



М. А. Гринченко¹, Д. В. Лісова², Д. О. Куценко³

¹НТУ «ХПІ», м. Харків, Україна, marinagrunchenko@gmail.com;
ORCID ID: 0000-0002-8383-2675

²НТУ «ХПІ», м. Харків, Україна, daryna.lisova@cs.khpi.edu.ua;
ORCID ID: 0009-0004-2396-5144

³НТУ «ХПІ», м. Харків, Україна, cureghost17@gmail.com;
ORCID ID: 0009-0005-6359-3143

ПРОЄКТНА МОДЕЛЬ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ КЛІНІЧНИХ РІШЕНЬ ДЛЯ СІМЕЙНОГО ЛІКАРЯ

У статті розглянуто проєктування рекомендаційної системи підтримки прийняття клінічних рішень для сімейного лікаря в умовах зростання обсягів медичних даних та інформаційного перевантаження. Проаналізовано сучасні підходи до побудови Health Recommender Systems і виявлено їхні основні обмеження, зокрема недостатню пояснюваність (тобто здатності алгоритму обґрунтувати, чому було запропоновано певне рішення або рекомендацію), складність інтеграції з електронними медичними записами та ризики конфіденційності даних. Запропоновано проєктну модель рекомендаційної системи, що поєднує методи штучного інтелекту, бази знань доказової медицини та підходи Explainable AI. Розроблено контекстну, функціональну, поведінкову та компонентну діаграми, які формалізують архітектуру та логіку взаємодії системи. Запропонована модель орієнтована на практичне застосування та спрямована на підвищення обґрунтованості клінічних рішень і зменшення кількості необґрунтованих обстежень.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА, РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА, ПІДТРИМКА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, СІМЕЙНИЙ ЛІКАР, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, МОДЕЛЬ, ГЛИБОКЕ НАВЧАННЯ

M. A. Grinchenko, D. V. Lisova, D. O. Kutsenko. Conceptual design of a clinical decision support recommender system for family physicians. The article is devoted to the design of a recommendation system for clinical decision support for family physicians in the context of increasing volumes of medical data and information overload. Modern approaches to the development of Health Recommender Systems are analyzed, and their key limitations are identified, including insufficient explainability, limited integration with electronic medical records, and data privacy risks. A project-oriented model of a recommendation system that combines artificial intelligence methods, evidence-based medicine knowledge bases, and Explainable AI approaches is proposed. Context, functional, behavioural, and component diagrams are developed to formalise the system architecture and interaction logic. The proposed model is oriented toward practical application and aims to improve the validity of clinical decisions and reduce unnecessary diagnostic tests.

INTELLIGENT SYSTEM, RECOMMENDATION SYSTEM, DECISION SUPPORT, FAMILY DOCTOR, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, MODEL, DEEP LEARNING

Вступ

У сучасних умовах стрімкої цифровізації медицини особливої актуальності набуває питання підвищення ефективності процесу прийняття клінічних рішень на первинному етапі надання медичної допомоги. Сімейний лікар щоденно опрацьовує значні обсяги інформації, що вимагають оперативного аналізу даних пацієнта та формування індивідуального плану лікування відповідно до чинних медичних протоколів і рекомендацій.

Різноманітність джерел клінічних даних, поява нових методів діагностики, велика кількість лікарських засобів і постійне оновлення медичних настанов створюють ефект інформаційного перевантаження, який суттєво ускладнює вибір оптимального лікувального підходу. Згідно з результатами багаторічних досліджень, понад 20% лабораторних тестів та інструментальних обстежень виконуються невиправдано або помилково, що призводить до зростання фінансових витрат, нераціонального використання ресурсів і затримок у постановці діагнозу [1].

Одним з перспективних напрямів вирішення цих проблем є інтелектуальні системи, які допомагають лікарям приймати рішення (Clinical Decision Support Systems, CDSS).

Інтелектуальна система – це штучна система, здатна сприймати навколишнє середовище, аналізувати дані, навчатися на основі досвіду та приймати раціональні рішення для досягнення визначеної мети [2]. Вона поєднує методи штучного інтелекту, машинного навчання та обробки знань, забезпечуючи автономність і адаптивність.

Одним із різновидів інтелектуальних систем є рекомендаційні системи (Recommender Systems), які спеціалізуються на формуванні персоналізованих пропозицій. Згідно з [3], рекомендаційна система – це програмна система, що прогнозує переваги користувача або “рейтинг” об’єкта, використовуючи інформацію про минулу поведінку та схожих користувачів. У медицині такі системи отримали назву Health Recommender Systems (HRS) і використовуються для створення персоналізованих планів лікування, вибору

діагностичних тестів або профілактичних заходів [4]. Інтелектуальні системи у сфері охорони здоров'я активно застосовують методи штучного інтелекту для аналізу клінічних даних пацієнтів, прогнозування перебігу захворювань і формування доказових рекомендацій. Зокрема, медичні рекомендаційні системи розглядаються як один із ключових напрямів розвитку цифрової медицини, оскільки забезпечують персоналізований підхід до кожного пацієнта шляхом інтеграції його індивідуальних характеристик, історії хвороби та сучасних клінічних протоколів. Такі системи виконують не лише інформаційно-консультативну функцію для пацієнтів, надаючи поради щодо лікування, профілактики або способу життя, але й допомагають лікарям приймати обгрунтовані клінічні рішення тобто обирати оптимальні діагностичні тести, терапевтичні стратегії та лікарські засоби з урахуванням індивідуальних особливостей організму, супутніх патологій і можливих протипоказань [5, 6]. Попри значний прогрес у розвитку таких систем, більшість існуючих рішень залишається вузькоспеціалізованими (орієнтованими на кардіологію, онкологію, ендокринологію тощо) або спрямованими переважно на підтримку пацієнтів, а не лікарів-практиків [7, 8]. Попри досягнутий прогрес у галузі інтелектуальних медичних систем, багато існуючих рішень характеризуються відсутністю пояснювальності (explainability), тобто здатності алгоритму обгрунтувати, чому було запропоновано певне рішення або рекомендацію.

Недостатня прозорість у роботі моделей штучного інтелекту створює бар'єри для формування довіри з боку медичних працівників і знижує ефективність впровадження таких технологій у клінічну практику [9, 10, 11, 12]. Як зазначено в дослідженнях [10, 11], пояснюваність є ключовим чинником для прийняття медичних інформаційних систем лікарями, оскільки вона безпосередньо пов'язана з етичними аспектами, відповідальністю та контролем якості рішень. Відповідно до міжнародних стандартів GDPR (General Data Protection Regulation) [13] та HIPAA (Health Insurance Portability and Accountability Act) [14] у процесах обробки медичних даних особливу увагу приділено прозорості, безпеці та етичності, що передбачає можливість відстеження логіки прийняття рішень системою [5, 12].

