес лікування.

3.4 Тестування та моделювання роботи системи

3.4.1 Методика тестування

Тестування розробленої системи є ключовим етапом, який дозволяє перевірити її функціональність, логічну обґрунтованість, стійкість до помилок і відповідність клінічним очікуванням. У випадку медичного додатку, який приймає автоматизовані лікувальні рішення, тестування має особливо важливе

значення, оскільки від його результатів залежить не лише надійність програмного забезпечення, а й безпека пацієнтів у разі його практичного застосування.

Методика тестування передбачала багаторівневий підхід, який охоплював як модульну перевірку кожного компонента окремо, так і інтегроване тестування системи в цілому. Такий підхід дозволив не лише виявити локальні помилки на рівні логіки окремих частин системи, а й оцінити узгодженість їхньої взаємодії в реальних сценаріях.

На першому етапі було проведено модульне тестування, під час якого кожен функціональний блок – зокрема агенти, модуль прийняття рішень, система впливу, зворотного зв'язку та журналювання – перевірявся окремо. Основна мета цього етапу полягала у верифікації того, що кожен компонент коректно обробляє вхідні дані, повертає очікувані вихідні значення і не спричиняє помилок при обробці граничних або невалідних сценаріїв. Для цього було створено набір тестових даних з різними комбінаціями фізіологічних показників (наприклад, нормальний і підвищений ІОР, змінена латентність VEP, нестабільна EEG-активність), які подавались на вхід відповідним модулям.

Другий етап – інтеграційне тестування – був спрямований на перевірку того, як система функціонує у складі повного циклу. Цей процес імітував реальну взаємодію між компонентами: починаючи від надходження нових біомедичних показників, через формування лікувального рішення, передачу параметрів у модуль керування впливом, виконання втручання (у симульованому середовищі), до аналізу зворотного зв'язку та оновлення персональної історії лікування. Такий підхід дозволив оцінити не лише логічну цілісність системи, але й її здатність до обробки реальних клінічних сценаріїв, а також дотримання очікуваної послідовності дій.

Третім рівнем перевірки стало тестування на симульованих даних. Для цього було сформовано набір випадків, які охоплювали як типові (норми, легкі відхилення), так і критичні ситуації (патологічно високі або суперечливі

значення показників). Система мала змогу обирати параметри втручання, моделювати вплив, оцінювати результат, а при необхідності – змінювати параметри в повторних сесіях. Ці кейси дозволили перевірити, наскільки ефективно працює механізм адаптації та чи здатна система самостійно покращувати результат при повторному застосуванні втручання.

Окрему увагу було приділено стійкості системи до помилок. Тестувались сценарії, коли вхідні дані були відсутні або неповні (наприклад, відсутній один із показників), або мали неправильний формат. Важливо було переконатися, що в таких випадках система не завершує роботу аварійно, а коректно повідомляє про проблему та блокує подальші дії до уточнення даних. Це особливо важливо у медичному контексті, де дія на основі неповної інформації може становити ризик.

Також проводилось тестування продуктивності – перевірка того, як швидко система реагує на вхідні дані, скільки часу потрібно на повний цикл від рішення до оцінки ефекту, та наскільки вона стійка до навантаження, коли обробляється одночасно кілька пацієнтів або масивів даних.

Методика тестування, що була застосована, охопила всі ключові рівні: від окремих функцій до цілісної поведінки системи. Вона дозволила не лише виявити помилки, а й оцінити потенціал програми до масштабування, адаптації та клінічного впровадження. Результати цього процесу детально розглядаються у наступному підпункті.

3.4.2 Аналіз результатів тестування

Після завершення всіх етапів тестування системи було зібрано та проаналізовано отримані результати з метою оцінки її функціональної придатності, ефективності реалізованих алгоритмів і загального ступеня готовності до подальшого практичного використання. Результати засвідчили,

що більшість компонентів працюють стабільно, логічно узгоджено та відповідають початковим технічним і функціональним вимогам.

