

Парінов І.С.

компанія Inspire Median LLC у Флориді, США

ІНТЕГРАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ СИСТЕМ У МЕДИЧНІ ІТ-ІНФРАСТРУКТУРИ: ТЕХНІЧНИЙ ПІДХІД ДО РОЗРОБКИ МОДУЛЯ ПРОГРЕСИВНОЇ СУМАРИЗАЦІЇ ДАНИХ ПАЦІЄНТА

Актуальність дослідження зумовлена зростанням обсягу медичної документації в електронному середовищі та необхідністю її ефективного стиснення зі збереженням клінічно важливої інформації. У доказовій медицині надзвичайно важливо впроваджувати інструменти для обробки великих даних і перетворення їх на зрозумілі структури для підтримки лікарських рішень. Сучасні ІТ-системи охорони здоров'я потребують гнучких, масштабованих та прозорих рішень, здатних інтегруватися в гетерогенні інфраструктури зі збереженням конфіденційності. Зважаючи на це актуальним є дослідження підходів, що враховують як технічні, так і етичні обмеження застосування нейромереж у клінічній практиці.

Метою дослідження є обґрунтування технологічного підходу до впровадження нейромережевого модуля прогресивної сумаризації даних пацієнта в медичні ІТ-інфраструктури на прикладі проєкту SyncMD з урахуванням вимог до сумісності, ефективності та об'єктивності.

У роботі застосовано методи порівняльного аналізу алгоритмів сумаризації, архітектурного моделювання, структурно-функціонального аналізу реалізації на платформі SyncMD, проблемно-аналітичного підходу до виявлення бар'єрів інтеграції, а також прикладного моделювання впровадження систем підтримки клінічного рішення.

Створено модель поетапної генерації медичних висновків, що охоплює рівні *summary*, *briefs*, *overview* та діалогову навігацію зі збереженням джерел та логіки клінічного контексту. Встановлено, що така багаторівнева структура скорочує часу аналізу, підтримує доказовість рішень і зменшує когнітивне навантаження на лікаря. Зазначено, що послідовна логіка трансформації даних підвищує узгодженість між результатами та початковими документами, що є критично важливим для точності діагностики.

Виявлено основні обмеження: відсутність прозорості в алгоритмах LLM, регуляторні ризики щодо захисту персональних даних, фрагментованість EMR-систем та складність синхронізації з клінічною логікою. Запропоновано практичні рекомендації щодо інтеграції модуля сумаризації в незалежне середовище з верифікацією, інтеоперабельністю та аудитом дій моделі.

Перспективи дослідження пов'язано з розробкою гібридних інтерпретованих моделей генерації, стандартизацією процедур інтеграції в медичні системи та адаптацією архітектур до нормативно-етичних вимог.

Ключові слова: доказова медицина, обробка природної мови, електронні медичні записи, багаторівнева агрегація, інтеоперабельність, когнітивне навантаження, інтерпретованість результатів.

Постановка проблеми. У сучасних умовах цифрової трансформації медицини проблема обробки великих обсягів медичних даних постає особливо актуальною, враховуючи зростання кількості структурованих і неструктурованих записів в електронних медичних системах. Щорічне збільшення обсягу даних у таких системах до 25–30 % значно ускладнює процес прийняття клінічних рішень і створює ризики фрагментарного сприйняття інформації, що негативно впливає на якість медичного обслуговування. Традиційні rule-based алгоритми,

засновані на жорстких правилах, не здатні забезпечити ефективну обробку гетерогенних медичних даних через обмеження в обліку контексту, коморбідності та багатофакторності випадків, що призводить до втрати релевантних зв'язків між показниками та потенційно неточних діагностичних висновків. Нейромережеві моделі, що демонструють здатність до контекстуального узагальнення, є перспективним рішенням, оскільки дають змогу адаптувати вихідні звіти до конкретних потреб користувачів – лікарів, фармакологів чи систем клінічної підтримки рішень.

В умовах зростання обсягу медичних даних до 1–2 ТБ на добу в багатопрофільних лікарнях постає потреба у впровадженні технологічних рішень для узагальнення даних без втрати клінічного контексту. Відсутність комплексних технічних рішень, здатних інтегрувати нейромережеві модулі в наявні медичні ІТ-системи, призводить до фрагментованості даних, низької інтеоперабельності та зниження узгодженості між результатами та початковими документами. Проблема нормативної узгодженості, зокрема між інженерними, клінічними та правовими аспектами реалізації таких систем, залишається відкритою, оскільки чинні протоколи інтеграції не враховують особливостей багаторівневої обробки та послідовного узагальнення клінічних даних. Недостатня прозорість алгоритмів нейромереж, складність верифікації генеративних висновків та ризики некоректної інтерпретації результатів створюють додаткові виклики для впровадження таких систем у медичну практику. За відсутності інтеграційних платформ для узгодження структурованих і неструктурованих даних, розробка нейромережевих модулів прогресивної сумаризації стає критично важливою для підвищення ефективності клінічних рішень, зниження когнітивного навантаження на лікарів та покращення точності діагностики в реальному часі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Аналіз наукових досліджень з інтеграції нейромережевих систем у медичні ІТ-інфраструктури для створення модуля прогресивної сумаризації даних пацієнта дає змогу виокремити основні концептуальні підходи до автоматизованої обробки медичної інформації. В основі сучасних підходів до сумаризації лежить принцип багаторівневої трансформації даних, що охоплює контекстуальне узагальнення на рівнях *summary*, *brief* та *patient overview* зі збереженням логічних зв'язків між первинними документами. Попри потенціал таких підходів, дослідження демонструють значні технічні та концептуальні прогалини, що ускладнюють багаторівневу сумаризацію для великих обсягів гетерогенних медичних даних. Основними перешкодами є відсутність стандартизованих архітектур для послідовної трансформації даних, низька інтеоперабельність між компонентами ІТ-систем та недостатня інтеграція зі структурованими стандартами медичних даних, такими як HL7 та FHIR.

