

УДК [57:616.12-008]:[004.855+004.852]
DOI <https://doi.org/10.32782/NSER/2025-4.23>

КЛАСТЕРИЗАЦІЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЯ КАРДІОЛОГІЧНИХ ПАТФІЗІОЛОГІЧНИХ СТАНІВ І ПРОЦЕСІВ МЕТОДАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ТА НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Сяський Володимир Андрійович

кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри інформаційних технологій та моделювання
Рівненського державного гуманітарного університету
ORCID ID: 0000-0002-2648-4934

Сяська Інна Олексіївна

доктор педагогічних наук, професор,
завідувач кафедри біології, здоров'я людини та фізичної терапії
Рівненського державного гуманітарного університету
ORCID ID: 0000-0002-6096-1335
Scopus author ID: 58249440200
Researcher ID: KQV-1453-2024

Антонюк-Кисіль Володимир Миколайович

доктор медичних наук,
професор кафедри біології, здоров'я людини та фізичної терапії
Рівненського державного гуманітарного університету
ORCID ID: 0000-0003-4080-3775

Саламадзе Ольга Олександрівна

доктор філософії,
доцент кафедри біології, здоров'я людини та фізичної терапії
Рівненського державного гуманітарного університету
ORCID ID: 0000-0001-5896-5452

У статті наголошується, що діагностика кардіологічних патологічних станів і процесів потребує ефективних методів та засобів інтелектуального аналізу даних анамнезу захворювання, фізикального обстеження, результатів інструментальних і лабораторних досліджень пацієнта. В якості модельного прикладу життєво загрозливих кардіологічних станів розглянуто серцеву недостатність, для якої наведено характерні показники інструментальних і лабораторних досліджень. Для встановлення серцево-судинних патологій і захворювань обрано доступний та ефективний метод діагностики – аналіз та інтерпретація результатів електрокардіограм. З метою класифікації та прогнозування перебігів кардіологічних патологічних станів і процесів запропоновано ефективний підхід до кластеризації та класифікації електрокардіограм на основі комплексного аналізу результатів досліджень, виконаних в динаміці. Для аналізу і класифікації електрокардіограм проведено адаптацію алгоритмів інтелектуального аналізу даних та машинного навчання із використанням конкурентної нейронної мережі Кохонена. Реалізація алгоритму навчання нейронної мережі передбачала використання навчальної множини образів, сформованої на основі масиву електрокардіографічних даних великої кількості пацієнтів із різними серцево-судинними патологіями та захворюваннями, зокрема гострий коронарний синдром, інфаркт міокарда, нестабільна стенокардія тощо. Для формування складених образів, що є оцифрованими результатами електрокардіограм, використано двовимірну структуру числових даних, які відповідають записам електричних потенціалів дії з 12 відведень. Проведено модифікацію алгоритму корегування вагових коефіцієнтів нейронів Кохонена для кластеризації та класифікації складених образів. Використання методів машинного навчання та конкурентних нейронних мереж Кохонена забезпечило високу точність, адаптивність до індивідуальних особливостей пацієнта і можливість клінічної інтерпретації отриманих резуль-

татів та має важливе прикладне значення для обрання ефективних методів і засобів лікування серцевої недостатності.

Ключові слова: електрокардіограма, гострий коронарний синдром, машинне навчання, класифікація та кластеризація образів, нейронна мережа Кохонена, нейрон-переможець.

