УДК 004.9:616-07
DOI https://doi.org/10.32782/2663-5941/2025.4.2/11

Гончаров Д.С.
Чорноморський національний університет імені Петра Могили

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ МОНІТОРИНГУ СТАНУ ЗДОРОВ'Я ЛЮДИНИ НА ОСНОВІ ДАНИХ СЕНСОРНИХ МЕРЕЖ

Стаття присвячена актуальним проблемам традиційних систем моніторингу стану здоров'я, такі як інформаційне перевантаження та втома від сигналів тривоги медперсоналу, відсутність безперервності та точності даних, а також обмежений доступ до медичної допомоги. Її метою є систематизація та аналіз сучасних інтелектуальних моделей та методів моніторингу стану здоров'я людини з використанням сенсорних мереж. Зокрема, розглянуто основні типи бездротових сенсорних мереж (англ. Wireless Sensor Network, WSN) та носимих пристроїв для збору фізіологічних даних, а також концепція інтернет-медичних систем (англ. Internet of Mtdical Things, IoMT), що створює взаємопов'язану екосистему для автоматизованого збору та аналізу медичних даних.

У статті визначено етапи попередньої обробки сенсорних даних, які є критично важливими для ефективності інтелектуальних систем. Детально проаналізовано провідні алгоритми машинного навчання (англ. Machine Learning, ML) та глибокого навчання, що застосовуються для обробки, аналізу та інтерпретації медичних даних. З'ясовано, що ці алгоритми дозволяють виявити аномалії, класифікувати активність, прогнозувати загострення хронічних захворювань та створювати точніші системи для ранньої діагностики.

Окрім того, у статті розкрито ключові невирішені проблеми, такі як безпека та конфіденційність даних, інтероперабельність та інтеграція різнорідних даних, адаптивність та персоналізація моделей, обмеження проактивного прогнозування патологій та інтерпретованість моделей штучного інтелекту. З'ясовано, що вирішення цих проблем може полягати у впровадженні підходу роботи з великими даними, засобів штучного інтелекту для проактивного прогнозування та провадження спеціальних тренінгів для медперсоналу, направлених на їхнє ознайомлення з принципами роботи моделей ШІ, які використовуються у системах моніторингу. Зроблено висновок, що доцільність та ефективність таких підходів потребує подальшого дослідження.

Ключові слова: *інтелектуальні моделі, моніторинг здоров'я, сенсорні мережі, бездротові сенсорні мережі, інтернет медичних речей, штучний інтелект, машинне навчання.*

Постановка проблеми. Традиційні системи моніторингу стану здоров'я людини стикаються з великою кількістю суттєвих обмежень та низькою ефективністю, які перешкоджають наданню своєчасної медичної допомоги. Такі проблеми створюють передумови для пошуку нових інтелектуальних рішень на основі сенсорних мереж.

Одною з головних проблем є інформаційне перевантаження та втома медперсоналу від сигналів тривоги. Медичні працівники часто працюють на межі своїх можливостей, що супроводжується надмірним обсягом даних та ускладнює своєчасне виявлення найважливішої інформації про пацієнта. Така ситуація призводить до затримок надання необхідної пацієнту допомоги, що сприяє ускладненню поточного стану його здоров'я та до погіршення результатів його лікування [11, с. 698].

Також, значна частина традиційних систем спостереження за станом здоров'я пацієнтів схильні до частих хибних сигналів тривоги. Велика кількість таких спрацьовувань може призвести до звикання медперсоналу до недійсних тривожних сигналів. Таким чином, медпрацівники можуть почати повільніше реагувати на них або перестати звертати на них увагу взагалі. А це, в свою чергу, може призвести до небезпечних наслідків, таких як різке погіршення стану або до смерті пацієнта [11, с. 672].

Ще однією проблемою є відсутність безперервності та точності даних, отриманих з сенсорів. Це пов'язано з тим, що багато існуючих систем моніторингу стану пацієнтів є стаціонарними, що ускладнює безперервний супровід пацієнта такими системами.