З огляду на зазначене, виникає потреба у створенні рекомендаційної системи підтримки прийняття рішень, яка поєднувала б точність аналітичних алгоритмів із можливістю пояснення результатів і забезпечувала контроль із боку лікаря. Така система має допомагати сімейному лікарю швидко визначати доцільні обстеження, уникати зайвих тестів, формувати раціональний план лікування та, як наслідок, підвищувати якість медичної допомоги.

1. Огляд рекомендаційних систем у медицині

У сучасній медицині рекомендаційні системи, відомі як HRS, розглядаються як один із найперспективніших напрямів розвитку цифрових технологій. Їхнє основне призначення полягає у підтримці прийняття клінічних рішень та персоналізації медичних послуг для кожного пацієнта [5].

Головною функцією таких систем є аналіз клінічних даних, включно з результатами обстежень, симптомами, медичними протоколами та історією хвороби пацієнта, з метою формування обгрунтованих рекомендацій для лікаря. На відміну від традиційних експертних систем, які базуються на жорстко визначених правилах, HRS використовують методи штучного інтелекту, машинного навчання та обробки природної мови, що дає змогу створювати гнучкі, контекстно-залежні поради та прогнози [6]. Результати сучасних досліджень свідчать, що понад 7% усіх запитів у Google пов'язані з питаннями здоров'я, що демонструє високий рівень зацікавленості користувачів у персоналізованій медичній інформації [7]. Проте надлишок даних у відкритих джерелах часто призводить до інформаційного перевантаження як серед пацієнтів, так і серед лікарів. У цьому контексті системи HRS виконують функцію інтелектуального фільтра, який забезпечує користувачам доступ до перевіреної, науково обгрунтованої інформації щодо діагностики, лікування, профілактики або вибору лікарських засобів. Використання таких систем сприяє підвищенню ефективності роботи лікарів, зменшенню кількості помилкових діагнозів і оптимізації процесу лікування [5]. Пандемія COVID-19 істотно прискорила цифрову трансформацію медицини: обмеження фізичного доступу до лікарів та нестача ресурсів зумовили різке зростання попиту на автоматизовані інструменти дистанційної консультації та системи підтримки прийняття клінічних рішень [7]. Саме в цей період HRS продемонстрували свою ефективність у телемедицині, дистанційному моніторингу пацієнтів та підборі індивідуальних стратегій лікування, що підтвердило їхню значущість для сучасної системи охорони здоров'я.

Рекомендаційні системи у медицині реалізуються у низці функціональних доменів, що охоплюють різні аспекти діагностики, лікування, профілактики та реабілітації пацієнтів. Залежно від мети застосування, такі системи можна класифікувати на кілька основних напрямів:

1. Харчування та спосіб життя. HRS, орієнтовані на формування дієтичних рекомендацій, створюють персоналізовані плани харчування, враховуючи індивідуальні характеристики користувача: вік, стать, стан здоров'я, супутні захворювання, а також його харчові вподобання. Для моделювання взаємозв'язків між продуктами харчування, поживними речовинами та обмеженнями часто застосовуються онтологічні

моделі, які забезпечують семантичну сумісність між даними [5].

2. Підбір лікарських засобів. Системи цього типу спрямовані на зменшення кількості помилок при призначенні медикаментів шляхом урахування історії хвороби, результатів аналізів, взаємодій препаратів і супутніх патологій. У практиці використовуються як експертні системи на основі правил (rule-based systems), так і алгоритми колаборативної фільтрації (collaborative filtering), які підбирають терапію за аналогією з подібними клінічними випадками [6]. Наприклад, при лікуванні хронічних захворювань, таких як діабет чи мігрень, ці системи враховують тип патології, рівень ризику та фармакологічну сумісність препаратів, підвищуючи безпечність і ефективність лікування.

3. Геопросторові рекомендаційні системи. Сучасні HRS інтегрують медичні та логістичні параметри, такі як географічна доступність медичних закладів, час прибуття та наявність спеціалістів потрібного профілю. Використання концепції Health Attention Factor (HAF) дає змогу враховувати не лише клінічні характеристики, а й просторово-часовий контекст, формуючи рейтинг оптимальних медичних центрів відповідно до потреб конкретного пацієнта [7].

4. Реабілітація та відновне лікування. У цьому напрямку, HRS застосовуються для створення індивідуальних програм реабілітації, моніторингу прогресу пацієнтів і підвищення їхньої мотивації до виконання рекомендацій. Прикладом є людиноорієнтована система для пацієнтів із ортопедичними захворюваннями, що формує рекомендації на основі клінічних показників і забезпечує пояснюваність результатів [8]. Такі системи підвищують довіру з боку користувачів і сприяють дотриманню призначеного лікувального режиму.

У сучасних наукових дослідженнях спостерігається стійка тенденція до розвитку інтелектуальних медичних систем, у яких поєднуються методи штучного інтелекту, машинного та глибокого навчання для підтримки клінічних рішень. Більшість робіт у цій галузі зосереджена на підвищенні точності діагностики, персоналізації лікування та автоматизації аналізу медичних даних, зокрема за рахунок роботи з неструктурованими джерелами та складними часовими залежностями.

Окремий напрямок досліджень пов'язаний із використанням великих мовних моделей у клінічних інформаційних системах. У роботі [15] запропоновано систему MERA, що інтегрує мовні моделі з підходом Retrieval-Augmented Generation (RAG) для пошуку аналогічних клінічних випадків, формування звітів і підтримки прийняття рішень. Автори наголошують на підвищенні пояснюваності результатів і можливості роботи з неструктурованими даними, водночас

відзначаючи високу обчислювальну складність реалізації. Подібні ідеї простежуються й у дослідженні [17], де великі мовні моделі застосовано в медичних чат-ботах. Поєднання генеративних підходів із механізми доповненого пошуку дозволяє підвищити точність відповідей, однак потребує додаткової адаптації до спеціалізованої медичної термінології.

Поряд із мовними моделями значна кількість робіт присвячена використанню методів машинного навчання для прогнозування клінічних подій. У систематичному огляді [16] проаналізовано застосування алгоритмів Decision Trees, Random Forest та нейронних мереж для прогнозування інфекційних захворювань. Автори показують, що ефективність таких підходів суттєво залежить від повноти та якості даних, а також від можливості стандартизації моделей для різних патологій. Аналогічні обмеження відзначаються й у роботі [19], де ансамблеві методи використовуються для автоматизованого кодування медичних записів і прогнозування повторних госпіталізацій. Хоча отримано покращення точності, модель залишається чутливою до характеристик вхідних даних. У дослідженні [20] акцент зроблено на інтерпретованості рішень за допомогою методів LIME і SHAP, що підвищує прозорість прогнозів, однак водночас обмежує модель через використання вузького набору клінічних ознак.