Siaskyi V. A., Siaska I. O., Antonyuk-Kysil V. M., Salamadze O. O. Clustering and classification of cardiological pathophysiological conditions and processes using machine learning and neural network methods

The article emphasises that the diagnosis of cardiac pathological conditions and processes requires effective methods and means of intelligent analysis of medical history data, physical examination, and the results of instrumental and laboratory tests of the patient. Heart failure is considered as a model example of life-threatening cardiological conditions, for which characteristic indicators of instrumental and laboratory studies are given. An accessible and effective diagnostic method has been chosen to establish cardiovascular pathologies and diseases – analysis and interpretation of electrocardiogram results. For the purpose of classifying and predicting the course of cardiac pathological conditions and processes, an effective approach to the clustering and classification of electrocardiograms based on a comprehensive analysis of the results of studies performed in dynamics is proposed. For the analysis and classification of electrocardiograms, algorithms for intelligent data analysis and machine learning were adapted using a competitive Kohonen neural network. The implementation of the neural network training algorithm involved the use of a training set of images formed on the basis of an array of electrocardiographic data from a large number of patients with various cardiovascular pathologies and diseases, including acute coronary syndrome, myocardial infarction, unstable angina, etc. To form composite images, which are digitised results of electrocardiograms, a two-dimensional structure of numerical data corresponding to the recordings of electrical action potentials from 12 leads was used. The algorithm for adjusting the weight coefficients of Kohonen neurons for clustering and classification of composite images was modified. The use of machine learning methods and competitive Kohonen neural networks ensured high accuracy, adaptability to individual patient characteristics, and the possibility of clinical interpretation of the results obtained, and has important practical significance for the selection of effective methods and means of treating heart failure.

Key words: electrocardiogram, acute coronary syndrome, machine learning, image classification and clustering, Kohonen neural network, winning neuron.

Постановка проблеми та її актуальність.

Серцева недостатність (СН) є одним із найбільш поширених патологічних станів та причиною смертності у світі. Попри значний прогрес у кардіології, раннє виявлення патологічних змін у роботі серця все ще є складним завданням через багатофакторний характер захворювання, індивідуальні варіації у перебігу патологічного процесу та складність інтерпретації великого обсягу кардіологічних даних.

При діагностиці кардіологічних патологічних станів і процесів важливу роль грає анамнез захворювання, клінічна симптоматика, результати огляду та фізикального обстеження хворого. До інструментальних методів обстеження традиційно відносять електрокардіограму, холтеровський моніторинг, рентгенографію грудної клітки; ехокардіографію, коронарографію. Лабораторним методом підтвердження СН є визначення передсердного натрійуретичного пептиду (NT-proBNP) – він є маркером СН.

Традиційні методи аналізу даних інструментальних та лабораторних досліджень, засновані на ручній інтерпретації або статистичних моделях, не забезпечують високу точність класифікації та прогнозування динаміки розвитку захворювання. Ключовою особливістю діагностики та класифікації СН є необхідність

комплексного аналізу результатів різних досліджень.

У сучасних умовах розвитку цифрової медицини актуальним стає застосування методів машинного навчання для дослідження патофізіологічних процесів, що дозволяє виявляти приховані закономірності у великих масивах біомедичних даних. Такі підходи дають змогу не лише підвищити точність діагностики, а й здійснювати персоналізоване прогнозування перебігу СН на основі характеристик пацієнта [10].

Попри це залишається недостатньо розробленим науково-методичний апарат моделювання перебігу патофізіологічних процесів, який би поєднував особливості динаміки результатів різних досліджень із клінічно значущими ознаками патології та давав можливість обирати ефективні методи і засоби її лікування. Також певною проблемою є недостатня інтерпретованість результатів машинного навчання, що ускладнює їхнє впровадження у медичну практику.

Отже, постає науково-практичне завдання розробити ефективний підхід до класифікації та прогнозування перебігу СН на основі комплексного аналізу результатів різних досліджень, виконаних в динаміці, із використанням методів машинного навчання та нейронних мереж, який би забезпечував високу точність, адаптивність до індивідуаль-

них особливостей пацієнта та можливість клінічної інтерпретації отриманих результатів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Технології інтелектуального аналізу даних (Data Mining) дають можливість виявляти у великих масивах медичних даних (Big Data) неочевидні, приховані закономірності (шаблони), що формують основу зазначених діагностичних правил [8, с. 106].