Глибинні нейромережі широко застосовуються для прогнозування, класифікації та прийняття рішень на основі медич-

них даних. Зокрема, у роботі Д. Колліас (D. Kollias), А. Тагаріс (A. Tagaris), А. Стафілопатіс (A. Stafylopatis), С. Колліас (S. Kollias) та Г. Тагаріс (G. Tagaris) запропоновано архітектуру, здатні з високою точністю прогнозувати медичні стани, однак дослідження обмежуються етапом первинного аналізу без формування сумаризації даних [1]. Б. Р. Броумік (B. R. Bhowmik), С. А. Варна (S. A. Varna), А. Кумар (A. Kumar) та Р. Кумар (R. Kumar) акцентують на інтеграції глибинних нейромереж у медичні платформи, підкреслюючи потребу в стандартизованих протоколах обміну даними для забезпечення сумісності з наявними EMR-системами [2]. Ш. Цзян (Sh. Jiang) досліджує стійкість нейромережевих архітектур до змін у вхідних даних, проте не подає конкретних рекомендацій щодо узгодження таких моделей із багаторівневою структурою сумаризації [3]. Таким чином, попри успішні кейси застосування глибинних нейромереж для діагностики, відсутня чітка модель, яка б охоплювала процеси інтеграції даних із різних джерел для формування багатоетапного узагальнення в контексті EMR.

Згорткові нейромережі (CNN) активно застосовуються для обробки медичних зображень, що може бути корисним у реалізації мультимодальних сумаризацій. У дослідженні Д. Р. Сарвамангала (D. R. Sarvamangala) та Р. В. Кулкарні (R. V. Kulkarni) CNN розглянуто як основу для автоматизованої діагностики патологій на основі зображень [4]. С. М. Анвар (S. M. Anwar), М. Маджид (M. Majid), А. Каюм (A. Qayyum), М. Авайс (M. Awais), М. Альновамі (M. Alnowami) та М. К. Хан (M. K. Khan) зазначають, що CNN ефективно працює з рентгеновськими, МРТ- та КТ-знімками, але не охоплює сумаризацію в текстовій формі, що знижує можливість створення інтегрованих звітів [5]. Х. Ю (H. Yu), Л. Т. Янг (L. T. Yang), К. Чжан (Q. Zhang), Д. Армстронг (D. Armstrong) та М. Дж. Дін (M. J. Deen) акцентують на необхідності інтеграції CNN із трансформерними моделями для формування мультимодальних узагальнень, проте відсутні конкретні рішення щодо поєднання з текстовими даними у форматі *brief-ов* [6]. З. Салахуддін (Z. Salahuddin), Г. С. Вудрафф (H. C. Woodruff), А. Чаттерджі (A. Chatterjee) та П. Ламбен (P. Lambin) аналізують методи інтерпретації CNN в медицині, акцентуючи на необхідності створення механізмів верифікації, але не подають конкретних прикладів їхнього застосування в багаторів-

невій сумаризації [7]. Таким чином, проблема узгодження міжмодальних даних залишається відкритою, особливо для країн із перехідною цифровою медичною інфраструктурою, де фрагментовані системи EMR не підтримують інтеграцію з візуальними та текстовими компонентами одночасно.

Робота з текстовими медичними даними є основним напрямом у реалізації сумаризації. Н. Шахід (N. Shahid), Т. Раппон (T. Rappon) та В. Берта (W. Berta) аналізують застосування нейромереж у створенні клінічних звітів та управлінні медичними процесами, проте обмежуються одноетапними моделями генерації, не враховуючи потребу в поетапній трансформації даних для збереження логіки клінічного випадку [8]. К. Кумар (K. Kumar), П. Кумар (P. Kumar), Д. Деб (D. Deb), М. Л. Унгуресан (M. L. Unguresan) та В. Мурешан (V. Muresan) зосереджуються на самонавчальних системах для формування текстових узагальнень, однак не розглядають питання узгодженості даних з EMR та можливості генерації brief-ов [9]. С. О. Зайон (S. O. Zion) та П. Асукуо (P. Asuquo) систематизують архітектури для обробки медичних даних, наголошуючи на потребі створення багаторівневих рішень, але не подають алгоритмічних моделей для сумаризації [10]. Т. Б. Мартинюк та Я. В. Запетрук демонструють ефективність гібридних моделей у нейромережевій діагностиці, проте їхня реалізація обмежується одноетапною генерацією без можливості послідовного узагальнення [11]. Для текстової сумаризації актуальним напрямом є інтеграція трансформерних моделей (BioBERT, ClinicalBERT), проте питання адаптації цих моделей до стандартів HL7 та FHIR залишається недостатньо дослідженим.