Значною проблемою, також, є обмежений доступ до медичної допомоги та нерівність у її

© Гончаров Д.С., 2025
Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0

наданні. Доступ до традиційної медичної допомоги суттєво ускладнюється різними чинниками, включаючи нестачу медичних працівників, яка спричинена військовою агресією Росії проти України (багато лікарів мобілізовано), значні відстані, які багато пацієнтів вимушені подолати для отримання медичних послуг, проблеми з транспортом, висока вартість лікування (в тому числі медикаментів), що впливає на рішення пацієнтів вчасно звернутися за медичною допомогою, та відсутність надійного широкосмугового доступу до інтернету, необхідного для телемедичних послуг [12, с. 67].

Ще однією проблемою є нерівність у доступі до медичних технологій, оскільки не кожен пацієнт з огляду на різні чинники може собі дозволити вільний доступ до медичних технологій, що посилює існуючі диспропорції [13, с. 3]. Таким чином, вирішення цих технологічних та доступових чинників за допомогою інтелектуальних систем є не просто питанням підвищення ефективності, а досягнення фундаментальної рівності в охороні здоров'я та соціальної справедливості.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблема моніторингу стану здоров'я людини активно досліджується в останні десятиліття, що зумовлено прогресом у галузі біомедичної інженерії, сенсорних технологій, інформатики та штучного інтелекту. Велика кількість наукових робіт присвячена розробці портативних носимих пристроїв для збору основних медичних показників пацієнтів.

Дослідження [1] присвячене використанню бездротових сенсорних мереж для моніторингу стану здоров'я. Авторами розглянуто можливості бездротового та віддаленого моніторингу стану пацієнтів, що покращує спостереження за перебігом захворювання, для впровадження індивідуального підходу в медицині. Особливу увагу приділено застосуванню вебслужб на пристроях (англ. Web Services on Devices, WSD) для моніторингу життєво важливих показників, допомоги особам похилого віку та спостереження за навколишнім середовищем в медичних установах. Проте, подальшого дослідження потребують такі питання, як: безпеки та конфіденційності даних, надійності та сумісності систем, ефективного управління енергоспоживанням та контролю якості зібраних даних.

У роботі [2] представлено систематичний огляд бачення та досвіду роботи медичних працівників з віддаленим моніторингом стану пацієнтів (англ. Remote Patient Monitoring, RPM). Таким чином, автор дійшов висновку, що фахівці вважають RPM здійсненним і важливим у роботі медичних закладів. Окрім того, були виявлені такі переваги використання RPM у медичних закладах, як безперервний моніторинг за станом пацієнтів, покращення впевненості медперсоналу у контролі за ситуацією. Однак, впровадження RPM передбачає й деякі складнощі, наприклад, збільшення робочого навантаження на медпрацівників, підвищення тривожності пацієнтів, неточність даних, технічні труднощі, фінансові питання та проблеми конфіденційності; деякі з яких можна вирішити шляхом правильної організації роботи медзакладу. Таким чином, згідно з цією роботою актуальним напрямом подальших досліджень є вивчення впливу RPM на робоче навантаження та тривожність медперсоналу та пацієнтів, а також інтеграція штучного інтелекту (ШІ) та блокчейну для підвищення ефективності, з урахуванням проблем сумісності, доступу, безпеки даних та нормативної бази.

В роботі [3] описується, як саме використання медичних сенсорів та ШІ впливають на розвиток клінічних досліджень. Автори підкреслюють, що ці технології роблять клінічні випробування більш точними, ефективними та зручними для пацієнтів, надаючи дані в режимі реального часу та створюючи чіткішу картину стану здоров'я.

Дослідження [4] присвячене інтеграції даних з носимих сенсорів зі штучним інтелектом для моніторингу здоров'я в режимі реального часу та прогнозної діагностики. Основна увага зосереджена на тому, як це поєднання впливає на охорону здоров'я в цілому, шляхом забезпечення безперервного моніторингу та раннього виявлення проблем зі здоров'ям, а також можливість з допомогою використання моніторингових систем безперевного спостереження за перебігом захворювання та побудови персоналізованих планів лікування для пацієнтів. Проте, залишаються відкритими питання конфіденційності та безпеки даних, забезпечення точності та надійності сенсорних даних та прогнозів ШІ.