Останні кілька років спостерігається інтенсивний розвиток застосування методів штучного інтелекту і машинного навчання до аналізу результатів інструментальних досліджень з метою виявлення та прогнозування серцево-судинних захворювань, зокрема СН [6]. Наукові доробки демонструють, що моделі на основі глибоких нейронних мереж (одновимірні CNN, RNN/LSTM, гібридні CNN-LSTM та трансформери) досягають високих показників точності у класифікації патологій серцево-судинної системи та прогнозуванні ризиків СН [9, с. 468].

Попри різноманітність чинників і факторів, що спричиняють розвиток СН, одне із чільних місць займає ішемічна хвороба серця, яка часто пов'язана із цілим рядом критичних, життєво загрозливих кардіологічних станів, таких як гострий коронарний синдром, інфаркт міокарда, нестабільна стенокардія. Вирішальна роль у розпізнаванні таких небезпечних станів належить інтерпретації електрокардіограми (ЕКГ). Стандартна ЕКГ являє собою реєстрацію електричних потенціалів серця з дванадцяти відведень. Хоча сучасні електрокардіографи оснащені вбудованими модулями штучного інтелекту для автоматизованої ідентифікації цих станів, значна частка первинної ланки медичної допомоги в Україні, зокрема фельдшерсько-акушерські пункти, продовжує використовувати застарілі апарати без інтелектуальних функцій. У таких ситуаціях медичний персонал (фельдшер) несе відповідальність за прийняття рішення про термінову госпіталізацію, спираючись винятково на візуальну інтерпретацію графічних даних ЕКГ. Таким чином, впровадження спеціалізованих програмно-технічних рішень, що інтегруються з кардіографами або здатні до інтелектуального аналізу графічних зображень ЕКГ, є стратегічно важливим завданням, що й стало **метою нашого дослідження**.

Виклад основного матеріалу дослідження. Гострий коронарний синдром (ГКС) визначається як сукупність клінічних ознак, які відображають гостру ішемію міокарда, спричинену порушенням кровопостачання серцевого м'яза внаслідок зниження коронарного кровотоку. Клінічні наслідки цієї ішемії включають некроз міокардіальної тканини та потенційну зупинку серця. Класифікація ГКС передбачає диференціацію за такими основними клініко-електрокардіографічними формами:

– *гострий коронарний синдром без стійкої елевації сегмента ST (NSTEMI-ACS)*, що охоплює нестабільну стенокардію та інфаркт міокарда без елевації сегмента ST;

– *нестабільна стенокардія* – це клінічний стан, спричинений гострим або прогресуючим обмеженням току крові по коронарній артерії;

– *інфаркт міокарда без елевації сегмента ST (NSTEMI)* характеризується розвитком некрозу міокарда, що підтверджується зростанням концентрації біохімічних маркерів некрозу в системному кровотоці, за відсутності нової стійкої елевації сегмента ST на ЕКГ;

– *інфаркт міокарда зі стійкою елевацією сегмента ST (STEMI)* – це клінічний синдром, як правило, спричинений повною оклюзією коронарної артерії, що призводить до припинення кровотоку і обширного некрозу міокарда. Діагностичними критеріями є підвищення рівня маркерів некрозу міокарда в крові та наявність стійкої елевації сегмента ST на ЕКГ.

У процесі зіставлення ЕКГ, що відповідають нормограмі та патологічним станам серця, ідентифікуються характерні діагностичні сегменти та зубці, які уможливають достовірну верифікацію певного варіанту ГКС. Ці специфічні ознаки формалізовані у стандартизованих протоколах ведення кардіологічних пацієнтів [3, 4].

З метою підвищення ефективності та об'єктивності попередньої діагностики до моменту госпіталізації пацієнта в спеціалізоване кардіологічне відділення, доцільною є автоматизація процесу аналізу ЕКГ. Такий підхід забезпечує прискорення діагностичної процедури та усуває суб'єктивність, яка може бути детермінована індивідуальними професійними особливостями медичного персоналу первинної ланки.

