

УДК 616.1+004.891.3

[https://doi.org/10.52058/2786-4952-2023-15\(33\)-172-186](https://doi.org/10.52058/2786-4952-2023-15(33)-172-186)

Дехтярєва Олена Олександрівна кандидат біологічних наук, доцент кафедри природничих дисциплін, Комунальний заклад «Харківська гуманітарно – педагогічна академія» Харківської обласної ради, м. Харків, <https://orcid.org/0000-0001-9617-3333>

Борзик Олена Богданівна доктор філософії, старший викладач кафедри природничих дисциплін, Комунальний заклад «Харківська гуманітарно-педагогічна академія» Харківської обласної ради, м. Харків, <https://orcid.org/0000-0002-2394-9230>

Каденко Ірина Валеріївна кандидат педагогічних наук, доцент кафедри природничих дисциплін, Комунальний заклад «Харківська гуманітарно-педагогічна академія» Харківської обласної ради, м. Харків, <https://orcid.org/0000-0002-6525-3485>

Чалий Вадим Юрійович викладач кафедри фізичного виховання та спортивно-педагогічного вдосконалення, Комунальний заклад «Харківська гуманітарно-педагогічна академія» Харківської обласної ради, м. Харків, <https://orcid.org/0000-0002-9273-2377>

АНАЛІЗ ПОТЕНЦІЙНИХ ВИКЛИКІВ ТА МОЖЛИВОСТЕЙ ДЛЯ ВИКОРИСТАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У ПРОГНОЗУВАННІ РИЗИКУ СЕРЦЕВО-СУДИННИХ ЗАХВОРЮВАНЬ НА ОСНОВІ НАБОРУ ФІЗІОЛОГІЧНИХ ДАНИХ

Анотація. Висвітлено результати наукових досліджень щодо використання штучного інтелекту в галузі біології та медицини, зокрема його впливу на догляд за хворими, діагностику та профілактику, а також переваги його застосування у медико-біологічній сфері. В останні роки штучний інтелект використовувався з метою підвищення якості домедичної та медичної допомоги різними способами: від надання персоналізованої інформації про стан здоров'я досліджуваних до віртуальних консультацій і віддаленого моніторингу. Машинне навчання має потенціал для розширення можливостей дослідження захворювань завдяки наданню обстежуваним більшого контролю над своїм здоров'ям. Зазначено, що на сьогодні основною проблемою є висока смертність від захворювань серця та інсультів, однак цьому можна запобігти. Наголошено, що стратегії лікування та втручання, які використовуються для серцево-судинних захворювань, визначаються пізно через такі причини:

недостатню обізнаність, неповну інформацію про симптоми, низьку мотивацію або неправильні уявлення. Хоча серцево-судинні захворювання частіше проявляються з віком, фактори ризику, що призводять до них, можна визначити задовго до появи клінічних симптомів. І саме впровадження алгоритмів штучного інтелекту в лікування серцево-судинних захворювань значно полегшує раннє виявлення аномалій, класифікацію ризиків та індивідуальне планування лікування. Успішно впроваджуються різні технології з використанням машинного навчання для прогнозування та формування груп ризику серцево-судинних захворювань. Незважаючи на існуючі перешкоди, машинне навчання вже має незаперечний вплив на клінічну кардіологію, багато алгоритмів були успішно впроваджені та/або перебувають на останніх стадіях упровадження. На основі фізіологічних даних триває пошук і формування критеріїв розвитку різноманітних ускладнень при патологічних станах у сфері серцево-судинних захворювань із застосуванням машинного навчання.

Ключові слова: штучний інтелект, успіхи впровадження, ризику та прогнозування, серцево-судинні захворювання.

Dekhtiarova Olena Oleksandrivna PhD in Biology, Associate Professor, Associate Professor at the Department of Natural Sciences, Municipal establishment "Kharkiv humanitarian-pedagogical academy" of the Kharkiv Regional Council, Kharkiv, <https://orcid.org/0000-0001-9617-3333>

Borzyk Olena Bohdanivna Doctor of Philosophy, Senior Lecturer of Natural Sciences, Municipal Establishment "Kharkiv Humanitarian-Pedagogical Academy" of Kharkiv Regional Council, Kharkiv, <https://orcid.org/0000-0002-2394-9230>

Kadenko Iryna Valeriivna PhD in Pedagogy, Associate Professor, Associate Professor at the Department of Natural Sciences, Municipal Establishment "Kharkiv Humanitarian-Pedagogical Academy" of Kharkiv Regional Council, Kharkiv, <https://orcid.org/0000-0002-6525-3485>

Chalyi Vadym Yuriyovych Senior Lecturer of the department of physical education and sports and pedagogical improvement, Municipal Establishment "Kharkiv Humanitarian-Pedagogical Academy" of Kharkiv Regional Council, Kharkiv, <https://orcid.org/0000-0002-9273-2377>

ANALYSIS OF POTENTIAL CHALLENGES AND OPPORTUNITIES FOR USING MACHINE LEARNING IN PREDICTING THE RISK OF CARDIOVASCULAR DISEASE BASED ON A SET OF PHYSIOLOGICAL DATA

Abstract. The article highlights the results of scientific research on the use of artificial intelligence in the field of biology and medicine, in particular, its impact

on patient care, diagnosis and prevention, as well as the benefits of its application in the life sciences. In recent years, artificial intelligence has been used to improve the quality of pre-medical and medical care in various ways: from providing personalized information about the health status of subjects to virtual consultations and remote monitoring. Machine learning has the potential to expand the possibilities of disease research by giving subjects more control over their health. It is noted that today the main problem is the high mortality rate from heart disease and stroke, but this can be prevented. It is emphasized that the treatment and intervention strategies used for cardiovascular diseases are determined late due to the following reasons: lack of awareness, incomplete information about symptoms, low motivation or misconceptions. Although cardiovascular diseases are detected later in life, the risk factors that lead to cardiovascular disease can be identified long before the onset of clinical symptoms. It is the introduction of artificial intelligence algorithms in the treatment of cardiovascular diseases that has greatly facilitated early detection of abnormalities, risk classification, and individualized treatment planning. Various technologies using machine learning are being successfully implemented to predict and form cardiovascular disease risk groups. Despite the existing obstacles, machine learning is already having an undeniable impact on clinical cardiology, and many algorithms have been successfully deployed and/or are in the final stages of deployment. Based on physiological data, the search for and formation of criteria for the development of various complications in pathological conditions in cardiology using machine learning continues.