Безпечна інфраструктурна інтеграція нейромереж у медичні ІТ-системи є критично важливою для реалізації багаторівневої сумаризації. А. Протогеру (A. Protogerou), С. Пападопулус (S. Papadopoulos), А. Дросу (A. Drosou), Д. Дзоварас (D. Tzovaras) та І. Рефанідіс (I. Refanidis) пропонують застосовувати графові нейромережі для анамалій в IoT-середовищах, проте не аналізують сумаризацію в текстовому форматі [12]. А. А. Мохаммед (A. A. Mohammed), Ф. Алмаях (F. Almaiah), Ф. Хаджедж (F. Hajjej), М. Ф. Паша (M. F. Pasha), О. Г. Ф. Рахім Хан (O. H. F. Rahim Khan), Дж. Тео (J. Theo) та М. Закарія (M. Zakarya) демонструють можливість інте-

грації блокчейну та нейромережі для безпечного обміну медичною інформацією, але їхня модель не охоплює поетапну трансформацію даних [13]. Г. М. Мельничук (H. M. Melnychuk), Г. Д. Семенюк (H. D. Semeniuk), Р. С. Кашивська (R. S. Kashivska), Н. І. Шокова (N. I. Shovkova) та Н. С. Мельник (N. S. Melnyk) досліджують моніторинг біохімічних параметрів після лікування, проте їхня модель не адаптована до форматів HL7 та FHIR [14]. Відсутність механізмів структуризації даних відповідно до цих стандартів унеможливорює масштабування систем прогресивної сумаризації для EMR-систем у країнах із перехідною цифровою медичною інфраструктурою. Це потребує подальших досліджень у напрямі розробки універсальної інтеграційної архітектури з відкритим API для забезпечення зворотної сумісності та дотримання вимог конфіденційності медичних даних.

Попри стрімкий розвиток нейромережевих технологій, залишається відкритим питання узгодження багаторівневої сумаризації медичних даних із логікою клінічного мислення. Наявні моделі демонструють обмеження при роботі з великомасштабними, фрагментованими записами в EMR-системах, а також не забезпечують прозорості структури переходу від summary до комплексного звіту з верифікацією. Недостатньо досліджено, як реалізувати таку інтеграцію без втрати об'єктивності, збереження джерел і дотримання вимог доказової медицини.

Крім того, недостатньо дослідженими залишаються питання нормативної сумісності, масштабованості та пояснюваності рішень нейромереж у клінічних умовах. Також недостатньо прикладних моделей, що демонструють повну архітектуру реалізації, узгоджену з інтероперабельними стандартами та реальними сценаріями роботи лікаря. Запропоноване дослідження заповнює ці прогалини шляхом моделювання прогресивної сумаризації, аналізу практичного кейсу (SyncMD) та формування рекомендацій для впровадження в медичні ІТ-системи.

Постановка завдання. Мета статті – обґрунтувати технологічний підхід до впровадження нейромережевого модуля прогресивної сумаризації даних пацієнта в медичні ІТ-інфраструктури на прикладі проєкту SyncMD з урахуванням вимог доказової медицини, ефективності обробки інформації та інтеграційної сумісності.

Завдання статті:

1. Проаналізувати нейромережеві методи обробки медичних даних щодо їхньої здатності

до контекстуального узагальнення інформації та обґрунтувати архітектурні принципи їхньої інтеграції в ІТ-системи охорони здоров'я.

2. Систематизувати методологію прогресивної сумаризації на прикладі проєкту SyncMD з описом логіки обробки, структурування та формування багаторівневого клінічного звіту.

3. Виокремити основні бар'єри впровадження нейромереж у медичну практику та розробити практичні рекомендації щодо їхнього подолання з урахуванням вимог доказової медицини й функціонального навантаження на лікаря.

Виклад основного матеріалу. В умовах інтенсивного зростання обсягів медичних даних особливої актуальності набуває обробка та узагальнення інформації для підтримки клінічних рішень. Сучасні підходи до автоматизованого стискання даних охоплюють *extractive*, *abstractive*, *retrieval-augmented generation (RAG)* та прогресивну сумаризацію. *Extractive* методи виділяють релевантні фрагменти з тексту без зміни їхньої структури, забезпечуючи збереження оригінальної інформації, однак створюють фрагментовані звіти без контекстуального узагальнення. *Abstractive* моделі формують нові текстові конструкції, синтезуючи інформацію, але їхні висновки можуть втрачати логічні зв'язки з первинними даними, що є критично важливим для клінічної практики. *RAG* поєднує векторне індексування з генерацією релевантних відповідей, проте має обмеження щодо збереження міждокументних зв'язків. Прогресивна сумаризація, що реалізується на рівнях *summary*, *brief* та *overview*, зберігає логіко-семантичні зв'язки між окремими документами та послідовно інтегрує дані в єдину інформаційну структуру, що є особливо важливим для створення систем підтримки клінічних рішень.

Генерація *summary* та *overview* не є самостійним клінічним рішенням, а виконує функцію підтримки (*decision support*), надаючи лікарю структуровані дані з можливістю повернення до первинних джерел для підтвердження висновків. Такий підхід відповідає принципам доказової медицини, оскільки забезпечує зворотну трасованість даних та можливість верифікації на кожному етапі сумаризації.

У порівнянні з наявними рішеннями, такими як Google Med-PaLM [15] Amazon HealthLake [16] та Microsoft Azure Health Bot [17], SyncMD [18] орієнтована на реалізацію багаторівневої модульної структури сумаризації, яка враховує контекстуальну цілісність

випадку та динамічну змінність медичних даних. На відміну від Med-PaLM, що зосереджений на генеративній відповіді без багаторівневого узагальнення, SyncMD реалізує послідовний процес стискання інформації через *summary*, *briefs* та *patient overview*, зберігаючи міждокументні зв'язки. Amazon HealthLake орієнтований на управління структурованими даними в контексті EMR, проте не реалізує алгоритмів узагальнення даних у кілька етапів. Azure Health Bot інтегрує базові NLP-функції для відповіді на клінічні запити, однак не має модульної архітектури прогресивної сумаризації з можливістю адаптації до конкретних запитів лікаря.