У роботі [5] від американського агентства Food and Drug administration (FDA) обговорюється роль штучного інтелекту та машинного навчання у медичному програмному забезпеченні. Основною темою є вплив на охорону здоров'я цих технологій та підхід FDA до їхнього регулювання.

У статті [8] описується вплив використання засобів штучного інтелекту на моніторинг здоров'я, причому автор не обмежується одними тільки носимими пристроями. Таким чином, у роботі було досліджено те, як ШІ забезпечує прогностичні та неінвазивні рішення догляду за пацієнтами в режимі реального часу.

Постановка завдання. Метою цього дослідження є систематизація та аналіз сучасних інтелектуальних моделей та методів моніторингу стану здоров'я людини на основі даних сенсорних мереж. Для досягнення мети поставлено такі завдання:

– розглянути основні типи сенсорних мереж та носимих пристроїв, що застосовуються для збору фізіологічних та поведінкових даних у сфері охорони здоров'я;

– проаналізувати провідні інтелектуальні алгоритми машинного та глибокого навчання, що використовуються для обробки, аналізу та інтерпретації сенсорних даних у медичній сфері;

– визначити ключові переваги та поточні обмеження існуючих підходів до інтелектуального моніторингу здоров'я а також окреслити перспективні напрямки подальших досліджень у цій галузі.

Виклад основного матеріалу. Основу інтелектуального моніторингу здоров'я становлять різноманітні архітектури сенсорних мереж. Найбільш поширеною є натільна безпровідна мережа (англ. Body Area Network, BAN), яка складається з невеликих, легких та енергоефективних сенсорів, розміщених на тілі людини або в безпосередній близькості до неї [5, с 1; 6, с. 5]. Ці сенсори збирають фізіологічні дані, а саме: електрокардіографію (ЕКГ), електроенцефалографію (ЕЕГ), температуру, пульс, рівень глюкози тощо; та передають їх на центральний пристрій, який, у свою чергу, може пересилати дані до хмарного сховища або медичного центру для подальшого аналізу [1, с. 1] (Рис. 1).

Така архітектура має низку переваг, таких як: мобільність, можливість безперервного збору даних у реальному часі та неінвазивність; що робить пристрої з її використанням ідеальними для довгострокового моніторингу стану пацієнтів як у клінічних умовах, так і в домашньому середовищі [12, с. 67].

Наступною, не менш важливою, концепцією є інтернет медичних речей (англ. Internet of Medical Things, IoMT), що є розширенням інтернету речей у сфері охорони здоров'я [4, с. 963]. IoMT поєднує медичні пристрої, сенсори, програмне забезпечення та хмарні платформи для створення взаємопов'язаної екосистеми, яка забезпечує автоматизований збір, передачу та аналіз медичних даних [3, с. 145]. Це дозволяє здійснювати віддалений моніторинг, телемедицину та персоналізований підхід до охорони здоров'я [10, с. 5].

Також, варто згадати про якість та ефективність інтелектуальних моделей, які значною мірою залежать від належного збору та попередньої обробки сенсорних даних.

Значною проблемою є інтероперабельність та інтеграція різнорідних даних. Інтеграція даних з різних типів сенсорів, пристроїв та медичних інформаційних систем залишається складним завданням. Відсутність уніфікованих стандартів та протоколів ускладнює створення комплексних систем моніторингу. Отже, використання даних з сенсорів в реальному часі призводить до накопичення дуже великих обсягів сирих різнотипних даних, які необхідно відповідним чином обробити. Таким чином, для вирішення цієї проблеми доцільно звернутись до такого підходу роботи з даними, як великі дані (англ. Big Data). Використання методів роботи з великими даними дозволяє обробити зростаючий обсяг інформації, що генерується медичними пристроями, електронними медичними записами та різноманітними сенсорами, який створює величезний потік даних, який неможливо обробляти традиційними методами. Великі данні дозволяють: збирати та консолідувати дані з різних джерел, ефективно зберігати величезний обсяг інформації, аналізувати складні взаємозв'язки та виявляти приховані закономірності та прогнозувати розвиток захворювань та оцінювати ризики.