Keywords: artificial intelligence, implementation success, risks and forecasting, cardiovascular diseases.

Постановка проблеми. Науковці в усьому світі постійно вдосконалюють і розвивають технологічні можливості цифрових систем для різних галузей життя суспільства. Охорона здоров'я є однією з перспективних галузей для розвитку та впровадження штучного інтелекту (ШІ) [1; 2]. ШІ належить до розробки комп'ютерних систем для виконання завдань, які зазвичай потребують людського інтелекту, наприклад сприйняття, міркування та ухвалення рішень. В охороні здоров'я ШІ використовується для обробки великої кількості даних про обстежуваних, як-от аналіз медичних записів, дослідження зображень і лабораторних результатів, для підтримки ухвалення клінічних рішень і покращення результатів обстежуваних. Машинне навчання (МН) та глибоке навчання (ГН) – це підтипи ШІ, які передбачають розробку алгоритмів і моделей, що можуть навчатися на основі даних без явного програмування. У сфері охорони здоров'я алгоритми МН можна навчити на великих наборах даних для виявлення закономірностей, прогнозування результатів і встановлення діагнозів [3].

Однією з ключових переваг ШІ в медико-біологічній сфері є можливість надавати персоналізовану інформацію про здоров'я особи. Аналізуючи дані

обстежуваних, такі як показники здоров'я та фактори способу життя, алгоритми МН можуть надавати обстежуваним індивідуальні рекомендації щодо підтримки здоров'я. Ця інформація може допомогти їм краще зрозуміти стан свого здоров'я та ухвалити обґрунтовані рішення щодо лікування [3].

Беззаперечно, що технологічний прогрес впливає на розвиток діагностики в різних сферах наукових досліджень. ШІ дасть змогу прискорити та підвищити точність виявлення захворювання для подальшого консультування та/або лікування особистості в медичних закладах. Саме це може допомогти підвищити якість надання домедичної та медичної допомоги населенню різних країн, що посприє зменшенню витрат на охорону здоров'я [1; 2].

Над питанням удосконалення діагностичного обладнання в наш час працює багато провідних компаній. Вони впроваджують програмне забезпечення приладів із використанням ШІ, зокрема для підвищення якості та аналізу зображень комп'ютерної томографії, різнопланових лабораторних досліджень, особливо при вивченні ДНК – молекулярній діагностиці, радіології та морфології тощо [2; 4]. Дослідження дали змогу констатувати перші успіхи систем МН у полегшенні діагностики та лікування захворювань у різних медичних галузях, включно з кардіологічними хворобами [5; 6], гіпертонією та метаболічним синдромом [7]. Для автоматизації діагностичних процесів та розширення їх можливостей (вимірювання артеріального тиску, електрокардіографія тощо) використовують ШІ [2]. Це дає змогу розширити людські робочі процеси, зберегти результати, своєчасно виявити помилки, спрогнозувати та скоротити час інтерпретації результатів тестів та аналізу зображення [2; 8; 9].

У той час як дослідження МН у галузі серцево-судинних захворювань (ССЗ), а саме у прогнозуванні ризику цих захворювань на основі набору фізіологічних даних, останніми роками зросли, ГН є більш новим, складнішим у застосуванні в цій сфері та має інші переваги та обмеження порівняно з МН. У медико-біологічній сфері переважна більшість програм зосереджена на навчанні та використовує МН як основну методологію, яка охоплює групу алгоритмів, що навчаються виконувати завдання без явного програмування для цього. Ці алгоритми використовують вибірккові дані для вивчення шаблонів, які потім використовуються для прогнозів або класифікації. У сфері МН існує кілька підходів до навчання (найпоширенішими з них є контрольоване та неконтрольоване навчання) залежно від мети та типу доступних навчальних даних, і кожен підхід має низку доступних алгоритмів. ГН, яке використовує нейронні мережі, є одним із таких алгоритмів серед багатьох інших варіантів, не всі з яких засновані на нейронних мережах. З іншого боку, МН стосуються галузі технологій і методів, які використовуються для обробки наборів даних, котрі перевищують можливості однієї типової обчислювальної платформи [5; 6].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У статті розглядаються актуальні питання щодо впровадження ІІІ в практику діагностування ССЗ та гіпертонічної хвороби. Цей процес буде охоплювати персоналізовані підходи до профілактики та лікування, наприклад визначення оптимальних і специфічних для обстежуваного цільових показників артеріального тиску (АТ), визначення найефективнішої схеми антигіпертензивної терапії для конкретної людини та подальша розробка алгоритму лікування, націленого на ризику та чинники, що модифікуються. Останнім часом роль ІІІ у визначенні ризику ССЗ на основі набору фізіологічних даних набуває дедалі більшого визнання, проте така робота все ще перебуває в початковому стані, що потребує подальших досліджень.

Актуальність сучасної проблеми визначення ризиків виникнення ССЗ за допомогою МН було вивчено в роботах Ahmad [4], Johnson [5], Manlhiot [6], Jamthikar [10], Chaikijurajai [11], Krittanawong [12], Wasserlauf [13], Wessler [14], Naq [15], Retson [16], Krittanawong [17], Salah [18], Dorado-Díaz [19].

Мета статті – проаналізувати потенційні виклики та можливості для використання машинного навчання у прогнозуванні ризику серцево-судинних захворювань на основі набору фізіологічних даних.