Окрему групу становлять роботи, спрямовані на аналіз серцево-судинних захворювань. У [18] запропоновано підхід до стратифікації ризику серцевих нападів із використанням методів кластеризації та зменшення розмірності, що дозволяє автоматично виділяти групи пацієнтів за рівнем ризику, але потребує подальшої клінічної валідації. У [22] представлено мультимодальну систему Heart-Net, яка поєднує аналіз МРТ-зображень і сигналів ЕКГ, демонструючи високу точність, проте висуваючи значні вимоги до апаратних ресурсів і обсягу даних. Дослідження [23] доповнює цей напрям, показуючи, що оптимізація гіперпараметрів у моделях SVM, ANN і Random Forest дозволяє підвищити показники якості діагностики, хоча й супроводжується зростанням часу обчислень.

Значну увагу в сучасних роботах приділено графовим і часовим моделям, що дозволяють враховувати складні взаємозв'язки між пацієнтами, захворюваннями та лікуванням. У [24] розроблено графову нейромережу TriGCN, яка моделює взаємодію між хворобами, препаратами та пацієнтами для формування персоналізованих рекомендацій, однак відзначається складністю масштабування. Подальший розвиток цього підходу представлений в [25], де контрастивне графове навчання використовується для підвищення точності рекомендацій лікарських засобів за рахунок кращого узагальнення, що, втім, супроводжується високими обчислювальними витратами. Використання Transformer-архітектур і механізмів часової уваги для

моделювання послідовностей медичних подій у [26] дозволяє підвищити рівень персоналізації рекомендацій, але потребує наявності довгих і якісних часових рядів.

Подібні ідеї простежуються й у роботах, орієнтованих на аналіз електронних медичних записів. У [27] запропоновано модель з механізмом уваги, що поєднує колаборативну фільтрацію та аналіз EHR, демонструючи високу точність рекомендацій за рахунок складної архітектури. У [28] представлено самонавчальну графову модель для прогнозування результатів лікування за умов обмеженої кількості міток, що підвищує практичну цінність підходу, але ускладнює процес навчання. Напівконтрольована GRU-модель, запропонована в [29], враховує часову динаміку клінічних ризиків, однак висуває жорсткі вимоги до точності часових позначок у даних.

Окремо слід відзначити роботи, спрямовані на покращення якості медичних даних і аналіз системних взаємозв'язків. У [30] застосування моделей BERT для виявлення аномалій у медичних записах дозволяє підвищити надійність подальшого аналізу. Подальший розвиток цієї ідеї представлено в [31], де поєднання методів машинного навчання та графових алгоритмів використано для аналізу зв'язків між медичними закладами, що забезпечує кращу масштабованість моделей.

Загалом, проаналізовані дослідження свідчать про поступовий перехід від ізольованих алгоритмічних рішень до комплексних систем, які інтегрують мовні, графові та часові моделі. Особливо перспективним напрямком є поєднання методів глибокого навчання з Explainable AI, що дозволяє не лише підвищити точність прогнозів, а й забезпечити прозорість і довіру до результатів у клінічній практиці.

Глибоке навчання є однією з ключових технологій сучасних рекомендаційних систем, оскільки дозволяє моделювати складні нелінійні залежності між медичними ознаками, анамнестичними даними та клінічними рішеннями. Серед базових архітектур глибокого навчання широко застосовується багатошарова перцептронна мережа, яка належить до класу повнозв'язних нейронних моделей. Її структура забезпечує повну взаємодію між нейронами сусідніх шарів, що створює умови для ефективного виявлення прихованих закономірностей у даних і робить таку модель придатною для задач класифікації, регресії та формування рекомендацій.

Особливою перевагою багатошарових перцептронів є їхня здатність до multi-label класифікації, коли модель формує декілька вихідних рішень одночасно. Це безпосередньо відповідає поставленій задачі визначення переліку лабораторних аналізів на основі сукупності симптомів і факторів ризику пацієнта.

Практична привабливість MLP зумовлена відносно невисокими вимогами до обсягу навчальних даних, простотою процесу навчання та можливістю гнучкої адаптації до різних типів вхідної інформації. Крім того, такі моделі характеризуються високою швидкістю та здатні досягати високої точності за умови коректного підбору архітектури й гіперпараметрів, що робить їх доцільними для використання в прикладних медичних рекомендаційних системах [21].

Аналіз сучасних наукових досліджень показав, що, попри активний розвиток технологій персоналізованої медицини, існуючі HRS мають низку суттєвих обмежень. У таблиці 1 наведено основні недоліки таких систем, виявлені в наукових джерелах, а також можливі напрями їх подолання.

Таблиця 1

Недоліки існуючих медичних рекомендаційних систем (HRS)

Недолік	Медична рекомендаційна система	Можливий напрямок покращення
Обмежена сфера застосування	Більшість HRS орієнтовані на дієтичні або фітнес-рекомендації, але не використовуються у складних клінічних рішеннях (онкологія, кардіологія тощо) [5]	Розробка універсальних HRS для підтримки лікарів загальної практики
Відсутність пояснюваності (Explainable AI)	Алгоритми часто працюють як «чорні скриньки», не надаючи пояснень своїм рішенням, що знижує довіру лікарів [32]	Використання моделей LIME, SHAP, Grad-CAM для пояснення рекомендацій
Складність оцінювання ефективності	Медичні системи потребують перевірки не лише точності, але й безпеки, клінічної доцільності, прийнятності для користувача [33]	Введення клінічних метрик (safety, utility, interpretability) у процес тестування
Проблеми з довірою лікарів і користувачів	Медики не схильні покладатися а рекомендації системи без можливості перевірити логіку її роботи [34]	Включення модуля пояснень та контролю лікаря при затвердженні рішень
Етичні та правові ризики (GDPR, HIPAA)	Недостатній захист персональних медичних даних, ризик порушення конфіденційності [35]	Використання анонімності даних і політик доступу відповідно до GDPR/HIPAA
Відсутність стандартизації даних	Різні формати та відсутність єдиних протоколів взаємодії між HRS [36]	Використання медичних онтологій (SNOMED CT, ICD-10) для узгодження даних

Підсумовуючи результати аналізу, можна зазначити, що основними недоліками сучасних медичних рекомендаційних систем є відсутність пояснюваності алгоритмів, низький рівень інтеграції з клінічними інформаційними системами, недостатній захист персональних даних, а також труднощі з оцінюванням ефективності. Це вказує на необхідність створення нової системи, яка поєднує методи штучного інтелекту, принципи доказової медицини та пояснювані алгоритми (Explainable AI), забезпечуючи при цьому конфіденційність і контроль з боку лікаря.

Саме такі вимоги покладено в основу розробленої інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для сімейного лікаря.

2. Мета та завдання дослідження

Метою дослідження є підвищення якості формування плану лікування пацієнтів сімейного лікаря шляхом використання запропонованої рекомендаційної системи HRS, яка формує персоналізовані рекомендації на основі симптомів, клінічних даних, анамнезу та доказових медичних протоколів.