Застосування нейромережевих технологій для обробки медичних даних стало важливим напрямом розвитку сучасної медичної інформатики. Зростання обсягів цифрової інформації, зокрема історії хвороб, лабораторні показники, радіологічні звіти та вільнотекстові записи лікарів, створює об'єктивну потребу в автоматизованих системах, здатних не лише зберігати та обробляти ці дані, а й узагальнювати їх у клінічно значущу форму. Особливу цінність у цьому контексті мають великі мовні моделі (*Large Language Models, LLM*), здатні до контекстуального аналізу та генерації природномовних підсумків, які відповідають принципам доказової медицини. Проте застосування таких моделей у реальних умовах охорони здоров'я обмежене низкою чинників, серед яких важливе місце посідає обмеження контекстного вікна обробки в LLM та ризик втрати зв'язку між фрагментованими даними. У відповідь на ці виклики було розроблено декілька підходів до реалізації сумаризації клінічної інформації за допомогою нейромереж (табл. 1).

На практиці прогресивна сумаризація виявила високу ефективність у роботі з великомасштабними медичними архівами, зокрема при обслуговуванні пацієнтів із тривалими історіями хвороби, де обсяг накопичених даних перевищує технічні можливості великих мовних моделей. Для ілюстрації практичного застосування підходу прогресивної сумаризації в медичній сфері надалі буде розглянуто приклад платформи SyncMD [18], що демонструє можливість модульного стискання клінічної інформації на основі LLM. У межах цієї цифрової платформи реалізовано модульну архітектуру обробки даних, що передбачає послідовне стискання інформації в кілька логічних рівнів: спочатку здійснюється сумаризація кожного документа окремо, далі

**Методи нейромережевої обробки медичних даних для сумаризації
та релевантного висновування**

Методологічний підхід	Принцип дії	Переваги	Технічні обмеження
Пряме введення документів у контекст LLM	Усі документи завантажуються в одне вікно великої мовної моделі	Простота реалізації, збереження первинної структури	Ліміт обсягу контексту, підвищене навантаження на пам'ять, сповільнення обробки
Retrieval-Augmented Generation (RAG)	Векторне індексування та пошук релевантних фрагментів з подальшою генерацією	Гнучкість, модульність, значна масштабованість	Втрата міждокументних зв'язків, залежність від embedding-якості
Прогресивна сумаризація	Багаторівневе узагальнення: summaries → briefs → patient overview	Збереження логіки розвитку кейсу, масштабованість, цілісність аналізу	Накопичення похибок на кожному етапі, потреба в стандартизованих шаблонах

Джерело: сформовано автором на основі [1; 2; 3; 6; 7; 9]

з метою індексації формується стисле резюме (brief) кожного з них, а на останньому етапі з усього масиву даних автоматично створюється інтегрований файл patient_overview – єдина клінічна картина [7]. Ця структура дає змогу лікарям швидко орієнтуватися в медичній історії, не втрачаючи важливих деталей, оскільки кожен етап сумаризації враховує як загальний контекст, так і семантично важливі фрагменти. Крім того, синхронізована навігація між summary, briefs та запитам користувача сприяє генеруванню обґрунтованих відповідей із посиланням на джерело даних, що відповідає принципам доказової медицини, знижуючи когнітивне навантаження на медичний персонал, скорочуючи час аналізу інформації та підвищуючи точність діагностичних рішень. Така архітектура може бути адаптована до різних типів медичних ІТ-систем за умови забезпечення сумісності з електронними медичними записами (EMR), дотримання вимог конфіденційності та захисту персональних даних пацієнтів.

Інтеграція нейромережевих модулів у медичні ІТ-системи потребує дотримання структурної сумісності, технологічної гнучкості та нормативної безпеки на всіх етапах взаємодії з даними. З урахуванням специфіки медичної документації, а також вимог до захисту персональної інформації, архітектурне рішення для впровадження модуля прогресивної сумаризації повинно спиратися на принципи розподіленої обробки, рольової авторизації доступу, масштабованої індексації та асинхронного обміну між елементами системи. Технічно це реалізується через побудову інтеграційних шарів, які забезпечують безперервну взаємодію між клінічними інформаційними джерелами, обчислювальними

модулями штучного інтелекту, локальними сервісами зберігання та інтерфейсами користувача. Таке модульне рішення дає змогу адаптувати підхід до різних типів електронних медичних записів (EMR), зберігаючи при цьому високий рівень надійності та продуктивності системи (табл. 2).

Так, платформа SyncMD є прикладом того, як архітектура модуля прогресивної сумаризації може бути технічно реалізована як цілісний багаторівневий механізм у медичній ІТ-інфраструктурі. Кожен шар, із наведених у табл. 2, виконує незалежну, проте синхронізовану функцію: від перетворення клінічних даних до забезпечення цілеспрямованого доступу до релевантних результатів аналізу. Особливістю такої архітектури є її горизонтальна масштабованість: кожен компонент (наприклад, обробник brief-файлів або шар кешування) може бути масштабований окремо, що дає змогу системі адаптуватися до навантаження без повного перезапуску. Дотримання стандартів Health Level Seven (HL7) [19] та Fast Healthcare Interoperability Resources (FHIR) [20] на рівні інтероперабельності забезпечує сумісність із різними типами електронних медичних записів (Electronic Medical Records, EMR), що важливо для впровадження в умовах фрагментованої медичної інфраструктури.

Архітектурна схема реалізації модуля прогресивної сумаризації в межах медичної ІТ-інфраструктури представлена як послідовна система рівнів, що охоплює етапи введення даних (input), обробки (processing), сумаризації (summarization), виводу результатів (output) та збереження трасуваності даних (traceability). Кожен рівень забезпечує автономне, але синх-

ронізоване функціонування, що дає можливість зберігати структурованість інформації та підтримувати зворотну трасуваність до первинних документів. Такий підхід сприяє оптимізації обробки медичних даних у великих масштабах, забезпечуючи інтеграцію даних різних типів (текст, зображення, сигнали) з урахуванням стандартів HL7 [19] та FHIR [20] (рис. 1).