Виклад основного матеріалу. ССЗ є головною причиною смертності в усьому світі, на їхню частку припадає 17,9 млн смертей щорічно [10]. Скорочення захворюваності та смертності, пов'язаної із ССЗ, можна досягти завдяки ранньому виявленню обстежуваних у категоріях помірному та високому ризику й агресивного впливу та пом'якшення відповідальних факторів ризику. Поточні рекомендації з профілактики ССЗ пропонують використовувати кілька форм алгоритмів прогнозування ризику, які можуть виконувати обидва ці завдання. Загальноприйнятими традиційними алгоритмами прогнозування ризику є шкала ризику Фрамінгема (FRS), шкала систематичної оцінки коронарного ризику (SCORE), шкала ризику Рейнольдса (RRS), калькулятор QRISK3. З такими алгоритмами пов'язані три загальні проблеми: 1) ці алгоритми спочатку були розроблені з використанням методів, заснованих на регресії; 2) вони передбачають лінійний зв'язок між факторами ризику та наслідками; 3) таке припущення надмірно спрощує складний нелінійний зв'язок між факторами ризику. Традиційні моделі прогнозування ризику ССЗ, отримані на основі конкретної етнічної когорти з конкретними профілями ризику, не екстраполюються на інші етнічні групи, ризик може бути або недооцінений, або завищений [10; 11].

ІІІ відіграє значну роль у підвищенні якості домедичної та медичної допомоги при ССЗ і може забезпечити своєчасне виявлення відхилень від норми та попередити розвиток ускладнень. Існує кілька способів використання ІІІ для цієї мети. Одним із ключових способів допомоги ІІІ є виявлення та запобігання неточностей діагностування у кардіологічній практиці. Алгоритми ІІІ можна навчити аналізувати одержані фізіологічні

дані, виявляти потенційні ризики, як-от хибні діагнози чи неефективне лікування. Ця інформація може бути використана, щоб допомогти діагностуючим запобігти подібним помилкам у майбутньому, а також для прийняття рішень у лікуванні.

Алгоритми МН можуть бути розроблені, щоб надавати необхідні вказівки та рекомендації в режимі реального часу на основі даних обстежуваних, допомагаючи їм ухвалювати обґрунтовані рішення та зменшуючи ризик помилок. Така технологія може принести велику користь особам, які стикаються зі складними випадками та потребують швидкого доступу до відповідної інформації [3].

У деяких ситуаціях доступні високоякісні навчальні дані, наприклад алгоритми МН в обробці сигналів можуть покладатися на великі загальнодоступні бази даних для навчання, які стали широко доступними з огляду на велику кількість пристроїв моніторингу з цифровим накопичувачем і підвищеною обчислювальною потужністю. Дані електрокардіографії (ЕКГ) були першими, які були оцифровані та поширені на відомих сучасних платформах [6; 12]. У наш час загальнодоступні бази даних для розробки клінічних моделей ризику дещо обмежені, а збір даних залишається дорогим і трудомістким. Це особливо характерно для відносно рідкісних станів, таких як вроджені вади серця, міокардит або кардіоміопатія, де проблема обмеженої доступності даних постає особливо гостро і необхідна багатоцентрична співпраця у великих і дорогих реєстрах. Ще більше ускладнює проблему те, що багато змінних, які є важливими для клінічної кардіології, містяться в адміністративних даних або в медичних записах обстежуваних. Здебільшого адміністративні дані не є оптимальним рішенням для отримання високоякісних навчальних даних, особливо якщо вони отримані з даних претензій, які зазвичай не кодуються експертами з контенту. Справді, численні дослідження показали значний ступінь розбіжності між експертним оглядом медичної документації та адміністративними даними в кардіології та за її межами [6].

Зовнішня валідація має на меті оцінити можливість узагальнення моделі МН у застосуванні до іншої сукупності. Зазвичай усі моделі прогнозування потрібно оцінювати за допомогою перехресної перевірки, а показники ефективності треба повідомляти для наборів перевірки. Метод затримки не завжди можливий у менших вибірках, оскільки він зменшує кількість даних, доступних для навчання. Стверджувалося, що в разі, якщо доступний розмір вибірки не є надзвичайно великим, перехресній перевірці варто віддати перевагу над перевіркою затримки, враховуючи, що вони по суті надають однакову інформацію. Замість зовнішнього підтвердження широко використовувалось довгострокове, однак ця практика була некоректною, оскільки зовнішня перевірка вимагає використання повністю незалежного набору даних [6; 13]. Недавній огляд Wessler et al [14] засвідчив, що лише 58%

клінічних моделей прогнозування ризику ССЗ у реєстрі моделей клінічного прогнозування Tufts Predictive Analytics and Comparative Effectiveness Clinical Prediction Model Registry пройшли зовнішню перевірку, залишаючи багато можливостей для вдосконалення. Водночас у 81% зовнішніх валідацій клінічних моделей прогнозування ССЗ площа під кривою робочих характеристик (AUC) показала дискримінацію, нижчу від зазначеної в наборі навчальних даних. Показник AUC знизився на середній відсоток -11,1% (міжквартильний діапазон від -32,4% до +2,7%). Ефективність моделі часто знижується в когортах зовнішньої перевірки з багатьох причин, зокрема через потенційні відмінності, навіть невеликі, між характеристиками сукупностей [14].

Іншою причиною, яка особливо впливає на моделі прогнозування на основі електронних облікових записів, є різниця в якості обробки даних тренувань із високим ступенем curaції та загалом більш «брудних» даних перевірки в реальному житті. Але найголовніша причина часто пов'язана з переобтяженням моделі. Це трапляється, коли модель вивчає шаблони, які є специфічними для навчальних даних, але не мають стосунку до основного зв'язку між функціями та ціллю (тобто модель пристосована до шуму, а не до сигналу). Отже, переобладнані моделі не можуть узагальнити нові спостереження. Якщо модель має високу точність у навчальному наборі даних, але погано працює в тестовому наборі даних, це може означати переобладнання, що поширено в дослідженнях із невеликими розмірами вибірки, рідкісними результатами та звітами про ефективність лише з початкового набору даних навчання.