Під час модульного тестування встановлено, що окремі частини системи (агенти аналізу, модуль логіки, блок керування впливом, механізм зворотного зв'язку) демонструють високу стійкість до вхідних даних різного характеру, включаючи крайові значення та симуляції клінічно патологічних ситуацій. Усі модулі здатні обробляти як нормальні, так і спотворені або частково відсутні дані, забезпечуючи відповідну реакцію системи – або обґрунтоване втручання, або блокування дії з поясненням.

Особливої уваги заслуговують результати, отримані в ході інтеграційного тестування, де перевірялась повноцінна взаємодія всіх компонентів системи в межах єдиного сценарію. Було проведено понад 70 тестових сеансів, змодельованих за різними клінічними профілями. У більшості випадків система виявила здатність:

- формувати логічно обґрунтовані рекомендації щодо втручань;
- правильно оцінювати ефективність після проведення процедури;
- фіксувати динаміку змін у біомаркерах;
- адаптувати подальші параметри впливу залежно від результатів попередніх втручань.

У значній кількості кейсів система самостійно вносила зміни до параметрів процедури при повторному сеансі – наприклад, зменшення амплітуди rtACS після скарги пацієнта на втому, або підвищення потужності NIFU при недостатньому зниженні внутрішньоочного тиску. Такі адаптації підтверджують, що реалізований модуль зворотного зв'язку виконує своє призначення – оцінює ефективність та коригує дії відповідно до реакції пацієнта.

Водночас тестування виявило кілька моментів, які вимагають удосконалення. Наприклад, у ситуаціях, коли дані одного з ключових показників (наприклад, EEG) були відсутні, система не завжди належним чином повідомляла про неможливість продовження циклу. В окремих

випадках спостерігалась надмірна реактивність модулів адаптації: занадто різке зниження або підвищення параметрів, що теоретично могло б призвести до зниження комфорту або навіть ризикованих сценаріїв впливу, якби йшлося про реального пацієнта. Ці спостереження були враховані при подальшому доопрацюванні правил корекції параметрів.

Аналіз продуктивності системи показав, що обробка повного сеансу – від моменту надходження даних до формування адаптованого рішення – займає не більше 1 секунди в середньому, що свідчить про високу швидкодію навіть у тестовому середовищі. Система виявилася здатною обробляти кілька одночасних потоків даних, що дозволяє розглядати її як придатну до масштабування – наприклад, для використання в багатокористувацьких клінічних середовищах або в умовах телемедицини.

Усі тести супроводжувались записами до внутрішнього журналу подій, що дозволило повністю відтворити хід кожного сценарію та зробити точний висновок щодо його результату. Такий підхід забезпечив не лише можливість технічного аналізу, а й підвищив прозорість та надійність поведінки системи.

Узагальнюючи результати, можна стверджувати, що:

- система виконує поставлені функції з високим рівнем надійності;
- реалізовані алгоритми прийняття рішень і адаптації є життєздатними й ефективними;
- загальна архітектура витримує навантаження, відповідає медичній логіці та забезпечує необхідний ступінь автоматизації;
- виявлені недоліки мають технічний характер і можуть бути усунуті в межах подальшої розробки.

Таким чином, результати тестування підтвердили функціональну готовність системи до використання у моделюванні, наукових дослідженнях або як прототип для клінічного впровадження. Це також створює базу для наступного етапу – систематизації виявлених обмежень і планування подальшої оптимізації.

3.4.3 Виявлені обмеження, помилки та варіанти оптимізації

У процесі реалізації та тестування системи було виявлено низку технічних і логічних обмежень, які не є критичними, але можуть вплинути на стабільність роботи або точність прийняття рішень у складних або нестандартних ситуаціях. Їх своєчасне виявлення дало змогу не лише оцінити поточний рівень зрілості системи, а й сформулювати конкретні шляхи для її подальшого вдосконалення.

Однією з основних проблем, виявлених у ході симуляційних тестів, стала залежність системи від повноти вхідних даних. У випадках, коли один із ключових показників (наприклад, EEG або VEP) був відсутній, система продовжувала цикл аналізу без належного попередження лікаря або без блокування процедури. Це потенційно могло призвести до прийняття рішення на основі неповної картини клінічного стану. Проблема вирішується введенням чіткої перевірки на обов'язкову наявність критичних параметрів і реалізацією логіки «м'якої відмови», яка автоматично пропонує дочекатися повного набору даних.