У структурі архітектури виділено п'ять функціональних рівнів. Input Layer відповідає за інтеграцію даних із зовнішніх джерел (EMR, лабораторні системи) із використанням протоколів HL7 та FHIR. Processing Layer виконує обробку даних за допомогою NLP-пайплайнів та контролює доступ до даних через механізми RBAC. Summarization Layer реалізує багаторівневу сумаризацію, формуючи summary, briefs та patient overview зі збереженням логічних зв'язків між

даними. Output Layer відповідає за генерацію кінцевих звітів із можливістю цільового запиту та виводу релевантної інформації. Traceability Layer забезпечує збереження аудиту дій, попередніх версій даних та структури взаємозв'язків між summary та оригінальними джерелами, що дає змогу здійснювати перевірку правдивості результатів.

Так, архітектура забезпечує безперервний процес стискання даних із можливістю динамічного розширення та адаптації до нових обсягів інформації без втрати контекстуальної цілісності.

Обробка запитів відбувається асинхронно: користувач надсилає запит до навігаційного шару, який через індекс звертається до кешованих результатів, попередньо створених на основі процесів обробки великими мовними моделями (LLM). Завдяки цьому значно знижу-

Таблиця 2

Інтеграційні шари ІТ-архітектури для впровадження модуля прогресивної сумаризації в медичні системи

Рівень архітектури	Функціональна роль у системі	Технологічні вимоги та протоколи
Шар інтеоперабельності	Забезпечення сумісності з EMR, перетворення форматів даних	HL7, FHIR, JSON/XML конвертери, адаптери API
Шар доступу до даних	Авторизоване зчитування та запис документів пацієнта	Аутентифікація (OAuth 2.0), рольове управління (RBAC), шифрування
Аналітичний шар	Обробка та стискання текстових даних за допомогою LLM	NLP-пайплайни, обмеження контекстного вікна, логіка викликів LLM
Шар зберігання та кешування	Локальне збереження результатів, попередні версії, індексовані відповіді	NoSQL-сховища, схеми контролю версій, захищене кешування
Шар запитів та виводу результатів	Навігація за структурою briefs, генерація відповідей на основі індексів	Інтерфейси запитів (Query Interface), логіка підсвічування джерела інформації

Джерело: сформовано автором на основі [4; 8; 9; 10; 12; 13]

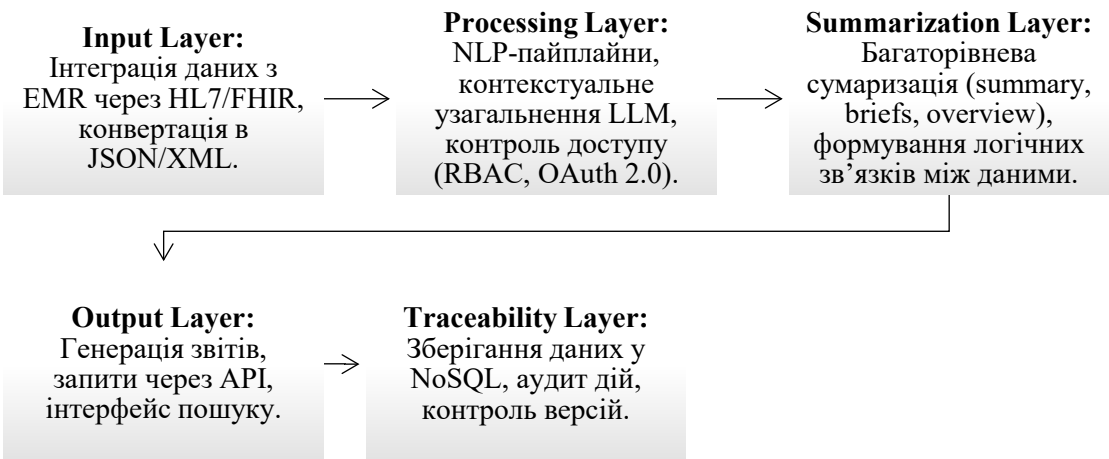


Рис. 1. Архітектурна схема реалізації модуля прогресивної сумаризації

Джерело: власна розробка автора

ється час генерації відповідей, а самі результати можуть бути репрезентовані у форматі, що підтримує структуровану навігацію по документах – наприклад, за діагнозами чи медичними подіями. Реалізовані протоколи аутентифікації OAuth 2.0 та рольового управління доступом (Role-Based Access Control, RBAC) відповідають стандартам конфіденційності, зокрема вимогам Health Insurance Portability and Accountability Act (HIPAA) у США [21] та General Data Protection Regulation (GDPR) в ЄС [22]. Використання внутрішніх інтерфейсів прикладного програмування (Application Programming Interfaces, API) дає змогу забезпечити динамічну взаємодію між компонентами системи та спростити впровадження модулів сумаризації в наявних рішеннях [9].

Загалом, така архітектура гарантує не лише ефективність обробки великих обсягів клінічних даних, але й довготривалу стійкість системи до відмов (fault tolerance), можливість поступового оновлення окремих модулів без втрати доступу до сервісу, а також адаптивність до нових технологічних змін без необхідності повного перепроектування ІТ-інфраструктури.