Сирі дані, отримані від сенсорів, часто містять шум, артефакти та пропуски, що може негативно

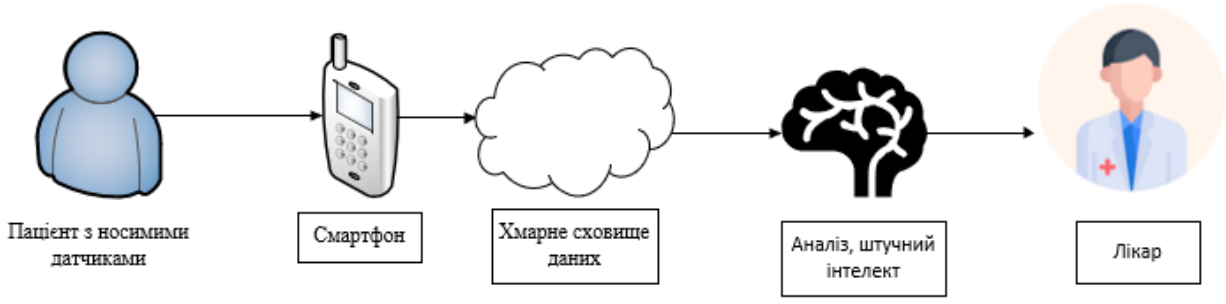

Рис. 1. Безперервний потік даних від пацієнта до лікаря

вплинути на точність аналізу. Етапи попередньої обробки даних передбачають фільтрацію шумів, нормалізацію та масштабування, сегментацію даних та виділення атрибутів.

Першим етапом обробки даних є фільтрація шумів, що передбачає застосування цифрових фільтрів для видалення небажаних компонентів сигналу, які не несуть релевантної інформації. Наступним кроком є нормалізація та масштабування, що спрямоване на приведення даних до єдиного діапазону або розподілу, аби забезпечити коректну роботу алгоритмів машинного навчання шляхом усунення впливу різнорідності даних. Далі відбувається сегментація, що полягає у розбитті безперервних потоків даних на значущі дискретні сегменти або вікна, що є передумовою для їхнього подальшого аналізу.

Останній етап – виділення ознак (атрибутів) – є особливо важливим етапом, оскільки його метою є трансформація сирих даних у більш інформативне представлення, придатне для використання інтелектуальними моделями.

Традиційні підходи до виділення ознак включають розрахунок статистичних параметрів, а також використання частотних ознак, отриманих, наприклад, шляхом перетворення Фур'є, та часово-частотних ознак. Проте, сучасні методології, зокрема, застосування згорткових нейронних мереж (англ. Convolution neural network, CNN), дозволяють автоматично вилучати ієрархічні ознаки без потреби у ручному проєктуванні. Цей підхід суттєво оптимізує процес та підвищує загальну ефективність системи.

Окрім того, ключову роль у первинній обробці даних та класифікації сенсорних даних відіграє машинне навчання. Найбільш поширеними алгоритмами, які використовуються для аналізу медичних даних, є такі методи, як: метод опорних векторів, випадкові ліси, К-найближчих сусідів та логістична регресія.

Методи опорних векторів ефективні для завдань класифікації, таких як розрізнення нормальних та аномальних показників ЕКГ або для виявлення певних станів активності на основі даних акселерометра [6, с. 5729]. Такий метод, як випадкові ліси, добре справляється з великими обсягами даних і може бути використаний для прогнозування ризику розвитку захворювань або класифікації поведінкових патернів [1, с. 2760].

Також, простим, але ефективним, алгоритмом для класифікації та регресії є К-найближчих сусідів, який може бути використаний для ідентифікації певних фізіологічних станів або відсутності певного стану захворювання на основі зібраних показників.

Що стосується логістичної регресії, то вона часто застосовується для бінарної класифікації, наприклад, визначення наявності або відсутності певного стану захворювання на основі зібраних показників.