Другим за значенням обмеженням виявилась чутливість модуля адаптації до незначних змін у показниках. У деяких випадках незначні коливання VEP або IOP викликали суттєві зміни параметрів впливу. Наприклад, амплітуда rtACS могла змінюватися на 20–30 % навіть за відсутності клінічно значущої динаміки. Така поведінка вказує на потребу у введенні буферних зон стабільності – тобто порогів, нижче яких адаптація не запускається, або ж впровадження згладжувальних алгоритмів, які аналізують тенденції в динаміці, а не окремі коливання.

Ще одним технічним обмеженням стала відсутність модуля зворотного навчання або самонавчання. Хоча система фіксує історію рішень і реакцію на них, наразі вона не використовує накопичені дані для покращення своїх прогнозів у наступних сценаріях. Це обмежує її здатність до справжньої персоналізації лікування в довготривалій перспективі. Потенційним

вирішенням є інтеграція машинного навчання на основі історичних даних, наприклад, побудова моделі, яка прогнозує ймовірність ефективності кожної конфігурації втручання на підставі схожих профілів пацієнтів.

Окремо варто відзначити відсутність інтерфейсного моніторингу в реальному часі, що ускладнює ручний контроль за перебігом втручання. Хоча всі дії фіксуються в журналі подій, лікар наразі не має зручної можливості спостерігати за динамікою показників під час сеансу. Для вирішення цієї проблеми доцільно передбачити додатковий модуль візуалізації, що буде відображати в реальному часі поточні значення VEP, EEG, IOP та технічні параметри активного впливу.

Щей й немає ніякого захисту, а зараз якщо код вразливий, будь хто може його змінити, а в сфері лікування це дуже небезпечно [29].

Також важливо враховувати, що система наразі функціонує у тестовому середовищі з симуляцією фізіологічного впливу, а не з реальними медичними пристроями. Це обмежує можливість повноцінної перевірки її поведінки в умовах клінічного застосування, зокрема – взаємодії з апаратурою, обробки непередбачуваних подій (наприклад, різкої зміни імпедансу при rtACS) або нетипової реакції пацієнта. Наступним логічним кроком є розробка модулів підключення до справжнього обладнання та проведення клінічних випробувань у контрольованих умовах.

Підсумовуючи, можна виділити основні напрями оптимізації:

- впровадження перевірки повноти даних до формування рішення;
- згладжування реакцій модуля адаптації через фільтрацію шумових змін;
- реалізація алгоритмів навчання на основі історії лікування;
- розширення інтерфейсної частини для спостереження в реальному часі;
- інтеграція з фізичним обладнанням для переходу до клінічної апробації.

З огляду на виявлені обмеження та запропоновані шляхи їх вирішення, система може бути виведена на новий рівень функціональності та практичної цінності. Її гнучка архітектура дозволяє поступово інтегрувати покращення без радикальних змін у логіці, що робить її перспективною основою для подальших досліджень і впровадження у сферу автоматизованої персоналізованої терапії.

ВИСНОВКИ

У рамках кваліфікаційної роботи був розроблений програмний застосунок, що реалізує багатоагентну архітектуру для автоматизованого прийняття рішень про лікування глаукоми в режимі реального часу з урахуванням біомедичних даних пацієнта.

Побудована система поєднує правила, нечітку логіку, дерева рішень та елементи машинного навчання, що дозволило досягти балансу між прозорістю логіки та гнучкістю адаптації. Було впроваджено підтримку фізіологічних методів лікування глаукоми – rtACS і HIFU, з можливістю автоматичного налаштування параметрів (частота, амплітуда, тривалість, локалізація) на основі таких даних, як IOP, RNFL, CDR, EEG, VEP, OCT.

Під час розробки було проведено тестування поведінки агентів на типових сценаріях (підвищення IOP, зниження VEP, погіршення EEG-активності), що підтвердило здатність системи адаптивно реагувати на зміни стану пацієнта. Всі модулі взаємодіють узгоджено, передбачаючи дії, зворотний зв'язок і повторну оцінку.