Вирішення цього завдання реалізується шляхом застосування методів інтелектуального аналізу даних та машинного навчання, зокрема для задач класифікації та кластеризації образів [5]. Під образом розуміється фіксований набір значень, що однозначно ідентифікує досліджуваний об'єкт. Його можна інтерпретувати як вектор або точку у відповідному N-вимірному просторі ознак

$$\bar{X} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$$

Класифікація передбачає виявлення ознак, які найбільш повно характеризують окремі групи образів у досліджуваному наборі даних – класи. Кластеризація полягає у групуванні образів, які є близькими за їхніми властивостями, у кластери. Критерієм ефективності є максимальна подібність образів у межах кластеру та суттєва відмінність від образів інших кластерів.

Для вирішення завдань класифікації та кластеризації в наукових дослідженнях і прикладних

розробках широко застосовуються штучні нейронні мережі [1]. Високу ефективність демонструють мережі, що функціонують на принципах конкурентного навчання без учителя. Основу класифікаційного механізму в таких архітектурах складає шар нейронів Кохонена [7]. Його функціонування базується на правилі «переможець отримує все»: активується лише один нейрон-переможець з деяким ідентифікуючим номером k , для якого вектор вагових коефіцієнтів $\bar{W}^k$ є найближчим до вхідного образу $\bar{X}$ серед векторів ваг усіх нейронів Кохонена. Звичайно, так само близьким має бути вектор ваг $\bar{W}^k$ до інших образів, подібних до $\bar{X}$ [2, с. 85].

Цей визначальний принцип функціонування нейронної мережі Кохонена дозволяє розподіляти вхідні вектори на групи подібних об'єктів – класи. Якщо певний вхідний образ активує конкретний нейрон-переможець, то всі образи, подібні до нього, генеруватимуть аналогічний результат. Звідси випливає, що суттєво відмінні образи не спричинятимуть активацію того самого нейрона, а, ймовірно, активуватимуть іншого переможця. Такий механізм дозволяє ефективно проводити кластеризацію та класифікацію ЕКГ на основі типових електрокардіографічних ознак.

З цією метою спершу формується навчальна множина, яка складається з великого масиву навчальних образів. Кожен образ є вектором виду $\bar{X} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, компоненти якого являють собою оцифровані та нормалізовані значення електричних потенціалів дії на кожному із відведень ЕКГ, що фіксуються із деяким малим кроком по часу (порядку 10 мс).

Така навчальна множина є сукупністю образів-векторів виду

$$X = \{\bar{X}^j\}_{j=1}^Q = \{(x_1^j, x_2^j, \dots, x_N^j)\}_{j=1}^Q.$$

Тут N – число компонентів образів; Q – загальна кількість образів; j – номер образу в навчальній множині.

Нормалізація навчальних образів в контексті інтелектуального аналізу даних передбачає масштабування їхніх векторів до одиничної довжини. Ця процедура спрямована на усунення впливу великих за модулем значень і вирівнювання вагомості кожної ознаки.

Слід підкреслити, що для формування кожного образу виконується сегментація ЕКГ – виділення фрагмента між найбільш репрезентативними точками. Прикладом таких точок є найвищі позитивні зубці R шлуночкового комплексу QRS, які відображають найбільшу електричну активність у процесі деполяризації міокарда шлуночків. Сформовані образи мають включати кілька повних серцевих циклів – періодів ЕКГ, але при цьому повинні містити однакову кількість таких

періодів. Ключовою вимогою є те, що початок кожного образу має точно співпадати з ідентичною характерною точкою на ЕКГ. Це забезпечує фазову узгодженість і порівнянність усіх образів у навчальній множині.