Такі ML-алгоритми успішно застосовуються для вирішення таких завдань, як виявлення аномалій у фізіологічних показниках, класифікація активності, прогнозування загострень хронічних захворювань та персоналізована оцінка ризиків [1, с. 2760, 9, с. 302].

Більш того, зі зростанням складності та обсягів сенсорних даних, особливо часових рядів, все більшого значення набувають методи глибокого навчання. Глибокі нейронні мережі здатні автоматично витягувати складні ознаки з сирих даних, що робить їх особливо ефективними для обробки багатовимірних та нелінійних даних, характерних для медичного моніторингу за станом здоров'я. До ключових архітектур глибокого навчання належать: згорткові нейронні мережі, рекурентні нейроні мережі (англ. Recurrent neural networks, RNN) зокрема мережі довгої короткочасної пам'яті (англ. Long Short-Term Memory, LSTM) та автокодувальники.

Хоча CNN традиційно використовуються для обробки зображень, вони також дуже ефективні для аналізу часових рядів, де можна виявити локальні закономірності та особливості в даних сенсорів [6, с. 5729].

RNN ідеально підходять для обробки послідовних даних, оскільки вони здатні враховувати залежності між попередніми та поточними значеннями. LSTM широко застосовуються для прогнозування фізіологічних показників, аналізу динаміки стану здоров'я та виявлення складних часових закономірністей у даних [1, с. 2761].

Автокодувальники можуть використовуватися для зменшення розмірності даних, виявлення аномалій або для генерації систематичних даних, що є корисним для навчання моделей у випадках обмеженості реальних медичних даних.

Отже, за допомогою застосування глибокого навчання для ранньої діагностики захворювань можна створити більш точні та надійні системи, безперервного моніторингу критичних станів, персоналізованої оцінки ефективності лікування та прогнозування розвитку ускладнень [1, 9]. Інтеграція таких алгоритмів з даними, отриманими від IoMT-пристроїв, сформує основу для інтелектуальних систем підтримки прийняття