Запропонована система передбачає застосування методів штучного інтелекту, машинного навчання та пояснюваної аналітики (Explainable AI), що дає змогу лікарю не лише отримувати обґрунтовані рекомендації, а й інтерпретувати логіку їх формування.

Система також має відповідати міжнародним стандартам GDPR та HIPAA, що гарантує захист і конфіденційність персональних медичних даних пацієнтів.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі задачі:

1. Проаналізувати сучасні підходи до побудови HRS та систем підтримки клінічних рішень (CDSS), визначити їхні переваги та обмеження [6, 7, 9].

2. Спроекувати архітектуру HRS для підтримки прийняття рішень сімейним лікарем із використанням баз знань доказової медицини та електронної медичної картки пацієнта (EMR).

3. Розробити алгоритм формування рекомендацій, який на основі введених лікарем симптомів та історії хвороби автоматично пропонує перелік обстежень і оптимальний план лікування.

4. Забезпечити пояснюваність (Explainable AI) отриманих результатів, щоб лікар міг перевірити логіку прийняття рішень системою.

5. Оцінити ефективність роботи системи за критеріями якості, прозорості, швидкості формування рекомендацій і відповідності вимогам конфіденційності медичних даних.

3. Моделювання архітектури та процесів рекомендаційної системи

З метою формалізації процесу проектування рекомендаційної системи підтримки прийняття рішень

для сімейного лікаря на даному етапі було розроблено набір структурно-функціональних діаграм. Вони стають концептуальним описом системи, дозволяючи визначити її архітектуру, основні компоненти, логіку взаємодії між ними, а також послідовність виконання ключових процесів. Діаграми, що розроблені, відображають процес проектування, забезпечуючи узгоджене бачення алгоритмічної логіки, функціональних можливостей і ролей користувачів у межах системи.

Для концептуального опису взаємодії основних компонентів рекомендаційної системи підтримки прийняття рішень сімейного лікаря на етапі проектування побудовано контекстну діаграму, наведену на рис. 1. Вона відображає межі системи, а також її взаємодію з ключовими зовнішніми сутностями, що беруть участь у процесі формування рекомендацій.

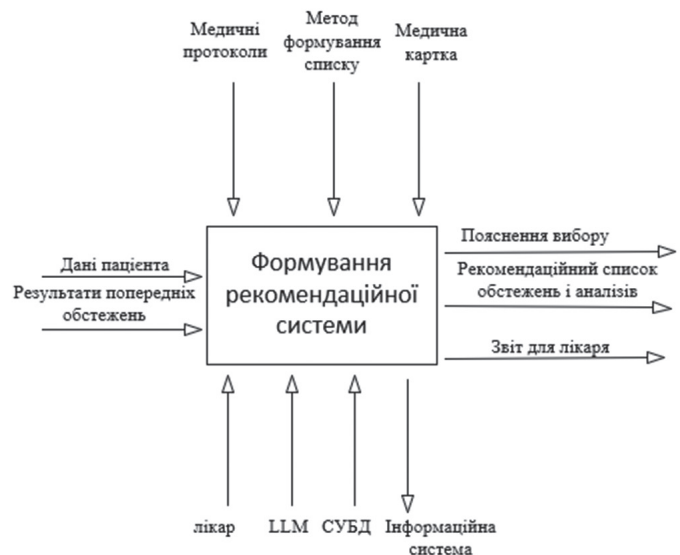


Рис. 1. Контекстна діаграма рекомендаційної системи підтримки прийняття рішень

На діаграмі показано, що система отримує вхідні дані від пацієнта у вигляді симптомів і результатів попередніх обстежень, які слугують основою для подальшого аналізу. Джерелами знань для прийняття рішень виступають медичні протоколи та метод формування списку рекомендованих обстежень, що визначають логіку побудови рекомендацій. Додаткову клінічну інформацію система отримує з електронної медичної картки пацієнта, яка містить історію хвороби та попередні дані про стан здоров'я.

Результати роботи рекомендаційної системи передаються до інформаційної системи медичного закладу та системи управління базами даних, де здійснюється збереження сформованих рекомендацій, пояснень до них і звітної інформації. Кінцевим користувачем системи є лікар, який отримує рекомендаційний список обстежень, пояснення до сформованих рішень і підсумковий звіт для підтримки клінічного вибору.

На основі контекстної діаграми розроблено функціональну модель, наведену на рис. 2, яка деталізує внутрішню логіку функціонування рекомендаційної системи та основні етапи обробки клінічної

інформації. Модель відображає послідовність процесів від надходження вхідних даних пацієнта до формування рекомендацій і збереження результатів у медичній інформаційній системі.



Рис. 2. Функціональна модель рекомендаційної системи підтримки прийняття рішень

Центральним механізмом реалізації аналітичних процесів є модулі штучного інтелекту, зокрема AI/LLM-модель, які використовуються на етапах аналізу клінічних даних та формування переліку рекомендованих обстежень. У моделі поєднуються введені симптоми, результати попередніх обстежень і дані з електронної медичної картки з формалізованими медичними протоколами та методами рекомендаційної системи, що дозволяє сформулювати попередній клінічний висновок і обґрунтований список рекомендацій.

Після цього рекомендаційний список, пояснення та супровідна інформація передаються до модуля збереження результатів, де з урахуванням політик зберігання даних здійснюється їх інтеграція в електронну медичну картку пацієнта та інформаційну систему медичного закладу. Підтримку обміну інформацією між функціональними блоками забезпечують база даних і система управління даними.

На рівні управління функціями визначається роль лікаря, який ініціює введення клінічних даних, здійснює перегляд результатів аналізу та приймає рішення щодо затвердження сформованого списку обстежень. Таким чином, функціональна модель рекомендаційної системи підтримки прийняття рішень демонструє структуровану функціональну схему, у якій чітко визначено роль методів штучного інтелекту, інформаційних ресурсів і користувача в процесі підтримки клінічних рішень.

Проектування системи рекомендаційної системи підтримки прийняття рішень

Для опису функціональної взаємодії користувачів із рекомендаційною системою на етапі проектування

побудовано діаграму варіантів використання, наведену на рис. 3. Вона відображає основні сценарії роботи користувачів із системою та їхню роль у процесі формування рекомендацій.

На діаграмі визначено два актори: лікар і адміністратор. Лікар є основним користувачем системи та здійснює авторизацію, введення даних пацієнта і ініціацію формування списку рекомендованих обстежень. У процесі роботи він має можливість перегляду пояснень до рекомендацій, редагування та затвердження сформованого переліку, а також формування підсумкового звіту з можливістю його збереження або інтеграції в електронну медичну картку.