Аналіз літературних джерел показав, що комп'ютерна томографія (КТ), ЕКГ та ехокардіографія при атеросклерозі, а також ЕКГ при аритміях були найбільш часто досліджуваними темами. Галузь кардіології має найбільшу кількість успішно впроваджених алгоритмів на основі МН – це обробка сигналів і діагностика з багатьма додатками, які використовуються для виявлення різноманітних аритмій (а останнім часом і серцевої недостатності) через споживчі носії та носії експертного медичного класу або вбудовані в холтеровські монітори [6; 13].

Серцеві аритмії належать до аномальних передсердних або шлуночкових ритмів і, за оцінками, вражають 1,5–5% населення загалом, причому фібриляція передсердь є найпоширенішою аритмією серед старіючого населення. ЕКГ залишається ключовим діагностичним інструментом для своєчасного виявлення та лікування аритмій. ШІ все частіше застосовується до ЕКГ, щоб отримати нові знання щодо діагностики, стратифікації ризику та прогнозування [15].

Системи на основі МН також успішно використовуються для обробки зображень і діагностики з трьома основними методами кардіології: ехокардіографією, КТ і магнітно-резонансною томографією. Успішно

реалізовані програми використовуються для автоматизованої ідентифікації зображень, сегментації камер серця, кількісного визначення структур і функцій серця та виявлення захворювань [16].

МН використовується для виконання прогнозного аналізу шляхом дослідження механізмів і зв'язків між заданими змінними з наборів навчальних даних, які можуть складатися з різноманітних і великих обсягів вхідних даних, як-от стандартизовані електронні медичні записи. МН можна розділити на контрольоване і неконтрольоване: навчання з куратором використовується для прогнозування відомих результатів із позначеного набору даних, гіпотези та відповідного алгоритму, такого як штучна нейронна мережа, машина опорних векторів та непараметричний метод керованого навчання (*k-nearest neighbor method*), який повинен бути обраний на основі характеристик набору даних, кількості змінних, кривої навчання, навчання та часу обчислень. Прогнозовані результати контрольованого навчання можна позначити категоріями (класифікація), значеннями (регресія) і закономірностями (виявлення аномалій). Контрольоване навчання є засобом забезпечення точних прогнозів на основі аналізу великих даних. У ньому існують обмеження, на які необхідно зважати, як-от вимога розмежовувати набори даних вручну, а також упередження, що можуть виникнути через сам набір даних або алгоритм.

ГН – це ще один тип ШІ, що нагадує людський мозок завдяки використанню кількох шарів нейронних мереж, що широко використовуються для розпізнавання образів, особливо аналізу голосу та зображень, таких як вхідні дані серцево-судинної візуалізації (КТ серця, магнітно-резонансна томографія тощо), ехокардіографія та електрокардіограма. ГН може виконувати автоматичний прогнозний аналіз із використанням як контрольованих, так і неконтрольованих алгоритмів, включно з глибокими, рекурентними і згортковими нейронними мережами. З огляду на зростання доступності баз даних електронних медичних карток і зображень ССЗ, здатність ГН аналізувати великі обсяги даних і прогнозувати несприятливі результати або приховані фенотипи є важливим для розвитку точної серцево-судинної медицини. Однак, використання ГН в медицині пов'язане з певними проблемами: воно відоме своєю методологією «чорної скриньки», а це означає, що результати нелегко пояснити через складність і відсутність стандартизації в його конструкції. Використання декількох шарів нейронних мереж, нелінійного аналізу та багатьох змінних у наборі даних може призвести до перенавчання, що спричиняє зниження узагальнення результатів. Ситуацію можна поліпшити, надавши достатню кількість наборів навчальних даних, оптимізуючи кількість прихованих шарів і методи випадання, а також для ГН потрібні складні машини з величезною обчислювальною потужністю, які не є широко доступними [17].

Більшість створених алгоритмів прогнозування ризику ССЗ використовували обмежену кількість факторів ризику та встановлюють лінійний зв'язок між серцево-судинними проблемами та вхідними предикторами (рис. 1).

З іншого боку, в декількох дослідженнях використовували моделі МН для прогнозування ризику ССЗ, існуючі технології прогнозування мають кілька обмежень. По-перше, більшість досліджень зосереджено на впливі одного фактору ризику (такого як стать, індекс маси тіла, загальний холестерин, ЛПВЩ, систолічний артеріальний тиск чи куріння) на ССЗ, що забезпечує обмежені можливості для оцінки ризику серед різних вікових груп. По-друге, дослідження, які розглядають вплив більш ніж одного фактору ризику на ССЗ, використовують різні форми регресії або багатофакторного аналізу та припускають, що фактори ризику пов'язані з ССЗ за лінійною схемою. У результаті не визнається складна синергетична взаємодія факторів ризику. По-третє, майже всі існуючі моделі прогнозування використовують такі фактори, як вік, стать, раса, куріння, фізична активність, рівень холестерину, АТ і статус діабету, щоб оцінити 10-річний або 30-річний ризик ССЗ або інсульту, і не враховують інші особливості поведінки та способу життя [18].

Штучний інтелект активно впроваджується та використовується у сфері генетики, епігенетики, протеоміки, метаболоміки, CV-візуалізації (табл. 1).