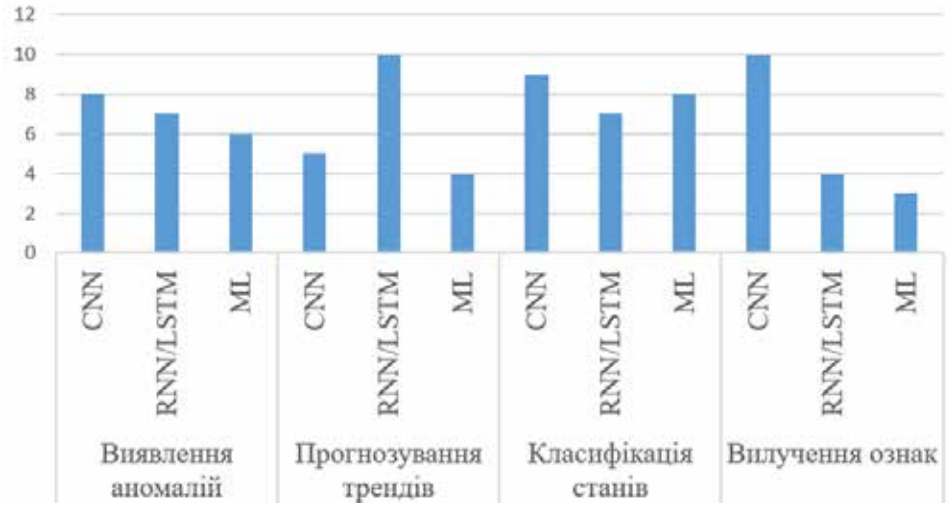

Рис. 2. Застосування алгоритмів за завданням

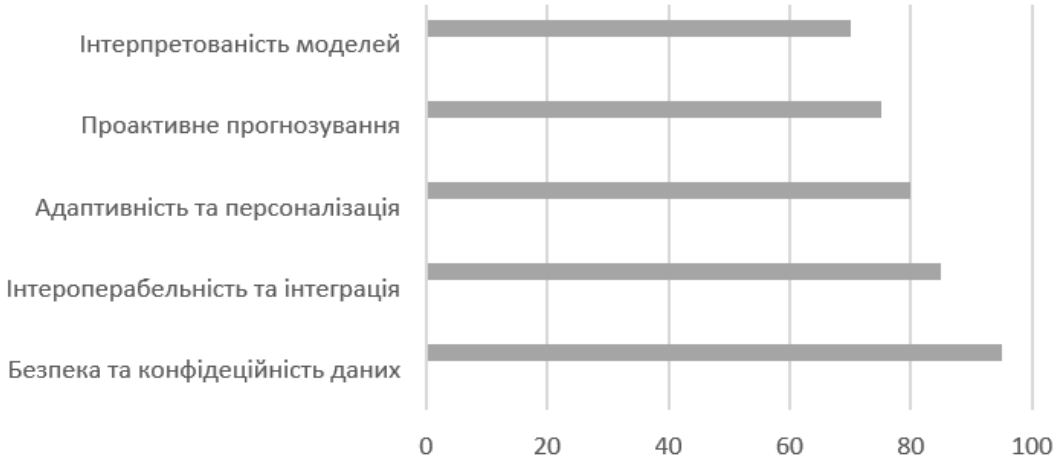

Рис. 3. Ключові перешкоди на шляху до впровадження

рішень у медицині, що дозволить лікарям отримувати більш повну та своєчасну інформацію для оптимального лікування пацієнтів. В наукових дослідженнях з'являються численні платформи та системи, що використовують штучний інтелект та IoT для моніторингу стану здоров'я. Такі пристрої включають пристрої збору даних, шлюзи та комунікаційні модулі, хмарні обчислювані платформи, інтелектуальні аналітичні модулі, інтерфейси користувача.

Більш того, збір та обробка чутливих медичних даних створює серйозні виклики щодо їхньої безпеки та конфіденційності. Хоча перспективні підходи, такі як федеративне навчання та децентралізовані реєстри на основі блокчейну дають надію на їх впровадження. Залишається необхідність проводити подальші дослідження для їхнього широкого та надійного впровадження в медичну практику.

Наступним важливим аспектом є адаптивність та персоналізація. Велика кількість існуючих моделей сфокусовані на загальних патернах, тоді як адаптація інтелектуальних систем до індивідуальних фізіологічних особливостей кожного пацієнта та забезпечення їхньої надійності в умовах змінних зовнішніх факторів потребує подальших розробок. Вирішення цих проблем може полягати у проведенні тренінгів для медичного персоналу та ознайомлення працівників з принципом роботи ШІ. Головною метою таких тренінгів є подолання недовіри персоналу до новітніх технологій. Також потрібно ознайомити медперсонал з розумним використанням ШІ, яке допоможе у вирішенні складних та суперечних моментів в лікуванні

пацієнтів. Неналежне використання складних систем може призвести до помилок, що негативно вплине на здоров'я пацієнтів. Для цього тренінги повинні охоплювати протоколи дій у надзвичайних ситуаціях, наприклад що робити, якщо система дає збій або видає невірні дані. Медичні технології швидко розвиваються. Тому тренінги не мають бути одноразовими. Загалом доцільність та ефективність таких тренінгів потребує подальшого дослідження.

Окрім того, хоча досягнуто значного прогресу у виявленні аномалій, існуючі системи моніторингу все ще мають обмеження в контексті проактивного прогнозування розвитку патологій на ранніх стадіях, до появи явних симптомів. Для проактивного прогнозування необхідно збирати та аналізувати не лише явні клінічні показники, а й такі дані, які можуть свідчити про початок патологічного процесу задовго до появи симптомів. Впровадження засобів ШІ для проактивного прогнозування є революційним кроком, який дозволить перейти від лікування вже виявлених хвороб до запобігання їх виникненню. Такий крок значно покращить якість життя та знизить навантаження на систему охорони здоров'я. Ефективність такого підходу потребує подальшого дослідження.