Адміністратор виконує технічні функції, пов'язані з підтримкою роботи системи, зокрема перегляд звітів і управління записами в базі даних. Використані на діаграмі зв'язки відображають залежності між варіантами сценаріїв та послідовність виконання дій, що дозволяє представити узгоджену модель системи з погляду користувачів.

Для відображення послідовності дій під час формування рекомендацій на етапі проектування розроблено діаграму діяльності, наведену на рис. 4. Вона ілюструє взаємодію лікаря, рекомендаційної системи та бази даних у процесі аналізу клінічної інформації та прийняття рішень щодо призначення обстежень.

Процес починається з авторизації лікаря та введення симптомів пацієнта. Отримані дані надходять до рекомендаційної системи, яка доповнює їх інформацією з електронної медичної картки та ініціює запит до бази знань для отримання відповідних клінічних протоколів.

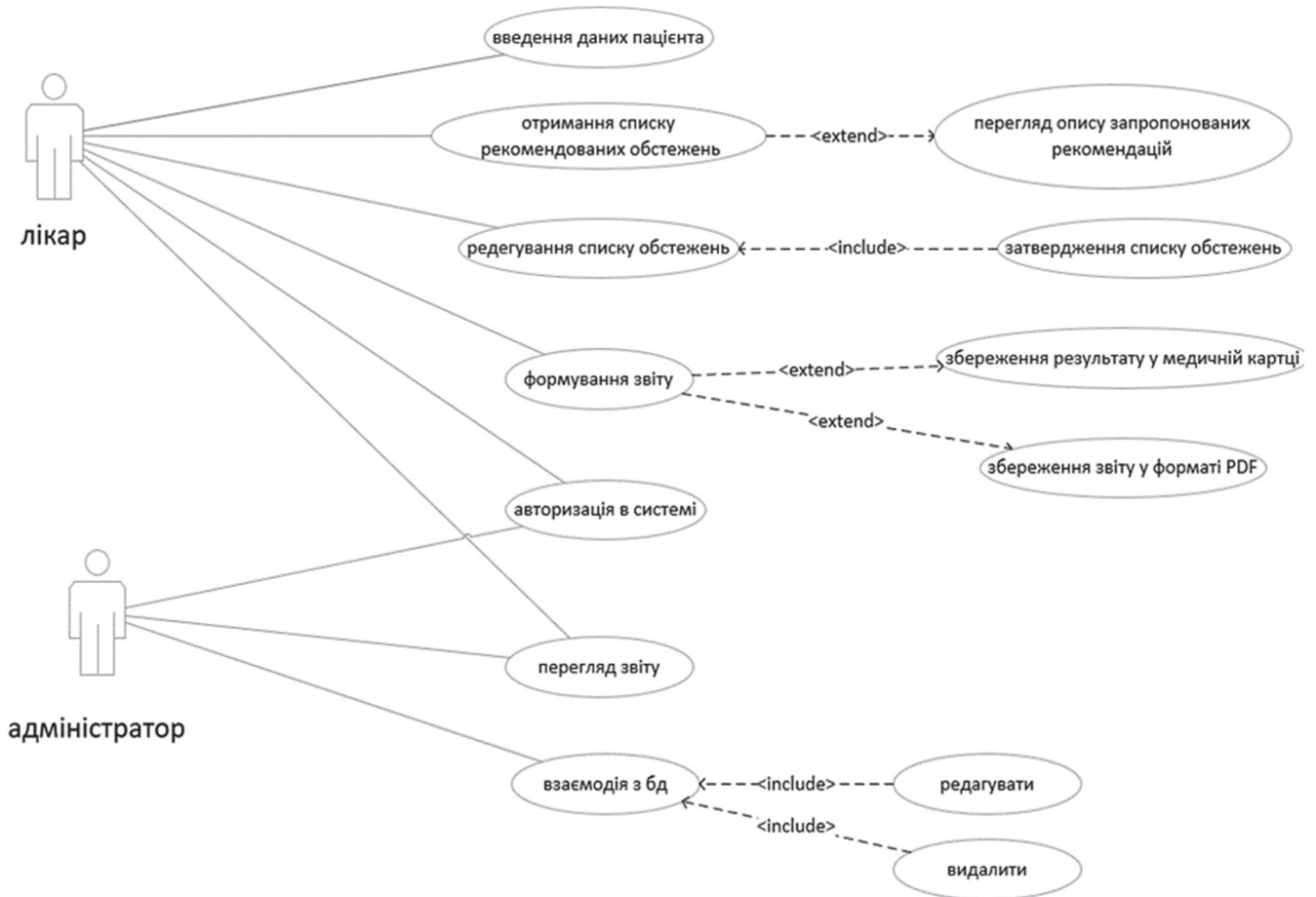


Рис. 3. Діаграма варіантів використання системи підтримки прийняття рішень для сімейного лікаря

На основі зібраної інформації виконується аналітична обробка з використанням методів штучного інтелекту (AI/LLM), у результаті чого формується список рекомендованих обстежень.

Для забезпечення прозорості прийняття рішень система генерує пояснення до сформованих рекомендацій із застосуванням підходів Explainable AI. Лікар здійснює перегляд результатів і, залежно від їхньої відповідності клінічній ситуації, затверджує запропонований перелік або вносить корективи. Після остаточного затвердження результати зберігаються в базі даних, а система формує підсумковий звіт, який може бути інтегрований у електронну медичну картку пацієнта або експортований у зовнішній формат.

Таким чином, діаграма діяльності відображає узгоджену логіку функціонування рекомендаційної системи від введення даних до формування фінального результату та фіксує ключову роль методів штучного інтелекту в підтримці клінічних рішень.

Завершальним етапом проектування є діаграма компонентів, наведена на рис. 5, яка відображає архітектурну структуру рекомендаційної системи та взаємодію її програмних складових. Діаграма фіксує логічний поділ системи на функціональні модулі та показує їхню роль у реалізації процесу формування рекомендацій.

Архітектура системи включає модуль введення клінічних даних, аналітичний модуль на основі методів штучного інтелекту, компонент пояснюваності рішень, модуль генерації звітів, а також засоби зберігання даних і взаємодії з користувачем. Аналітична обробка інформації та формування рекомендацій здійснюються із залученням AI/LLM-моделей, які використовують клінічні протоколи як зовнішнє джерело знань. Модуль пояснюваності забезпечує інтерпретацію результатів, що підвищує прозорість прийняття рішень для лікаря.

Згенеровані рекомендації та звітні матеріали передаються до електронної медичної картки пацієнта та зберігаються в базі даних, що забезпечує цілісність і відтворюваність результатів. Модуль авторизації відповідає за контроль доступу до системи та коректну ідентифікацію користувачів. Таким чином, діаграма компонентів відображає узгоджену взаємодію програмних модулів і логіку обміну даними між ними в межах рекомендаційної системи.