До початку навчання нейронної мережі вважається невідомою кількість кластерів із образами, які відповідають типовим клінічним кардіологічним станам (діагнозам). Саме в процесі навчання буде виокремлено кожен із кластерів та встановлено його характерний набір параметрів – відповідну йому «еталонну» ЕКГ для подальшої класифікації інших ЕКГ.

Навчальні образи з множини X використовуються для неконтрольованого навчання мережі Кохонена за правилом «переможець отримує все». У результаті навчання множина X стане об'єднанням деякої кількості M підмножин образів різних кластерів, а в подальшому – класів:

$$X = \{(x_1^{j_1}, x_2^{j_1}, \dots, x_N^{j_1})\}_{j_1=1}^{Q_1} \cup \dots \cup \{(x_1^{j_M}, x_2^{j_M}, \dots, x_N^{j_M})\}_{j_M=1}^{Q_M}.$$

При цьому підмножина образів спільного кластеру з деяким ідентифікуючим номером k буде охоплювати Q_k образів виду

$$\bar{X}^{j_k} = (x_1^{j_k}, x_2^{j_k}, \dots, x_N^{j_k}), j_k = 1, 2, \dots, Q_k.$$

Кожен кластер отримає свого нейрона-переможця, вектор вагових коефіцієнтів якого $\bar{W}^k = (w_1^k, w_2^k, \dots, w_N^k)$ займатиме в просторі ознак деяке середнє положення серед усіх образів цього кластеру. У цьому положенні він найменше відрізнятиметься від найбільш віддалених образів кластеру. Таким чином, він є «еталоном» цілого кластеру подібних образів.

По завершенню навчання кваліфікованими експертами-кардіологами на основі аналізу «еталонів» встановлюються характерні ознаки кардіологічних патологічних станів чи процесів та типові діагнози для кожного кластеру.

Навчена нейронна мережа із визначеними «еталонними» параметрами нейронів Кохонена готова для класифікації довільних (експериментальних) образів. Ці образи отримують шляхом аналогічного оцифрування та нормалізації довільної ЕКГ, яка не входила до навчальної множини.

Як і для навчання, попередня підготовка експериментальних даних для класифікації передбачає отримання числових значень електричних потенціалів дії на кожному відведенні або безпосередньо з електрокардіографа за допомогою відповідного програмного забезпечення, або через сканування ЕКГ з паперового носія, обробку графічних даних та їхнє перетворення у числовий формат.

Обробка експериментального образу $\bar{X} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ в мережі призводить до акти-

вації того нейрона Кохонена, «еталонний» вектор якого найкраще відповідає цьому зразку. Ідентифікація діагнозу здійснюється за номером активованого нейрона-переможця.

Для проведення модельних експериментів була розроблена та програмно реалізована модель нейронної мережі неконтрольованого конкурентного навчання із 30 нейронів Кохонена. Це дозволяло сформувати до 30 різних кластерів, що відповідали 30 типовим клінічним діагнозам. Початкова ініціалізація вагових коефіцієнтів нейронів проводилася однаковими нормалізованими значеннями із подальшим корегуванням параметрів мережі за методом опуклої комбінації. Навчання нейронної мережі проводилося у синхронному режимі, який передбачає одночасне оновлення векторів ваг усіх нейронів-переможців після повного проходу через навчальну множину.

Навчання нейронної мережі проводилося на вибірці з 248 ЕКГ пацієнтів із різними вадами серцево-судинної системи, а також без патологій. Усі ЕКГ оброблялися рутинно шляхом переведення графічних даних у числовий формат. За результатами модельних експериментів частина нейронів Кохонена не активувалися, тобто були надлишковими. Найбільш репрезентативними виявилися наступні класи кардіологічних патологічних та нормальних станів: гіпертрофія лівого шлуночка; порушення ритму (атріовентрикулярний заміщуючий ритм); порушення збудливості (суправентрикулярна та шлуночкова екстрасистолія;

надшлуночкова суправентрикулярна тахікардія; фібриляція передсердь); порушення провідності (АВ блокада різних ступенів; блокада лівої та правої ніжки пучка Гіса); ГКС без стійкої елевачії сегмента ST (нестабільна стенокардія; інфаркт міокарда без елевачії сегмента ST); ГКС зі стійкою елевачією сегмента ST (інфаркт міокарда з елевачією сегмента ST); перенесений у минулому інфаркт (по передній і по задній стінці); нормограма.