Останньою, але не менш важливою проблемою є інтерпретованість моделей. Складність моделей глибокого навчання часто призводить до їхньої закритості, що ускладнює розуміння причин прийняття рішень та довіру до них з боку медичного персоналу. Спеціальні тренінги для персоналу допоможуть подолати цю проблему, а саме здобути базове розуміння роботи засобів ШІ та ліпше зрозуміти обмеженість ШІ. Такі тренінги дадуть розуміння персоналу, що впровадження засобів ШІ призначене не на заміну людини на роботизовані машини, а покликані допомогти у вирішені складних питань.

Висновки. У цій статті було проведено комплексний аналіз сучасних інтелектуальних моделей і методів моніторингу стану здоров'я людини з використанням сенсорних мереж, що дозволило висвітлити ключові аспекти та перспективи розвитку цієї галузі.

Систематизовано та проаналізовано основні типи сенсорних мереж та носимих пристроїв, таких як BAN та концепція IoMT. Визначено, що ці технології відіграють ключову роль у безперервному зборі фізіологічних та поведінкових даних, забезпечують мобільність, точність та неінвазивність моніторингу, що є критично важливим для довгострокового спостереження за пацієнтом як у клініці, так і вдома.

Детально розглянуто етапи попередньої обробки сенсорних даних, а саме фільтрацію шуму, нормалізацію, масштабування та сегментацію. Особливу увагу приділено знаходженню ознак, підкреслюючи переваги застосування CNN для автоматичного вилучення ієрархічних ознак, що оптимізує процес та підвищує ефективність системи.

Проаналізовано провідні алгоритми ML та глибокого навчання, що застосовуються для обробки, аналізу та інтерпретації медичних даних. Визначено, що такі ML-алгоритми, як методи опорних векторів, випадкові ліси, K-найближчих сусідів та логістична регресія ефективні для виявлення аномалій, класифікації активності та прогнозування ризиків. Доведено, що глибокі нейронні мережі, зокрема CNN, RNN та LSTM, здатні автоматично витягувати складні ознаки та створювати більш точні та надійні системи для ранньої діагностики та прогнозування розвитку ускладнень.

Виявлено ключові невирішені проблеми та обмеження у сфері інтелектуального моніторингу здоров'я, такі як безпека та конфіденційність даних, інтероперабельність та інтеграція різнорідних даних, адаптивність та персоналізація моделей, обмеження у проактивному прогнозуванні патологій, а також інтерпретованість моделей ШІ. Запропоновано напрями для подальших досліджень, що включають впровадження федеративного навчання для безпеки даних.

Список літератури:

1. An IoT-Based Framework for Personalized Health Assessment and Recommendations Using Machine Learning / S. K. Jagatheesaperumal et al. Mathematics. 2023. Vol. 11, no. 12. P. 2758. URL: https://doi.org/10.3390/math11122758 (date of access: 18.07.2025).

2. Anmulwar S., Gupta A. K., Derawi M. Challenges of IoT in Healthcare. IoT and ICT for Healthcare Applications. Cham, 2020. P. 11–20. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-42934-8_2 (date of access: 18.07.2025).

3. Ehizogie Paul Adeghe, Chioma Anthonia Okolo, Olumuyiwa Tolulope Ojeyinka. A review of wearable technology in healthcare: Monitoring patient health and enhancing outcomes. Open Access Research Journal of Multidisciplinary Studies. 2024. Vol. 7, no. 1. P. 142–148. URL: https://doi.org/10.53022/oarjms.2024.7.1.0019 (date of access: 22.07.2025).

4. Guo X., Li Y. Intelligent Health in the IS Area: A Literature Review and Research Agenda. Fundamental Research. 2023. URL: https://doi.org/10.1016/j.fmre.2023.04.008 (date of access: 20.07.2025).

5. Moon J., Ju B.-K. Wearable Sensors for Healthcare of Industrial Workers: A Scoping Review. Electronics. 2024. Vol. 13, no. 19. P. 3849. URL: https://doi.org/10.3390/electronics13193849 (date of access: 19.07.2025).