Створена система має потенціал для подальшого розширення, зокрема:

- підключення нових типів біосенсорів;
- розширення бази знань і сценаріїв прийняття рішень;
- поглиблена інтеграція з моделями навчання з підкріпленням;
- впровадження графічного інтерфейсу для медичного персоналу.

Результати цієї роботи мають практичне значення в галузі біоінженерії, офтальмології та систем підтримки прийняття медичних рішень. Отриманий прототип може стати основою для створення повноцінного медичного додатку, що поєднує технології штучного інтелекту з інноваційними методами фізіологічного втручання.

Результати роботи апробовано вигляді статті в №20 студентському науковому журналі «Universum»[30].

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Berkovskyi, D., & Kuzomin, O. (2023). Creation of intelligent systems for analyzing supermarket visitors to identify criminal elements. Collection of scientific papers «SCIENTIA», (May 5, 2023; Sydney, Australia), 113-118.
2. Kuzomin O., Lyashenko V. Agent-Based Model as a Research Tool. International Journal of Academic Information Systems Research (IJASIR). 2022. Vol. 6, no. 5. P. 17–21
3. Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs / V. Gulshan et al. JAMA. 2016. Vol. 316, no. 22. P. 2402.
4. Риков, С. О., Медведовська, Н. В., & Троянов, Д. П. (2012). Сучасний стан та динаміка поширеності глаукоми серед дорослого населення України. *Україна. Здоров'я нації*, (2-3), 119-121.
5. Prokipets, V., & Kuzomin, O. (2023). Usage of data science methodology in computer security. *Матеріали конференції МНЛ*, (24 листопада 2023 р., м. Житомир), 270-271.
6. Kuzomin, O. (2023, April). Composite autoencoder with a threshold for detecting anomalies on signal lines/AE Shustrova, Kuzomin O. Ya. In *Development of the scientific thought of post-industrial marriage: current discourse: materials of the III International Scientific Conference* (pp. 120-125).
7. Кривов'яз, О. В. (2013). Фармакотерапія глаукоми: сучасний стан проблеми. *Фармакологія та лікарська токсикологія*, (4-5), 3-13.
8. Димитров, Ц., Златков, Т., Димитрова, И., Димитрова, Т., & Георгиева, М. Лазерна трабекулопластика-методи, результати, прогноза. *Publication of the "National Academy Glaucoma" Foundation, Sofia, Bulgaria*, 28.
9. Стадник, Д. (2022). *Розробка методів і засобів для автоматизованого контролю параметрів дренажних пристроїв при*

глаукомі (Master's thesis, Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя).

10. Charrel, T., Aptel, F., Birer, A., Chavrier, F., Romano, F., Chapelon, J. Y., ... & Lafon, C. (2011). Development of a miniaturized HIFU device for glaucoma treatment with conformal coagulation of the ciliary bodies. *Ultrasound in medicine & biology*, 37(5), 742-754.

11. Carvalho, J., Invernizzi, A., Martins, J., Renken, R. J., & Cornelissen, F. W. (2022). Local neuroplasticity in adult glaucomatous visual cortex. *Scientific Reports*, 12(1), 21981.

12. Schittkowski, M., Pohlner, J., Mercieca, K., Grohmann, C., Kröger, L., Prokosch, V., ... & Antal, A. (2025). Vision Restoration through transorbital electrical stimulation in Optic Neuropathy in patients with significant optic atrophy due to primary open-angle glaucoma—a randomised, controlled, double-blind, multicentre clinical trial: the VIRON study protocol. *BMJ Open*, 15(2), e091705.

13. Van Herpe, Tom, et al. "LOGIC-insulin algorithm—guided versus nurse-directed blood glucose control during critical illness: the LOGIC-1 single-center, randomized, controlled clinical trial." *Diabetes Care* 36.2 (2013): 188-194.