Висновки. Отже, методи машинного навчання без учителя на основі конкурентних нейронних мереж Кохонена продемонстрували ефективність в інтелектуальному аналізі результатів медико-фізіологічних інструментальних досліджень, що передбачав кластеризацію та класифікацію ЕКГ з метою прогнозування перебігів кардіологічних патологічних станів і процесів.

Для навчання нейронної мережі та подальшої класифікації ЕКГ на основі масиву електрокардіографічних даних великої кількості пацієнтів із різними серцево-судинними патологіями та захворюваннями була сформована відповідна навчальна множина образів. Застосування методів машинного навчання та конкурентних нейронних мереж Кохонена забезпечило високу точність, адаптивність до індивідуальних особливостей пацієнтів і можливість якісної клінічної інтерпретації результатів досліджень та має важливе прикладне значення для обрання ефективних методів і засобів лікування кардіологічних захворювань.

Література:

1. Лещинський О.Л., Іщенко А.О. Використання нейромереж у процесі інтелектуального (кластерного) аналізу даних. *Економіка і суспільство*. 2017. Вип. № 11. С. 578–581.
2. Сяський В., Сяська І., Сяська Ів. Інтелектуальний аналіз електрокардіограм методами машинного навчання. *Освітньо-наукові інновації у сфері біології, збереження здоров'я людини та психосоціальної і фізичної реабілітації*: збірник матеріалів III Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції (м. Рівне, 15.11.2024 р.). Рівне: О.Зень, 2024. С. 82–87.
3. Уніфікований клінічний протокол екстреної, первинної, вторинної (спеціалізованої), третинної (високоспеціалізованої) медичної допомоги та кардіореабілітації «Гострий коронарний синдром без елевачії сегмента ST» / Затв. Наказ МОЗ України від 15 вересня 2021 року № 1957. URL: https://www.dec.gov.ua/wp-content/uploads/2021/09/2021_1957_ykpmg_gksbezelev.pdf
4. Уніфікований клінічний протокол екстреної, первинної, вторинної (спеціалізованої), третинної (високоспеціалізованої) медичної допомоги та кардіореабілітації «Гострий коронарний синдром з елевачією сегмента ST» / Затв. Наказ МОЗ України від 14 вересня 2021 року № 1936. URL: https://www.dec.gov.ua/wp-content/uploads/2021/09/2021_1936_ykpmg_gkszelev.pdf
5. Черняк О.І., Захарченко П.В. Інтелектуальний аналіз даних: Підручник. Київ: Знання, 2014. 599 с.
6. Johnson K.W., Soto J.T., Glicksberg B.S., Shameer K., Miotto R., Ali M., Ashley E., Dudley J.T. Artificial intelligence in cardiology. *Journal of the American College of Cardiology*. 2018, Volume 71, Number 23, p. 2668–2679.
7. Kohonen, T. Self-Organizing Maps. 3rd ed. Berlin: Springer, 2001. Vol. 30. 501 p.
8. Shameer K., Badgeley M.A., Miotto R., Glicksberg B.S., Morgan J.W., Dudley J.T. Translational bioinformatics in the era of real-time biomedical, health care and wellness data streams. *Briefings in Bioinformatics*. 2017; 18:105–124.
9. Siontis K.C., Noseworthy P.A., Attia Z.I. & Friedman P.A. Artificial intelligence-enhanced electrocardiography in cardiovascular disease management. *Nature Reviews Cardiology*. 2021, volume 18, pages 465–478.
10. Steinhubl S.R., Topol E.J. Moving from digitalization to digitization in cardiovascular care: why is it important, and what could it mean for patients and providers? *Journal of the American College of Cardiology*. 2015; 66: 1489–1496.