Таким чином, розроблені діаграми формують цілісну проектну модель рекомендаційної системи, що визначає її функціональну логіку, архітектуру та механізми підтримки клінічних рішень із використанням методів штучного інтелекту.

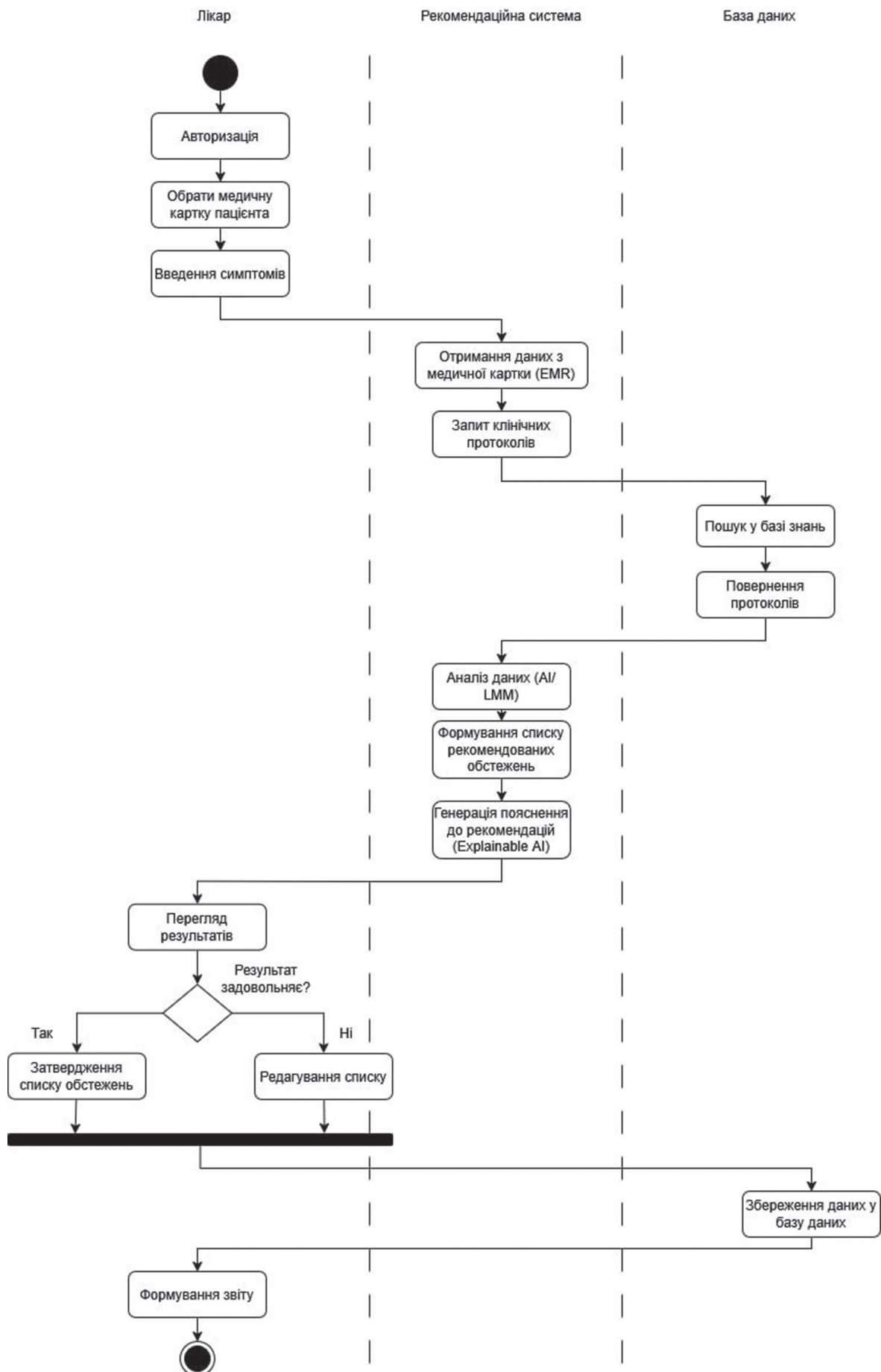


Рис. 4. Діаграма діяльності системи підтримки прийняття рішень для сімейного лікаря