У сучасних медичних інформаційних системах потреба в зручному та доказовому представленні великого обсягу різномірної клінічної інформації стимулює розвиток методів інтелектуального стиснення даних. Одним із найперспективніших напрямів є прогресивна сумаризація, що передбачає багаторівневу обробку медичних документів із поетапним формуванням узагальнених представлень: від коротких висновків щодо окремих записів до створення єдиного комплексного звіту, релевантного для клінічного прийняття рішень. Цей підхід дає змогу зберегти логіку хронологічного розвитку клінічного випадку, водночас знижуючи інформаційне навантаження на лікаря. На відміну від традиційних методів, що працюють із повним текстом або виконують одноетапне скорочення, прогресивна

сумаризація реалізується як послідовна система трансформацій на основі семантичної релевантності, контекстного сліду та функціонального поділу даних. У практиці її застосування зразковим прикладом є платформа SyncMD, яка впровадила повноцінну логіку такої багатоступеневої обробки (табл. 3).

На відміну від одноетапних підходів до текстового стиснення, методологія прогресивної сумаризації реалізує послідовну логіку когнітивної реконструкції медичних даних: кожен етап обробки не є ізольованим, а створює основу для подальшого узагальнення. Це сприяє уникненню втрати критичних смислових зв'язків, збереженню хронології клінічного випадку та обґрунтованості висновків. У межах платформи SyncMD ця модель реалізується як поетапний процес: на першому рівні ізольовані документи проходять контекстно-чутливу сумаризацію з урахуванням медичних категорій; на другому відбувається тематичне згортання згрупованих summary у brief-модулі, які формуються за типами даних, що полегшує навігацію та скорочує обсяг тексту до керованого. Основним елементом є третій рівень – формування Patient Overview, який є не простим об'єднанням brief-файлів, а інтегрованою репрезентацією всієї медичної історії пацієнта [5]. Цей рівень формує онтологічно зв'язну картину, що враховує не лише послідовність подій, а й функціональні взаємозв'язки між діагнозами, втручаннями та результатами лікування. Завдяки збереженню відповідностей між summary і джерелами система забезпечує зворотну трасованість висновків – користувач може переглянути, з яких конкретно документів сформовано той чи інший фрагмент звіту.

Четвертий рівень – діалоговий – реалізується у вигляді інтерфейсу, що взаємодіє з overview через механізми векторного пошуку, кластеризації медичних сутностей та інтерпретованих

Таблиця 3

Методологія прогресивної сумаризації медичних даних на прикладі реалізації в SyncMD

Рівень обробки	Об'єкт трансформації	Продукт виходу (output)	Основна функція на етапі
Індивідуальна сумаризація	Один медичний документ (visit, аналіз)	Summary (тематичний мінівисновок)	Виділення основних даних зі збереженням контексту
Тематичне згортання (briefs)	Група summary за темою або типом	Brief (узагальнення за типом: візити, рецепти)	Семантичне групування та зведення дублетів
Інтеграція кейсу (overview)	Усі briefs пацієнта	Patient Overview (єдина клінічна картина)	Побудова цілісної структури медичної історії
Пошуково-діалоговий інтерфейс	Overview + запит користувача	Цільова відповідь із посиланням на джерело	Навігація, уточнення, адаптивна генерація

Джерело: сформовано автором на основі [1; 3; 5; 6; 8; 14]

відповідей, сформованих за запитом лікаря. На цьому етапі важливо, що система не виконує повної генерації тексту, а діє як контекстно обмежений медіатор, що подає релевантну інформацію з поясненням того, звідки вона отримана. Це відповідає стандартам доказової медицини, оскільки будь-який запит можна перевірити за первинними документами.

Практичне значення цієї методології полягає в поєднанні гнучкості генеративного ШІ з вимогами клінічної відповідальності: на всіх етапах система зберігає доказову базу, динамічно адаптується до оновлень даних та може інтегруватися в системи прийняття рішень (CDSS – Clinical Decision Support Systems) без втрати контексту чи системних помилок.

Попри технічний прогрес і зростання обчислювального потенціалу, ефективне впровадження нейромережових систем у медичну практику постає перед низкою проблем, які виходять за межі власне алгоритмічного рівня. Одним з основних викликів є несумісність нейромережових рішень з організаційно-правовою та функціональною структурою наявних електронних медичних записів (EMR), що в багатьох країнах зберігаються в закритих або фрагментованих форматах, не оптимізованих для динамічного аналізу [9]. Це унеможливує автоматизовану побудову клінічного контексту та гальмує синхронізацію між системами обробки природної мови та медичними інформаційними платформами. У результаті нейромережові модулі часто залишаються ізольованими від клінічних процесів, працюючи як допоміжні інструменти без глибокої інтеграції [11].

Іншою серйозною проблемою є слабка інтерпретованість результатів, яку демонструють великі мовні моделі при генерації клінічно орієнтованих висновків. Відсутність прозорих механізмів пояснення рішень, зокрема можливості зворотного простеження логіки генерації, створює ризики втрати довіри лікарів, особливо в умовах критичного прийняття рішень [7]. Медична практика потребує не лише точних, а й підконтрольних інтерпретацій, що можуть бути обґрунтовані джерелами даних та процедурними правилами. У випадку, коли LLM виступають як «чорна скринька», клініцисти змушені додатково верифікувати результати, що нівелює переваги автоматизації.

Ще одним обмеженням є невизначеність нормативної бази, яка регулює обробку персональних медичних даних при використанні генера-

тивних моделей. Нині більшість комерційних LLM не забезпечують локального зберігання інформації та функцій обмеженого доступу в умовах, які б відповідали вимогам HIPAA [22] або GDPR [21]. Відсутність гарантій конфіденційності, неможливість контролю за внутрішніми обчисленнями та аудитом дій моделі обмежує застосування нейромереж у межах офіційно затверджених медичних протоколів. Це посилюється етичними проблемами, зокрема ризиком неправильної інтерпретації або упередженого виводу внаслідок тренування моделі на недостатньо репрезентативних або неактуальних наборах даних [8].