References:

1. Leshchynskiy, O.L., Ishchenko, A.O. (2017). Vykorystannia neiromerezh u protsesi intelektualnoho (klasterneho) analizu danykh [The use of neural networks in the process of intelligent (clustering) data analysis]. *Ekonomika i suspilstvo*. Vyp. № 11. 578–581. [in Ukrainian]
2. Siaskyi, V., Siaska, I., Siaska, Iv. (2024). Intelktualnyi analiz elektrokardiohram metodamy mashynnoho navchannia [Intelligent analysis of electrocardiograms using machine learning methods]. *Osvitno-naukovi innovatsii u sferi biolohii, zberezhenia zdorovia liudyny ta psykhosotsialnoi i fizychnoi rehabilitatsii: III Vseukrainskoi naukovo-praktychnoi internet-konferentsii*. Rivne: O.Zen, 82–87. [in Ukrainian]
3. Cherniak, O.I., Zakharchenko, P.V. (2014). Intelktualnyi analiz danykh: Pidruchnyk [Intelligent Data Analysis: Textbook]. Kyiv: Znannia. [in Ukrainian]
4. Unifikovanyi klinichniy protokol ekstrenoi, pervynnoi, vtorynnoi (spetsializovanoi), tretynnoi (vysokospetsializovanoi) medychnoi dopomohy ta kardioreabilitatsii «Hstryi koronarnyi syndrom bez elevatsii sehmenta ST» / Nakaz MOZ Ukrainy vid 15.09.2021 № 1957. URL: https://www.dec.gov.ua/wp-content/uploads/2021/09/2021_1957_ykpmd_gksbezelev.pdf [in Ukrainian]
5. Unifikovanyi klinichniy protokol ekstrenoi, pervynnoi, vtorynnoi (spetsializovanoi), tretynnoi (vysokospetsializovanoi) medychnoi dopomohy ta kardioreabilitatsii «Hstryi koronarnyi syndrom z elevatsiieiu sehmenta ST» / Nakaz MOZ Ukrainy vid 15.09.2021 № 1936. URL: https://www.dec.gov.ua/wp-content/uploads/2021/09/2021_1936_ykpmd_gkszelev.pdf [in Ukrainian]
6. Johnson, K.W., Soto, J.T., Glicksberg, B.S., Shameer, K., Miotto, R., Ali, M., Ashley, E., Dudley, J.T. (2018). Artificial intelligence in cardiology. *Journal of the American College of Cardiology*. Volume 71, Number 23, 2668–2679.
7. Kohonen, T. (2001). Self-Organizing Maps. 3rd ed. Berlin: Springer. Vol. 30. [in German]
8. Shameer, K., Badgeley, M.A., Miotto, R., Glicksberg, B.S., Morgan, J.W., Dudley, J.T. (2017). Translational bioinformatics in the era of real-time biomedical, health care and wellness data streams. *Briefings in Bioinformatics*. 18:105–124.
9. Siontis, K.C., Noseworthy, P.A., Attia, Z.I. & Friedman, P.A. (2021). Artificial intelligence-enhanced electrocardiography in cardiovascular disease management. *Nature Reviews Cardiology*. Volume 18, pages 465–478.
10. Steinhubl, S.R., Topol, E.J. (2015). Moving from digitalization to digitization in cardiovascular care: why is it important, and what could it mean for patients and providers? *Journal of the American College of Cardiology*. 66: 1489–1496.

Стаття надійшла: 12.08.2025

Прийнято: 02.09.2025

Опубліковано: 27.10.2025