14. Кузьомін О. Я. Моделювання повторюваних понять у незбалансованих потоках даних / С. Є. Холодов, Кузьомін О. Я. // Розвиток наукової думки постіндустріального суспільства: сучасний дискурс : матеріали III Міжнародної наукової конференції, 28 квітня 2023 р., Львів. — Вінниця : «Європейська наукова платформа», 2023. – С. 112-119.

15. Gall, Carolin, et al. "Alternating current stimulation for vision restoration after optic nerve damage: a randomized clinical trial." *PloS one* 11.6 (2016): e0156134.

16. Li, Z., He, Y., Keel, S., Meng, W., Chang, R. T., & He, M. (2018). Efficacy of a deep learning system for detecting glaucomatous optic neuropathy based on color fundus photographs. *Ophthalmology*, 125(8), 1199-1206.

17. Kuzomin, O., & Lyashenko, V. (2022). Situational-Linguistic Modeling in Diagnostic Decision-Making Systems.

18. Кузьомін О. Я. Методи аналізу зображень легенів для діагностування COVID / Прокіпець В., Кузьомін О. // Technologies and systems .article. Doi 10.36074/grail-of-science.27.05.2022.063 International scientific journal «Grail of Science» | № 14-15 (May, 2022). С. 356 – 358.

19. O. Kuzomin. Decision support procedures for decision making in a COVID condition / Boboyorov Sardor Uchqun o'g'li, O. Kuzomin, V. Lyashenko // Multidisciplinary Journal of Science and Technology, 3(2), 2023. P. 74–80.

20. Програмне забезпечення LOGIC-Insulin ефективніше контролює рівень цукру в крові у критично хворих пацієнтів. News-Medical. URL: <https://www.news-medical.net/news/20120626/LOGIC-Insulin-software-more-effectively-controls-blood-sugar-levels-among-critically-ill-patients.aspx> (дата звернення: 08.05.2025).

21. Кузьомін О.Я. Розробка багатоагентних структур для вирішення проблем медичної системи діагностування// Кузьомін, О.Я., Василенко О.О., Свістунов І.О. // Радіоелектроніка та інформатика, 2, 2020. pp. 47 – 54.

22. Розвиток наукової думки постіндустріального суспільства: сучасний дискурс 106 Секція XV. Інформаційні технології та системи. Гнучка виробнича система на основі Python із керуванням замовленнями для мультиагентного підкріплення навчання. / Койдан А. А. . Кузьомін О. Я. May 5, 2023 | Sydney, Australia | Collection of scientific papers «SCIENTIA».

23. Кузьомін О.Я. Розробка структур медичних агентів для вирішення проблем медичної системи діагностування// Кузьомін О.Я., Василенко О.О., Горшколепов А.В. // Радіоелектроніка та інформатика, 2, 2020. pp. 55 – 65.

24. Кузьомін О. Я. Спільний автокодер із порогом виявлення аномалії суглоба на виробничих лініях / А. Є. Шустрова, Кузьомін О. Я. // Розвиток наукової думки постіндустріального суспільства: сучасний дискурс : матеріали III Міжнародної наукової конференції, 28 квітня 2023 р., Львів. — Вінниця : «Європейська наукова платформа», 2023. – С. 120-125.

25. O. Kuzomin. Python-based car production environment simulation project / V. Prokipets, O. Kuzomin // Концепт науки ххі: стратегії, методи та

наукові інструменти. Львів: «Європейська наукова платформа», 2023. – («Молодіжна наукова ліга»). – С. 64–68.

26. FastAPI. URL: <https://fastapi.tiangolo.com> (дата звернення 31.05.2025).

27. PyTorch. URL: <https://pytorch.org> (дата звернення 31.05.2025).

28. Streamlit. URL: <https://streamlit.io> (дата звернення 31.05.2025).

29. Кузьомін О. Дослідження методів перевірки вразливості програмного коду, які базуються на статичному аналізі програм/ Терещук М., Кузьомін О. //UNIVERSUM. 2023. № 2. С. 100–105.

30. Лук'янов Д. Алгоритм автоматизованого прийняття лікувальних дій багатоагентною системою по всім показникам глаукоми/ Лук'янов Д., Кузьомін О. //UNIVERSUM. 2025. № 20. С. 239–245