Крім того, у реальній клінічній практиці часто виникає розрив між очікуваною логікою клінічного мислення та структурою відповідей, які формує LLM. Це особливо виразно проявляється у випадках багатопрофільного ведення пацієнтів, де необхідна синхронізація результатів лабораторних, діагностичних і терапевтичних підсистем [3]. Нейромережі не завжди здатні утримати міждисциплінарний контекст без ручної верифікації та повторного налаштування запиту. Так, ефективне впровадження нейромережових систем потребує не лише технологічної адаптації, а й нормативного перезавантаження, інституційного забезпечення прозорості, а також зміни принципів архітектурного проектування клінічних ІТ-систем, здатних сприймати й супроводжувати результати інтелектуальної генерації.

Для успішного впровадження модуля прогресивної сумаризації в електронну медичну інфраструктуру доцільно орієнтуватися на поетапне розгортання технологічної моделі, здатної взаємодіяти з наявними медичними інформаційними системами без зміни їхньої базової логіки. Найважливішим чинником є забезпечення гнучкого каналу передачі структурованих даних між EMR (електронними медичними записами) та модулем сумаризації із застосуванням протоколів інтероперабельності, таких як FHIR [20] або HL7 [19], з метою стабільної синхронізації без ручного втручання. Ефективним рішенням є використання окремого середовища обробки, яке виконує незалежну сумаризацію кожного запису, після чого зберігає результат у структурованому вигляді зі збереженням посилань на джерело. Це сприяє зниженню когнітивного навантаження на лікаря шляхом надання лише релевантних фрагментів даних для клінічного запиту.

Для підвищення точності діагностичних висновків важливо реалізувати багаторівневу

модель агрегації, де кожен рівень стискання даних – від summary до overview – контролюється окремими логічними модулями, що зменшує ризик семантичної втрати або спотворення інформації. Важливо також забезпечити можливість інтерактивної верифікації результатів лікарем із наданням прямих посилань на оригінальні документи, що відповідає вимогам доказової медицини. Крім того, необхідно інтегрувати механізми візуального позначення змін, оновлень і потенційно критичних фрагментів у згенерованих звітах, що дає змогу лікарю фокусуватися на клінічно важливих змінах у динаміці. У впровадженні слід уникати повної заміни традиційної документації результатами генеративної моделі, натомість варто розглядати модуль сумаризації як сервіс підтримки прийняття рішень, що діє разом із лікарем, а не замість нього. Такий підхід не лише знижує адміністративне навантаження, а й підвищує точність у постановці клінічного діагнозу завдяки ефективному керуванню обсягом інформації та збереженню логіки її формування.

Висновки. У дослідженні обґрунтовано концепцію прогресивної сумаризації медичних даних на основі неймережових технологій, що забезпечує багаторівневе логіко-семантичне стискання записів у структурований формат для підтримки клінічних рішень. На прикладі плат-

форми SyncMD продемонстровано, що така архітектура дає змогу інтегрувати великі мовні моделі (LLM) в електронну медичну інфраструктуру зі збереженням доказовості та контекстної повноти.

Встановлено, що найбільш ефективною є поетапна обробка даних із формуванням summary, briefs та patient overview як базової моделі навігації. Це сприяє зниженню навантаження на лікаря та підвищенню точності діагностики за умови дотримання стандартів інтероперабельності та реалізації механізмів верифікації.

До основних проблем упровадження неймережових систем віднесено нормативну невизначеність, непрозорість логіки LLM, низьку інтерпретованість результатів, фрагментованість EMR і розрив між алгоритмічною генерацією та логікою клінічного мислення.

Запропоновано практичні підходи до інтеграції модулів сумаризації: створення незалежного середовища обробки, багаторівневу агрегацію, підтримку діалогових інтерфейсів, візуалізацію змін та збереження аудиту дій моделі.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на створення гібридних інтерпретованих моделей та розробку уніфікованих протоколів інтеграції з урахуванням нормативно-етичних вимог і клінічної валідності результатів.

Список літератури:

1. Kollias D., Tagaris A., Stafylopatis A., Kollias S., Tagaris G. Deep neural architectures for prediction in healthcare. *Complex Intelligent Systems*. 2018. Vol. 4, № 1. P. 119–131. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40747-017-0064-6> (date of access: 06.05.2025).
2. Bhowmik B. R., Varna S. A., Kumar A., Kumar R. Deep neural networks in healthcare systems. In: *Machine learning and deep learning in efficacy improvement of healthcare systems*. CRC Press, 2022. P. 195–226. <https://www.taylorfrancis.com/chapters/edit/10.1201/9781003189053-10> (date of access: 06.05.2025).
3. Jiang Sh. Sustainable Development in Medical Applications Using Neural Network Architecture. *Scalable Computing: Practice and Experience*. 2024. Vol. 25, № 2. P. 782–791. DOI: <https://doi.org/10.12694/scpe.v25i2.2631> (date of access: 06.05.2025).
4. Sarvamangala D. R., Kulkarni R. V. Convolutional neural networks in medical image understanding: a survey. *Evolutionary Intelligence*. 2022. Vol. 15, № 1. P. 1–22. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12065-020-00540-3> (date of access: 06.05.2025).
5. Anwar S. M., Majid M., Qayyum A., Awais M., Alnowami M., Khan M. K. Medical Image Analysis using Convolutional Neural Networks: A Review. *Journal of Medical Systems*. 2018. Vol. 42, № 12. Article 226. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10916-018-1088-1> (date of access: 06.05.2025).
6. Yu H., Yang L. T., Zhang Q., Armstrong D., Deen M. J. Convolutional neural networks for medical image analysis: state-of-the-art, comparisons, improvement and perspectives. *Neurocomputing*. 2021. Vol. 444, № 1. P. 92–110. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.04.157> (date of access: 06.05.2025).
7. Salahuddin Z., Woodruff H. C., Chatterjee A., Lambin P. Transparency of deep neural networks for medical image analysis: A review of interpretability methods. *Computers in Biology and Medicine*. 2022. Vol. 140, № 1. Article 105111. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2021.105111> (date of access: 06.05.2025).
8. Shahid N., Rappon T., Berta W. Applications of artificial neural networks in health care organizational decision-making: A scoping review. *PLOS ONE*. 2019. Vol. 14, № 2. Article e0212356. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0212356> (date of access: 06.05.2025).