Таблиця 1

Застосування ШІ для профілактики та лікування гіпертонії

Показник	Застосування ШІ
Прогнозування розвитку гіпертонії	Прогнозування ризику розвитку гіпертензії з використанням медичних даних, стрес-тестів на бігівій доріжці та з урахуванням поведінкового, екологічного, соціально-економічного факторів і генетики; визначення нових генів, які пов'язані з АГ
Діагностика гіпертонії	Точна діагностика артеріальної гіпертензії з використанням демографічних даних, показників життєдіяльності, традиційних факторів ризику серцево-судинних захворювань і рутинних лабораторних досліджень у великій вибірці обстежуваних
Прогнозування артеріального тиску	Прогнозування АТ на основі демографічних даних, способу життя (алкоголь, паління та фізичні вправи) і зображень очного дна
Вимірювання артеріального тиску	Оцінювання АТ шляхом аналізу сигналу PPG від пульсоксиметра за допомогою алгоритмів МН та ГН
Прогнозування серцево-судинного ризику при гіпертонії	Прогнозування серцево-судинних наслідків у обстежуваних з АГ і стратифікація обстежуваних залежно від їхнього ризику
Прогнозування та виявлення перешкод для контролю артеріального тиску	Прогнозування ризику розвитку неконтрольованого АТ, визначення показників, що піддаються лікуванню
Уточнення показників артеріального тиску	Виявлення факторів, які пов'язані із серцево-судинними наслідками і небажаними явищами, у великих рандомізованих контрольованих дослідженнях (РКД), які передбачають різні цільові показники АТ.

Джерело : власна розробка авторів

На рисунку 1 показана структура машинного навчання для прогнозування ризику серцево-судинних захворювань.

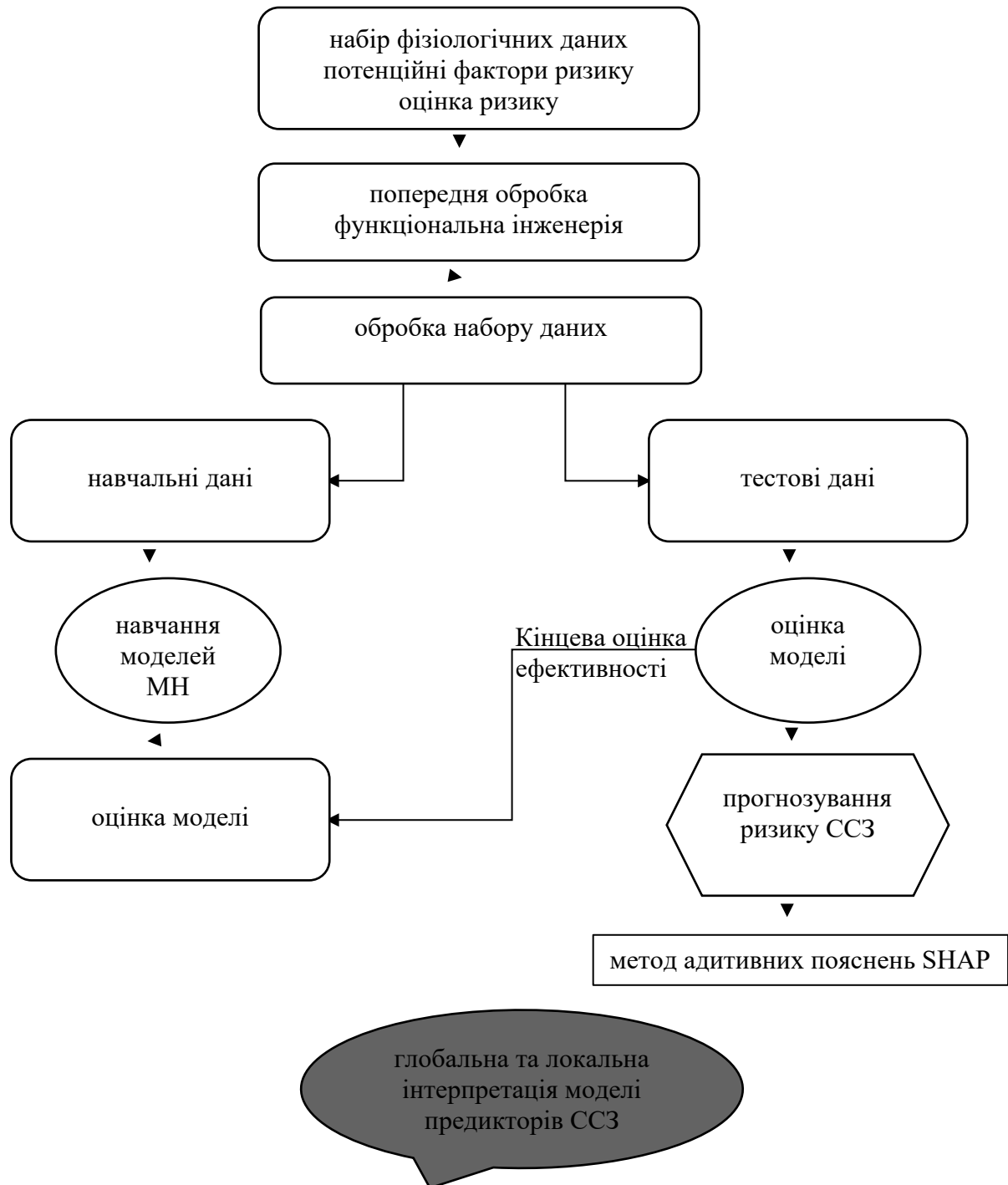


Рис. 1. Структура машинного навчання для прогнозування ризику ССЗ

Артеріальна гіпертензія (АГ) є актуальною проблемою охорони здоров'я. На підставі останніх повідомлень відомо, що активно ведеться впровадження ШІ, який може допомогти в ранній діагностиці та лікуванні

ССЗ, включно з гіпертонічною хворобою. За наявності великого обсягу даних ШІ допомагає спеціалісту покращити розумові процеси та навчання за допомогою інноваційних розробок.

На сьогодні науковці презентують здатність ШІ виявляти фактори ризику і фенотипи АГ, діагностувати АГ, прогнозувати ризик її виникнення та оцінювання АГ, розробляти нові безманжетні методи вимірювання тиску і визначати фактори, що ведуть до позитивного лікування. Дедалі частіше ШІ використовують для аналізу даних великих рандомізованих контрольованих досліджень, що вивчають різні цільові показники АГ, щоб виявити раніше неописані фактори, пов'язані з наслідками ССЗ [11].