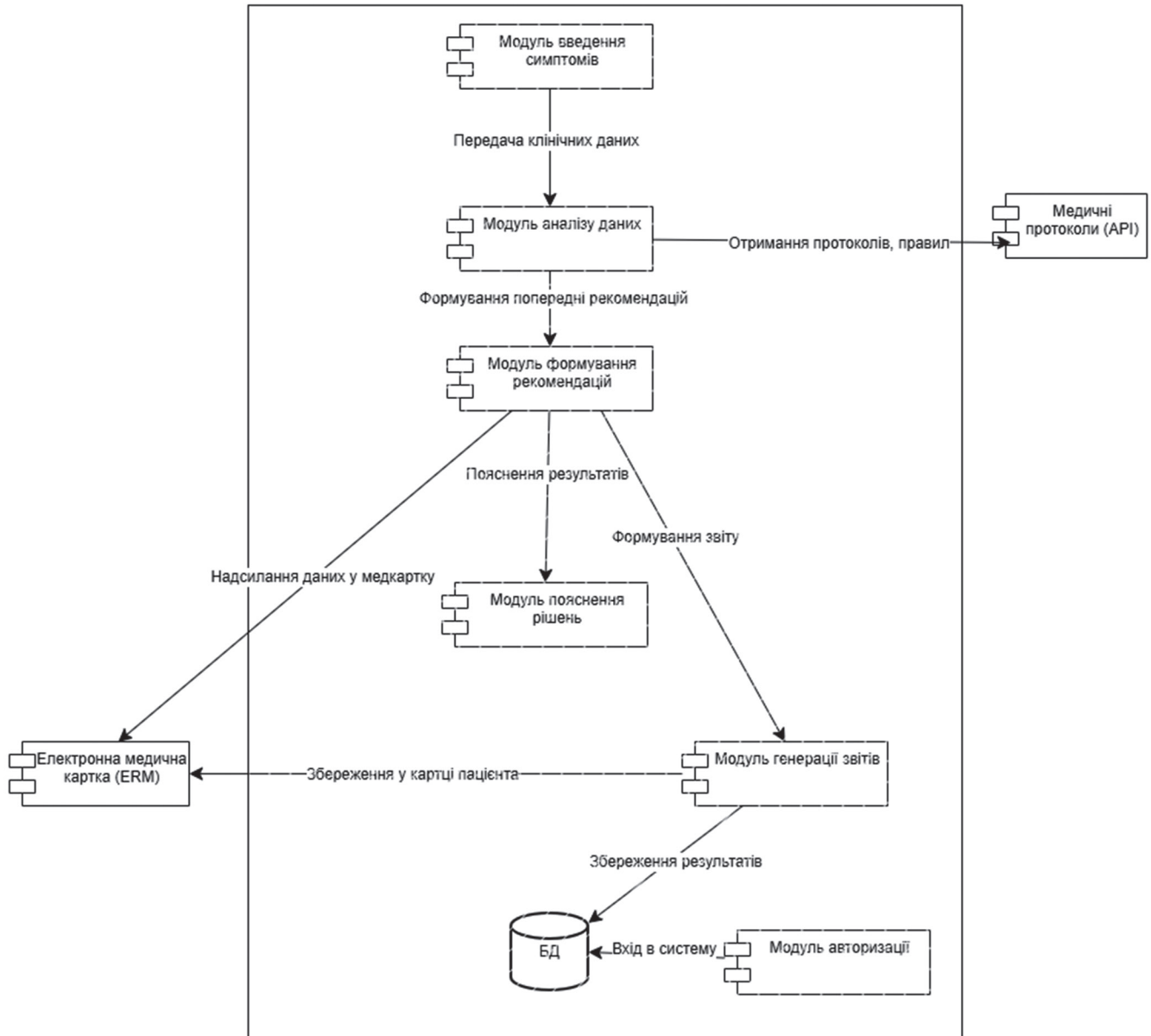


Рис. 5. Діаграма компонентів системи прийняття рішень для сімейного лікаря

Висновки

У статті проведено аналіз сучасних досліджень у галузі рекомендаційних систем для медицини, зокрема систем підтримки прийняття клінічних рішень на основі методів штучного інтелекту. Показано, що більшість наявних HRS орієнтовані на окремі медичні напрями або спеціалізовані клінічні задачі та недостатньо враховують потреби лікарів первинної ланки, зокрема в частині інтеграції з повсякденною клінічною практикою та забезпечення прозорості рекомендацій.

На основі проведеного аналізу сформовано концепцію рекомендаційної системи підтримки прийняття рішень для сімейного лікаря, орієнтовану на формування переліку лабораторних обстежень з урахуванням симптомів, анамнезу та клінічних протоколів. У дослідженні виконано структурно-функціональне

проекування системи, що включає розробку контекстної діаграми, функціональної моделі, діаграми варіантів використання, діаграми діяльності та діаграми компонентів. Побудовані моделі дозволили формалізувати архітектуру системи, логіку взаємодії її компонентів і дії користувачів, а також визначити роль методів штучного інтелекту та Explainable AI у процесі формування рекомендацій.

Запропонована проектна модель створює основу для подальшої реалізації рекомендаційної системи, орієнтованої на підтримку роботи лікаря, підвищення обґрунтованості клінічних рішень і зменшення кількості необґрунтованих обстежень. Отримані результати можуть бути використані як основа для подальших досліджень, експериментальної реалізації та впровадження інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень у практику сімейної медицини.

Список літератури

- [1] Zhi M., Ding E. L., et al. (2013). The landscape of inappropriate laboratory testing: a 15-year meta-analysis / *PLoS ONE*. – Vol. 8, No. 11. – e78962. – URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0078962> (дата звернення: 11.11.2025).
- [2] Dobrowolski T. (2020). What is an Intelligent System? // *ResearchGate*. URL: DOI: 10.13140/RG.2.2.25833.01129 (дата звернення: 11.11.2025).
- [3] Bobadilla J., Ortega F., Hernando A., Gutierrez A. (2013). Recommender Systems Survey // *Knowledge-Based Systems*. – Vol. 46. – P. 109–132. URL: DOI: 10.1016/j.knsys.2013.03.012 (дата звернення: 11.11.2025).
- [4] Zhou H., Xiong F., Chen H. (2023). A Comprehensive Survey of Recommender Systems Based on Deep Learning // *Applied Sciences*. – Vol. 13, No. 20. – Article ID 11378. URL: DOI: 10.3390/app132011378 (дата звернення: 11.11.2025).
- [5] Tran T. N. T., Nguyen P. T. T., Nguyen N. T. et al. (2020). *Recommender systems in the healthcare domain: state-of-the-art and research issues*. *Journal of Intelligent Information Systems*. URL: DOI: 10.1007/s10844-020-00633-6 (дата звернення: 11.11.2025).
- [6] Cai Y., et al. (2022). *Health Recommender Systems Development, Usage, and Evaluation from 2010 to 2022: A Scoping Review*. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(22), 15115. URL: DOI: 10.3390/ijerph192215115 (дата звернення: 11.11.2025).
- [7] Torres-Ruiz M., Quintero R., Guzman M., Chui M. (2023). *Healthcare Recommender System Based on Medical Specialties, Patient Profiles, and Geospatial Information*. *Sustainability*, 15(1), 499. URL: DOI: 10.3390/su15010499 (дата звернення: 11.11.2025).
- [8] Singh A., Schooley B., Mobley J., et al. (2025). *Human-Centered Design of a Health Recommender System for Orthopaedic Shoulder Treatment*. *BMC Medical Informatics and Decision Making*. URL: <https://bmcmmedinformdecismak.biomedcentral.com> (дата звернення: 11.11.2025).
- [9] Ammeling J., Aubreville M., et al. (2025). *An Interdisciplinary Perspective on AI-Supported Decision Making in Medicine* // *Technology in Society*. URL: DOI: 10.1016/j.techsoc.2024.102791 (дата звернення: 11.11.2025).
- [10] Frasca M., La Torre D., Pravettoni G., Cutica I. (2024). *Explainable and Interpretable Artificial Intelligence in Medicine: A Systematic Bibliometric Review* // *SpringerLink*. URL: DOI: 10.1007/s44163-024-00114-7 (дата звернення: 11.11.2025).
- [11] Gambetti A., Han Q., Soares C. (2025) *A Survey on Human-Centered Evaluation of Explainable AI Methods in Clinical Decision Support Systems* // *arXiv preprint*. URL: DOI: 10.48550/arXiv.2502.09849 (дата звернення: 11.11.2025).
- [12] Ali O., Abdelbaki W., et al. (2023). *A Systematic Literature Review of Artificial Intelligence in the Healthcare Sector: Benefits, Challenges, Methodologies, and Functionalities* // *Journal of Innovation & Knowledge*. URL: DOI: 10.1016/j.jik.2023.100333 (дата звернення: 11.11.2025).
- [13] Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council (General Data Protection Regulation), OJ L 119, 04.05.2016, as amended by OJ L 127, 23.5.2018.
- [14] HIPAA Guide. *HIPAA Compliance Guide*. URL: <https://www.hipaaguide.net/hipaa-compliance-guide/> (дата звернення: 11.11.2025).
- [15] Ibrahim, A.; Khalili, A.; et al. (2025). MERA: Medical Electronic Records Assistant. *Mach. Learn. Knowl. Extr.* 7, 73. URL: <https://doi.org/10.3390/make7030073> (дата звернення: 11.11.2025).
- [16] Santangelo, O.E.; Gentile, V.; et al. (2023). Machine Learning and Prediction of Infectious Diseases: A Systematic Review. *Mach. Learn. Knowl. Extr.* 5, 175-198. URL: <https://doi.org/10.3390/make5010013> (дата звернення: 11.11.2025).
- [17] Bora, A.; Cuayáhuitl, H. (2024). Systematic Analysis of Retrieval-Augmented Generation-Based LLMs for Medical Chatbot Applications. *Mach. Learn. Knowl. Extr.* 6, 2355-2374. URL: <https://doi.org/10.3390/make6040116> (дата звернення: 11.11.2025).
- [18] Gonzalez-Franco, J.D. et al. (2025) Revolutionizing Cardiac Risk Assessment: AI-Powered Patient Segmentation Using Advanced Machine Learning Techniques. *Mach. Learn. Knowl. Extr.* 7, 46. URL: <https://doi.org/10.3390/make7020046> (дата звернення: 11.11.2025).
- [19] Yin, Y.; Shao, Y.; et al. (2025) Machine-Learned Codes from EHR Data Predict Hard Outcomes Better than Human-Assigned ICD Codes. *Mach. Learn. Knowl. Extr.* 7, 36. URL: <https://doi.org/10.3390/make7020036> (дата звернення: 11.11.2025).
- [20] Gao, X., Alam, S., Shi, P. et al. (2023) Interpretable machine learning models for hospital readmission prediction: a two-step extracted regression tree approach. *BMC Med Inform Decis Mak* 23, 104. URL: <https://doi.org/10.1186/s12911-023-02193-5> (дата звернення: 11.11.2025).
- [21] Rawas, S., Tafran, C., AlSaeed, D., Al-Ghreimil, N. (2024). Transforming Healthcare: AI-NLP Fusion Framework for Precision Decision-Making and Personalized Care Optimization in the Era of IoMT. *Computers, Materials & Continua*, 81(3), 4575–4601. URL: <https://doi.org/10.32604/cmcc.2024.055307> (дата звернення: 11.11.2025).
- [22] Aleskait, D. M., et al. (2024). Heart-Net: A Multi-Modal Deep Learning Approach for Diagnosing Cardiovascular Diseases. *Computers, Materials & Continua*, 80(3), 3967–3990. URL: <https://doi.org/10.32604/cmcc.2024.054591> (дата звернення: 11.11.2025).
- [23] Akhund TMNU, Al-Nuwaiser WM. (2024), Improving Prediction Efficiency of Machine Learning Models for Cardiovascular Disease in IoST-Based Systems through Hyperparameter Optimization. *Computers, Materials & Continua*, 80(3): 3485–3506. URL: <https://doi.org/10.32604/cmcc.2024.054222> (дата звернення: 11.11.2025).
- [24] Zhou, H., Liao, S., & Guo, F. (2024). TriGCN: Graph Convolution Network Based on Tripartite Graph for Personalized Medicine Recommendation System. *Systems*, 12(10), 398. URL: <https://doi.org/10.3390/systems12100398> (дата звернення: 11.11.2025).
- [25] Li, X., Zhang, Y., Li, X., Wei, H., & Lu, M. (2023). DGCL: Distance-wise and Graph Contrastive Learning for medication recommendation. *Journal of Biomedical Informatics*, 139, 104301. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2023.104301> (дата звернення: 11.11.2025).