9. Kumar K., Kumar P., Deb D., Unguresan M. L., Muresan V. Artificial intelligence and machine learning based intervention in medical infrastructure: a review and future trends. *Healthcare*. 2023. Vol. 11, № 2. Article 207. DOI: <https://doi.org/10.3390/healthcare11020207> (date of access: 06.05.2025).
10. Zion S. O., Asuquo P. An Overview of Neural Network Architectures for Healthcare. *2020 International Conference in Mathematics, Computer Engineering and Computer Science (ICMCECS)*. 2020. P. 1–8. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICMCECS47690.2020.246980> (date of access: 06.05.2025).
11. Мартинюк Т. Б., Запетрук Я. В. Нейромережевий підхід до медичної експрес-діагностики. *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2019. Вип. 6. С. 37–44. DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2019-147-6-37-44> (дата звернення: 06.05.2025).
12. Protogerou A., Papadopoulos S., Drosou A., Tzovaras D., Refanidis I. A graph neural network method for distributed anomaly detection in IoT. *Evolving Systems*. 2021. Vol. 12, № 1. P. 19–36. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12530-020-09347-0> (date of access: 06.05.2025).
13. Mohammed A. A., Almaiah F., Hajje F., Pasha M. F., Rahim Khan O. H. F., Teo J., Zakarya M. An industrial IoT-based blockchain-enabled secure searchable encryption approach for healthcare systems using neural network. *Sensors*. 2022. Vol. 22, № 2. Article 572. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22020572> (date of access: 06.05.2025).
14. Melnychuk H. M., Semeniuk H. D., Kashivska R. S., Shovkova N. I., Melnyk N. S. Regulation of antioxidant enzymes in patients after periodontal treatment with natural agents. *Wiadomości Lekarskie*. 2022. Vol. 75, № 3. P. 584–589. PMID: 35522862. <https://wiadlek.pl/wp-content/uploads/archive/2022/03/WLek202203104.pdf> (date of access: 06.05.2025).
15. SyncMD: website. 2025. URL: <https://www.syncmd.com> (date of access: 05.05.2025).
16. HL7 International: website. 2025. URL: <https://www.hl7.org> (date of access: 06.05.2025).
17. HealthIT.gov – Fast Healthcare Interoperability Resources (FHIR): website. 2025. URL: <https://ecqi.healthit.gov/fhir> (date of access: 06.05.2025).
18. HIPAA. U.S. Department of Health & Human Services: website. 2025. URL: <https://www.hhs.gov/hipaa/index.html> (date of access: 06.05.2025).
19. General Data Protection Regulation (GDPR) European Commission: website. 2025. URL: https://commission.europa.eu/law/law-topic/data-protection_en (date of access: 06.05.2025).

Parinov I.S. INTEGRATION OF NEURAL NETWORK SYSTEMS INTO MEDICAL IT INFRASTRUCTURES: A TECHNICAL APPROACH TO THE DEVELOPMENT OF A MODULE FOR PROGRESSIVE SUMMARIZATION OF PATIENT DATA

The relevance of the study is determined by the growth of medical documentation in the electronic environment and the need for its effective compression while preserving clinically important information. In evidence-based medicine, it is extremely important to implement tools for processing large amounts of data and converting them into understandable structures to support medical decisions. Modern healthcare IT systems require flexible, scalable, and transparent solutions that can be integrated into heterogeneous infrastructures while maintaining confidentiality. Given this, it is important to study approaches that take into account both technical and ethical limitations of the use of neural networks in clinical practice.

The aim of the study is to justify a technological approach to the implementation of a neural network module for progressive summarization of patient data in medical IT infrastructures using the SyncMD project as an example, taking into account the requirements for compatibility, efficiency, and objectivity.

The work uses methods of comparative analysis of summarization algorithms, architectural modeling, structural and functional analysis of implementation on the SyncMD platform, a problem-analytical approach to identifying integration barriers, as well as applied modeling of the implementation of clinical decision support systems.

A model for the step-by-step generation of medical conclusions has been created, covering the levels of summary, briefs, overview, and dialog navigation while preserving the sources and logic of the clinical context. It has been established that such a multi-level structure reduces analysis time, supports the evidential value of decisions, and reduces the cognitive load on the physician. It has been noted that consistent data transformation logic improves consistency between results and source documents, which is critical for diagnostic accuracy.

The main limitations were identified: lack of transparency in LLM algorithms, regulatory risks regarding personal data protection, fragmentation of EMR systems, and the complexity of synchronization with clinical logic. Practical recommendations were proposed for integrating the summarization module into an independent environment with verification, interoperability, and model action auditing.

The research prospects are related to the development of hybrid interpreted generation models, standardization of integration procedures into medical systems, and adaptation of architectures to regulatory and ethical requirements.

Key words: evidence-based medicine, natural language processing, electronic medical records, multi-level aggregation, interoperability, cognitive load, interpretability of results.