Нові цифрові технології, такі як соціальні мережі, мобільні додатки та переносні пристрої, що можуть надавати значний обсяг безперервних даних про стан здоров'я в режимі реального часу, прояснюють можливість використання штучного інтелекту та аналізу великих даних для виявлення прихованих факторів ризику або фенотипів АГ, яку неможливо описати або виявити за допомогою традиційних демографічних даних, статистики, дизайну дослідження та досліджуваної популяції. Крім того, ШІ може допомогти в розробці точних моделей прогнозування ризику для обстежуваних із гіпертензією завдяки інтеграції традиційних чинників ризику ССЗ із геномікою, протеомікою та метаболомікою, урахуванню соціально-економічних, поведінкових чинників та факторів довкілля, а також розробленню персоналізованих підходів до лікування обстежуваних.

Оскільки медико-біологічна галузь постійно розвивається, то моделі прогнозування та набори навчальних даних застарівають. Тому, необхідно постійно контролювати продуктивність і регулярно оновлювати моделі для відображення поточного стану техніки. Широкий спектр можливостей відкриває використання потенціалу МН для підвищення точності ідентифікації обстежуваних, які мають ризик серцево-судинних захворювань, і можуть одержати найбільшу користь від профілактичного лікування порівняно з традиційними статистичними методами. Важливість такої індивідуальної оцінки серцево-судинного ризику та лікування захворювань у окремих обстежуваних є далекосяжною, враховуючи, що серцево-судинні захворювання є основною причиною захворюваності та смертності у світі. Майже половина інфарктів міокарда та інсультів трапляється у обстежуваних, для яких не було встановлено ризик серцево-судинних подій відповідно до сучасних підходів, заснованих на рекомендаціях. Не менш важливими є новітні методи оцінки ризиків за допомогою ШІ для осіб, яким безпідставно призначають дороге та непотрібне профілактичне лікування з потенційними небажаними побічними ефектами [19].

Зазначимо, що традиційні моделі прогностичного ризику ССЗ використовують тільки фактори серцево-судинного ризику (вік, стать, гіперліпідемія, гіпертонія, цукровий діабет, паління, вживання алкоголю,

сімейний анамнез ССЗ та відсутність фізичної активності). Ці фактори ризику не можуть фіксувати зміни субклінічних компонентів атеросклеротичних бляшок у стінках кровоносних судин і не можуть надати повну інформацію про атеросклеротичне серцево-судинне здоров'я обстежуваних. Точна оцінка ризику можлива тільки на підставі вивчення факторів ризику та біомаркерів, що демонструють значний зв'язок із серцево-судинними захворюваннями, а потім їх включення у модель прогнозованого ризику. На тлі суперечностей, що тривають щодо застосування систем на основі ШІ для оцінки ризику ССЗ, існуючі моделі все ще проходять модифікацію для більш якісної оцінки ризику [10].

Висновки. Отже, на сьогодні існують певні проблеми для можливостей використання МН у прогнозуванні ризику ССЗ на основі набору фізіологічних даних. При оцінці ризику ССЗ прогностичні моделі на основі ШІ все ж таки показали вищу ефективність порівняно зі статистично отриманими моделями прогностичного ризику. Застосування потужних інструментів МН в медико-біологічній сфері має сприяти попередженню та/або лікуванню захворювань. Серед основних зазначених проблем впровадження ШІ для оцінювання ризику ССЗ є обмежений доступ до загальнодоступної бази даних для розробки клінічних моделей ризику, а також висока вартість і значна трудомісткість збору даних. Поширення електронних облікових записів протягом останнього десятиріччя привело до появи більшої кількості фізіологічних даних, проте здебільшого ці дані є неструктурованими і недоступними. Головна проблема використання ГН полягає в тому, що результати нелегко пояснити через складність і відсутність стандартизації в його конструкції. Використання декількох шарів нейронних мереж, нелінійного аналізу та багатьох змінних у наборі даних може призвести до перенавчання та спричинити зниження узагальнення результатів, а також для ГН потрібні складні машини з величезною обчислювальною потужністю, які не є широко доступними.

Література:

1. Wolff J., Pauling J., Keck A., Baumbach J. Success Factors of Artificial Intelligence Implementation in Healthcare. *Front Digit Health*. 2021. Vol. 3. P. 594971. Режим доступу: <https://doi.org/10.3389/fdgh.2021.594971>.
2. Nikkei Staff Writers. Japan plans 10 "AI hospitals" to ease doctor shortages. 2018. Режим доступу: <https://asia.nikkei.com/Politics/Japan-plans-10-AI-hospitals-to-ease-doctor-shortages>. Nikkei Asian Rev. 2018.
3. Dave M., Patel N. Artificial intelligence in healthcare and education. *Br Dent J*. 2023. Vol. 234(10). P. 761-764. Режим доступу: <https://doi.org/10.1038/s41415-023-5845-2>.
4. Ahmad Z., Rahim S., Zubair M., Abdul-Ghafar J. Artificial intelligence (AI) in medicine, current applications and future role with special emphasis on its potential and promise in pathology: present and future impact, obstacles including costs and acceptance among pathologists, practical and philosophical considerations. A comprehensive review. *Diagn Pathol*. 2021. Vol. 16(1). P. 24. Режим доступу: <https://doi.org/10.1186/s13000-021-01085-4>.
5. Johnson K. W., Torres Soto J., Glicksberg B. S., Shameer K., Miotto R., Ali M., Ashley E., Dudley J. T. Artificial Intelligence in Cardiology. *J Am Coll Cardiol*. 2018. Vol. 71(23). P. 2668-2679. Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2018.03.521>.

6. Manlhiot C., van den Eynde J., Kutty S., Ross H. J. A Primer on the Present State and Future Prospects for Machine Learning and Artificial Intelligence Applications in Cardiology. *Can J Cardiol.* 2022. Vol. 38(2). P. 169-184. Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.cjca.2021.11.009>.