- [26] Su Y, Shi Y, Lee W, Cheng L, Guo H. (2022) TAHNet: Time-aware hierarchical dependency network for medication recommendation. *J Biomed Inform.* May; 129: 104069. URL: doi: 10.1016/j.jbi.2022.104069 (дата звернення: 11.11.2025).
- [27] Mi, J., Wang, D., et al. (2024). *ACDNet: Attention-guided Collaborative Decision Network for effective medication recommendation.* / *Journal of Biomedical Informatics, Volume 149, 104570* URL: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2023.104570> (дата звернення: 11.11.2025).
- [28] Liu, Y., Zhang, Z., et al. (2025). GatorCLR: Personalized predictions of patient outcomes on electronic health records using self-supervised contrastive graph representation. *Journal of biomedical informatics*, 168, 104851. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2025.104851> (дата звернення: 11.11.2025).
- [29] Nogues, I. E., Wen, J., et al. (2024). Semi-supervised Double Deep Learning Temporal Risk Prediction (SeDDLer) with Electronic Health Records. *Journal of biomedical informatics*, 157, 104685. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2024.104685> (дата звернення: 11.11.2025).
- [30] Niu, H., Omitaomu, O. A., et al. (2024). EHR-BERT: A BERT-based model for effective anomaly detection in electronic health records. *Journal of biomedical informatics*, 150, 104605. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2024.104605> (дата звернення: 11.11.2025).
- [31] Niu, H., Omitaomu, O. A., et al. (2025). Anomaly Detection in Electronic Health Records Across Hospital Networks: Integrating Machine Learning With Graph Algorithms. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 29(5), 3723–3735. URL: <https://doi.org/10.1109/JBHI.2025.3527752> (дата звернення: 11.11.2025).
- [32] Frasca, M., La Torre, D., Pravettoni, G., & Cutica, I. (2024). *Explainable and Interpretable Artificial Intelligence in Medicine: A Systematic Bibliometric Review. AI and Ethics*, Springer. URL: DOI: 10.1007/s44163-024-00114-7 (дата звернення: 11.11.2025).
- [33] Cai, Y., Liu, J., Xu, J., & Xie, J. (2022). *Health Recommender Systems Development, Usage, and Evaluation from 2010 to 2022: A Scoping Review. International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(22), 15115. URL: DOI: 10.3390/ijerph192215115 (дата звернення: 11.11.2025).
- [34] Ammeling, J., Aubreville, M., et al. (2025). *An Interdisciplinary Perspective on AI-Supported Decision Making in Medicine. Technology in Society*, 75, 102791. URL: DOI: 10.1016/j.techsoc.2024.102791 (дата звернення: 11.11.2025).
- [35] Torres-Ruiz, M., Quintero, R., et al. (2023). *Healthcare Recommender System Based on Medical Specialties, Patient Profiles, and Geospatial Information. Sustainability*, 15(1), 499. URL: DOI: 10.3390/su15010499 (дата звернення: 11.11.2025).
- [36] Sharma, V., Samant, S. S., et al. (2024). An Integrative Framework for Healthcare Recommendation Systems: Leveraging the Linear Discriminant Wolf–Convolutional Neural Network (LDW-CNN) Model. *Diagnostics*, 14(22), 2511. URL: DOI: 10.3390/diagnostics14222511 (дата звернення: 11.11.2025).

Received (Надійшла) 20.01.2026

Accepted for publication (Прийнята до друку) 15.02.2026

Publication date (Дата публікації) 27.03.2026