6. Muin S., Mosalam K. M. Structural Health Monitoring Using Machine Learning and Cumulative Absolute Velocity Features. Applied Sciences. 2021. Vol. 11, no. 12. P. 5727. URL: https://doi.org/10.3390/app11125727 (date of access: 22.07.2025).

7. Recent advances in smart wearable sensors for continuous human health monitoring / M. B. Kulkarni et al. Talanta. 2024. Vol. 272. P. 125817. URL: https://doi.org/10.1016/j.talanta.2024.125817 (date of access: 22.07.2025).

8. Sensor Networks for Structures Health Monitoring: Placement, Implementations, and Challenges–A Review / S. Mustapha et al. Vibration. 2021. Vol. 4, no. 3. P. 551–584. URL: https://doi.org/10.3390/vibration4030033 (date of access: 22.07.2025).

9. Smart Healthcare System Based on AIoT Emerging Technologies: A Brief Review / C. Prabha et al. Lecture Notes in Electrical Engineering. Singapore, 2023. P. 299–311. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-99-0601-7_23 (date of access: 22.07.2025).

10. The Impact of AI on the Development of Multimodal Wearable Devices in Musculoskeletal Medicine / G. Olson et al. HSS Journal®: The Musculoskeletal Journal of Hospital for Special Surgery. 2025. URL: https://doi.org/10.1177/15563316251344945 (date of access: 18.07.2025).

11. Wireless sensor network for structural health monitoring: A contemporary review of technologies, challenges, and future direction / M. Abdulkarem et al. Structural Health Monitoring. 2019. Vol. 19, no. 3. P. 693–735. URL: https://doi.org/10.1177/1475921719854528 (date of access: 22.07.2025).

12. Yaghoubi M., Ahmed K., Miao Y. Wireless Body Area Network (WBAN): A Survey on Architecture, Technologies, Energy Consumption, and Security Challenges. Journal of Sensor and Actuator Networks. 2022. Vol. 11, no. 4. P. 67. URL: https://doi.org/10.3390/jsan11040067 (date of access: 22.07.2025).

13. Zakerabasali S., Ayyoubzadeh S. M. Internet of Things and healthcare system: A systematic review of ethical issues. Health Science Reports. 2022. Vol. 5, no. 6. URL: https://doi.org/10.1002/hsr2.863 (date of access: 23.07.2025).

Honcharov D.S. INTELLIGENT MODELS AND METHODS OF MONITORING HUMAN HEALTH BASED ON SENSOR NETWORK DATA

The article is devoted to the current issues in traditional health monitoring systems, such as medical staff information overload and fatigue from alarms, lack of data continuity and accuracy, and limited access to health care. Its aim is to systematize and analyse modern intelligent models and methods for monitoring human health using sensor networks. In particular, the main types of wireless sensor networks (WSNs) and wearable devices for collecting physiological data are considered. Moreover, the concept of Internet medical systems (IoMT), which creates an interconnected ecosystem for automated collection and analysis of medical data is considered too.

The article identifies the stages of pre-processing of sensory data, which are critical for the efficiency of intelligent systems. The leading machine learning (ML) and deep learning algorithms used for processing, analyzing and interpreting medical data are analyzed in detail. It was found that these algorithms allow to detect abnormalities, classify activity, predict the exacerbation of chronic diseases and create more accurate systems for early diagnosis.

In addition, the article reveals key unresolved issues such as data security and privacy, interoperability and integration of disparate data, adaptability and personalization of models, limitations in proactive prediction of pathologies, and interpretability of artificial intelligence models. It was found that the solution to these problems may consist in implementing a big data approach, artificial intelligence tools for proactive forecasting, and conducting special trainings for medical personnel aimed at familiarizing them with the principles of AI models used in monitoring systems. It is concluded that the feasibility and effectiveness of such approaches requires further investigation.

Key words: *intelligent models, health monitoring, sensor networks, wireless sensor networks, internet of medical things, artificial intelligence, machine learning.*

Дата надходження статті: 26.07.2025
Дата прийняття статті: 04.08.2025
Опубліковано: 27.10.2025