7. Човганюк О.С., Гаман І.О., Оринчак М.А., Василечко М. М., Кочержат О. І. Ризик розвитку серцево-судинних ускладнень у хворих на артеріальну гіпертензію з метаболічним синдромом. *Art of Medicine.* 2023. № 2(26). С. 127-131. Режим доступу: <https://doi.org/10.21802/artm.2023.2.26.127>.

8. Haymond S., McCudden C. Rise of the Machines: Artificial Intelligence and the Clinical Laboratory. *J. Appl. Lab. Med.* 2021. Vol. 6(6). P. 1640–1654. Режим доступу: <https://doi.org/10.1093/jalm/jfab075>.

9. Mudgal S. K., Agarwal R., Chaturvedi J., Gaur R., Ranjan N. Real-world application, challenges and implication of artificial intelligence in healthcare: an essay. *Pan Afr Med J.* 2022. Vol. 43: P. 3. Режим доступу: <https://doi.org/10.11604/pamj.2022.43.3.33384>.

10. Jamthikar A. D., Gupta D., Saba L., Khanna N. N., Viskovic K., Mavrogeni S., Laird J. R., Sattar N., Johri A. M., Pareek G., Miner M., Sfikakis P. P., Protogerou A., Viswanathan V., Sharm, A., Kitas G. D., Nicolaidis A., Kolluri R., Suri J. S. Artificial intelligence framework for predictive cardiovascular and stroke risk assessment models: A narrative review of integrated approaches using carotid ultrasound. *Computers in biology and medicine.* 2020. Vol. 126. P. 104043. Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2020.104043>.

11. Chaikijurajai T., Laffin L. J., Tang W. H. W. Artificial Intelligence and Hypertension: Recent Advances and Future Outlook. *American journal of hypertension.* 2020. Vol. 33(11). P. 967–974. Режим доступу: <https://doi.org/10.1093/ajh/hpaa102>.

12. Krittanawong C., Johnson K. W., Rosenson R. S., Wang Z., Aydar M., Baber U., Min J. K., Tang W. H. W., Halperin J. L., Narayan S. M. Deep learning for cardiovascular medicine: a practical primer. *Eur Heart J.* 2019. Vol. 40(25). P. 2058-2073. Режим доступу: <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehz056>.

13. Wasserlauf J., You C., Patel R., Valys A., Albert D., Passman R. Smartwatch Performance for the Detection and Quantification of Atrial Fibrillation. *Circ Arrhythm Electrophysiol.* 2019. Vol. 12(6). P. e006834. Режим доступу: <https://doi.org/10.1161/CIRCEP.118.006834>.

14. Wessler B. S., Nelson J., Park J. G., McGinnes H., Gulati G., Brazil R., Van Calster B., van Klaveren D., Venema E., Steyerberg E., Paulus J. K., Kent D. M. External validations of cardiovascular clinical prediction models: a large-scale review of the literature. *Circ Cardiovasc Qual Outcomes.* 2021. Vol. 14(8). P. 4e007858. Режим доступу: <https://doi.org/10.1161/CIRCOUTCOMES.121.007858>.

15. Haq I. U., Chhatwal K., Sanaka K., Xu B. Artificial Intelligence in Cardiovascular Medicine: Current Insights and Future Prospects. *Vascular health and risk management.* 2022. Vol. 18. P. 517–528. Режим доступу: <https://doi.org/10.2147/VHRM.S279337>.

16. Retson T.A., Masutani E.M., Golden D., Hsiao A. Clinical performance and role of expert supervision of deep learning for cardiac ventricular volumetry: a validation study. *Radiol Artif Intell.* 2020. Vol. 2(4). P. 2e190064. Режим доступу: <https://doi.org/10.1148/ryai.2020190064>.

17. Krittanawong C., Johnson K. W., Rosenson R. S., Wang Z., Aydar M., Baber U., Min J. K., Tang W. H. W., Halperin J. L., Narayan S. M. Deep learning for cardiovascular medicine: a practical primer. *Eur Heart J.* 2019. Vol. 40. P. 2058–2073. Режим доступу: <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehz056>.

18. Salah H., Srinivas S. Explainable machine learning framework for predicting long-term cardiovascular disease risk among adolescents. *Sci Rep.* 2022. Vol. 12. P. 21905. Режим доступу: <https://doi.org/10.1038/s41598-022-25933-5>.

19. Dorado-Díaz P. I., Sampredo-Gómez J., Vicente-Palacios V., Sánchez P. L. Applications of Artificial Intelligence in Cardiology. The Future is Already Here. *Revista española de cardiología (English ed.).* 2019. Vol. 72(12). P. 1065–1075. Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.rec.2019.05.014>.

References:

1. Wolff, J., Pauling, J., Keck, A., & Baumbach, J. (2021). Success Factors of Artificial Intelligence Implementation in Healthcare. *Front Digit Health.*, 3, 594971. Retrieved from: <https://doi.org/10.3389/fdgth.2021.594971>. [in English].
2. Nikkei Staff Writers (2018). Japan plans 10 “AI hospitals” to ease doctor shortages. Retrieved from: <https://asia.nikkei.com/Politics/Japan-plans-10-AI-hospitals-to-ease-doctor-shortages>. *Nikkei Asian Rev.* 2018. [in English].
3. Dave, M., & Patel, N. (2023). Artificial intelligence in healthcare and education. *Br Dent J.*, 234(10), 761-764. Retrieved from: <https://doi.org/10.1038/s41415-023-5845-2>. [in English].
4. Ahmad, Z., Rahim, S., Zubair, M., & Abdul-Ghafar, J. (2021). Artificial intelligence (AI) in medicine, current applications and future role with special emphasis on its potential and promise in pathology: present and future impact, obstacles including costs and acceptance among pathologists, practical and philosophical considerations. A comprehensive review. *Diagn Pathol.*, 16(1), 24. Retrieved from: <https://doi.org/10.1186/s13000-021-01085-4>. [in English].
5. Johnson, K. W., Torres Soto, J., Glicksberg, B. S., Shameer, K., Miotto, R., Ali, M., Ashley, E., & Dudley J. T. (2018). Artificial Intelligence in Cardiology. *J Am Coll Cardiol.*, 71(23), 2668-2679. Retrieved from: <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2018.03.521>. [in English].
6. Manlhiot, C., van den Eynde, J., Kutty, S., & Ross, H. J. (2022). A Primer on the Present State and Future Prospects for Machine Learning and Artificial Intelligence Applications in Cardiology. *The Canadian journal of cardiology*, 38(2), 169–184. Retrieved from: <https://doi.org/10.1016/j.cjca.2021.11.009>. [in English].
7. Chovhaniuk, O., Haman, I., Orynychak, M., Vasylechko, M., & Kocherzhat, O. (2023) Ryzkyk rozvytku sertsevo-sudynnykh uskladnen u khvorykh na arterialnu hipertenziiu z metabolichnym syndrom [Risk of development cardiovascular complications in patients with arterial hypertension and metabolic syndrome]. *Art of Medicine*, 26(2), 127-131. Retrieved from: <https://doi.org/10.21802/artm.2023.2.26.127>. [in Ukrainian].
8. Haymond, S., & McCudden, C. (2021). Rise of the Machines: Artificial Intelligence and the Clinical Laboratory. *The journal of applied laboratory medicine*, 6(6), 1640–1654. Retrieved from: <https://doi.org/10.1093/jalm/jfab075>. [in English].
9. Mudgal, S. K., Agarwal, R., Chaturvedi, J., Gaur, R., & Ranjan, N. (2022). Real-world application, challenges and implication of artificial intelligence in healthcare: an essay. *The Pan African medical journal*, 43, 3. Retrieved from: <https://doi.org/10.11604/pamj.2022.43.3.33384>. [in English].
10. Jamthikar, A. D., Gupta, D., Saba, L., Khanna, N. N., Viskovic, K., Mavrogeni, S., Laird, J. R., Sattar, N., Johri, A. M., Pareek, G., Miner, M., Sfikakis, P. P., Protogerou, A., Viswanathan, V., Sharma, A., Kitas, G. D., Nicolaidis, A., Kolluri, R., & Suri, J. S. (2020). Artificial intelligence framework for predictive cardiovascular and stroke risk assessment models: A narrative review of integrated approaches using carotid ultrasound. *Computers in biology and medicine*, 126, 104043. Retrieved from: <https://doi.org/10.1016/j.compbio.2020.104043>. [in English].
11. Chaikijurajai, T., Laffin, L. J., & Tang, W. H. W. (2020). Artificial Intelligence and Hypertension: Recent Advances and Future Outlook. *American journal of hypertension*, 33(11), 967–974. Retrieved from: <https://doi.org/10.1093/ajh/hpaa102>. [in English].
12. Krittanawong, C., Johnson, K. W., Rosenson, R. S., Wang, Z., Aydar, M., Baber, U., Min, J. K., Tang, W. H. W., Halperin, J. L., & Narayan, S. M. (2019). Deep learning for cardiovascular medicine: a practical primer. *European heart journal*, 40(25), 2058–2073. Retrieved from: <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehz056>. [in English].
13. Wasserlauf, J., You, C., Patel, R., Valys, A., Albert, D., & Passman, R. (2019). Smartwatch Performance for the Detection and Quantification of Atrial Fibrillation. *Circulation. Arrhythmia and electrophysiology*, 12(6), e006834. Retrieved from: <https://doi.org/10.1161/CIRCEP.118.006834>. [in English].

14. Wessler, B. S., Nelson, J., Park, J. G., McGinnes, H., Gulati, G., Brazil, R., Van Calster, B., van Klaveren, D., Venema, E., Steyerberg, E., Paulus, J. K., & Kent, D. M. (2021). External Validations of Cardiovascular Clinical Prediction Models: A Large-Scale Review of the Literature. *Circulation. Cardiovascular quality and outcomes*, 14(8), e007858. Retrieved from: <https://doi.org/10.1161/CIRCOUTCOMES.121.007858>. [in English].
15. Haq, I. U., Chhatwal, K., Sanaka, K., & Xu, B. (2022). Artificial Intelligence in Cardiovascular Medicine: Current Insights and Future Prospects. *Vascular health and risk management*, 18, 517–528. Retrieved from: <https://doi.org/10.2147/VHRM.S279337>. [in English].
16. Retson, T. A., Masutani, E. M., Golden, D., & Hsiao, A. (2020). Clinical Performance and Role of Expert Supervision of Deep Learning for Cardiac Ventricular Volumetry: A Validation Study. *Radiology. Artificial intelligence*, 2(4), e190064. Retrieved from: <https://doi.org/10.1148/ryai.2020190064>. [in English].
17. Krittanawong, C., Johnson, K. W., Rosenson, R. S., Wang, Z., Aydar, M., Baber, U., Min, J. K., Tang, W. H. W., Halperin, J. L., & Narayan, S. M. (2019). Deep learning for cardiovascular medicine: a practical primer. *European Heart Journal*, 40(25), 2058–2073. Retrieved from: <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehz056>. [in English].
18. Salah, H., & Srinivas, S. (2022). Explainable machine learning framework for predicting long-term cardiovascular disease risk among adolescents. *Sci Rep*, 12, 21905. Retrieved from: <https://doi.org/10.1038/s41598-022-25933-5>. [in English].
19. Dorado-Díaz, P. I., Sampedro-Gómez, J., Vicente-Palacios, V., & Sánchez, P. L. (2019). Applications of Artificial Intelligence in Cardiology. The Future is Already Here. *Revista española de cardiología (English ed.)*, 72(12), 1065–1075. Retrieved from: <https://doi.org/10.1016/j.rec.2019.05.014>. [in English].