

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2025-58-12>

УДК 004:09

Мосій Любомир Євгенійович¹, аспірант

<https://orcid.org/0009-0000-9778-331X>

Сверстюк Андрій Степанович^{1,2}, д.т.н., професор

<https://orcid.org/0000-0001-8644-0776>

¹ Тернопільський національний технічний університет імені І. Пулюя, м. Тернопіль, Україна

² Тернопільський національний медичний університет імені І.Я. Горбачевського, м. Тернопіль, Україна

МЕТОДИ МОДЕЛЮВАННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ ЕЛЕКТРОКАРДІОСИГНАЛІВ

Мосій Л.Є., Сверстюк А.С. Методи моделювання та класифікації електрокардіосигналів. У статті проведено ґрунтовний аналіз методів моделювання, опрацювання та класифікації електрокардіосигналів на основі дослідження публікацій у наукометричній базі Web of Science Core Collection за 2014-2024 роки. Проаналізовано 513 наукових праць, що відображають динаміку розвитку підходів до інтерпретації кардіологічних даних. Бібліометричний аналіз виявив зростання публікаційної активності з максимальними показниками у 2019 році (58 публікацій), 2022 році (51 публікація) та 2024 році (54 публікації), що підтверджує актуальність досліджуваної тематики. На основі ключових слів публікацій створено хмару термінів, яка демонструє превалювання таких концептів як електрокардіосигнал, глибинне навчання, класифікація, опрацювання сигналів та варіабельність серцевого ритму. Методологічний аналіз засвідчив еволюцію підходів від традиційних методів цифрової обробки сигналів до впровадження інноваційних технологій штучного інтелекту. Зокрема, досліджено ефективність застосування згорткових нейронних мереж для класифікації електрокардіосигналів, які демонструють точність понад 95% при діагностуванні різних типів аритмій. Географічний розподіл публікацій показав лідерство наукових установ США (19% публікацій), Індії (12%), Німеччини (10%) та Китаю (9%). За тематичним спрямуванням переважають дослідження в галузі інженерії (51% публікацій) та комп'ютерних наук (29%), що підкреслює міждисциплінарність проблематики. Визначено пріоритетні напрями розвитку методів аналізу ЕКС: розробка адаптивних алгоритмів фільтрації завад, вдосконалення методів екстракції діагностично значущих ознак, створення інтелектуальних систем класифікації на основі гібридних архітектур. Особливу увагу приділено синергії методів машинного навчання з класичними підходами до аналізу ЕКС для підвищення достовірності діагностування серцево-судинних патологій.

Ключові слова: електрокардіосигнал (ЕКС), модель, метод, аналіз, класифікація, алгоритм, оцінка, нейронна мережа (NN, DNN, ANN, CNN), штучний інтелект (AI), система машинного навчання (MLS), ритм серця.

Mosiy L., Sverstiuk A. Methods of modeling and classification of electrocardiograms. The article thoroughly analyzes methods for modeling, processing, and classifying electrocardio signals based on the study of publications in the scientometric database Web of Science Core Collection for 2014-2024. 513 scientific papers reflecting the dynamics of the development of approaches to interpreting cardiac data were analyzed. Bibliometric analysis revealed an increase in publication activity with maximum indicators in 2019 (58 publications), 2022 (51 publications), and 2024 (54 publications), which confirms the relevance of the topic under study. Based on the keywords of the publications, a term cloud has been created, which demonstrates the prevalence of such concepts as electrocardio signal, deep learning, classification, signal processing, and heart rate variability. Methodological analysis has shown the evolution of approaches from traditional methods of digital signal processing to the introduction of innovative artificial intelligence technologies. In particular, the effectiveness of the use of convolutional neural networks for the classification of electrocardio signals that demonstrate an accuracy of more than 95% in diagnosing various types of arrhythmias has been investigated. The geographical distribution of publications showed the leadership of scientific institutions in the United States (19% of publications), India (12%), Germany (10%), and China (9%). The thematic direction is dominated by research in the field of engineering (51% of publications) and computer science (29%), which emphasizes the interdisciplinarity of the problem. The priority directions for the development of methods for analyzing ESN have been identified: the development of adaptive algorithms for filtering interference, the improvement of methods for extraction of diagnostically significant features, and the creation of intelligent classification systems based on hybrid architectures. Particular attention is paid to the synergy of machine learning methods with classical approaches to the analysis of ECS to increase the reliability of diagnosing cardiovascular pathologies.

Keywords: electrocardiogram (ECG), model, method, analysis, classification, algorithm, evaluation, neural network (NN, DNN, ANN, CNN), artificial intelligence (AI), machine learning system (MLS), heart rate.

Постановка проблеми. Сучасна діагностика серцево-судинних захворювань потребує оптимізації процесів опрацювання та аналізу електрокардіосигналів (ЕКС). Актуальність даної проблематики зумовлена значною поширеністю кардіологічних патологій та високими показниками смертності від них у всьому світі [1]. Інтенсивний розвиток технологій машинного навчання та штучного інтелекту створює перспективи вдосконалення методологічного інструментарію моделювання, опрацювання та класифікації електрокардіосигналів. Тому систематизований аналіз сучасного стану наукових досліджень у зазначеній галузі набуває особливого значення для вивчення перспективних векторів розвитку та методологічних парадигм аналізу ЕКС. Представлене дослідження має на меті здійснення комплексного аналітичного огляду

наукових публікацій щодо методів моделювання, опрацювання та класифікації електрокардіосигналів за десятирічний період на основі бібліометричних даних Web of Science Core Collection.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. В аналітичному огляді досліджень щодо еволюції аналізу сигналів ЕКГ за останні десять років розглядаються різні підходи до моделювання сигналів ЕКГ, як от застосування дерев прийняття рішень для прогнозування настання серцевих захворювань [2], обґрунтування та верифікації математичної моделі синхронно зареєстрованих кардіосигналів з використанням вектора циклічних ритмічно пов'язаних випадкових процесів [3], математичне моделювання та методи опрацювання сигналів серця на базі циклічних випадкових процесів та векторів [4], імітаційне моделювання синхронно зареєстрованих сигналів серця на основі вектора циклічних ритмічно пов'язаних випадкових процесів у задачах кардіодіагностики [5]. Інтеграція передових обчислювальних інструментів, таких як алгоритми машинного навчання [6-7] та штучний інтелект [8-9], зробила революцію в цій галузі, дозволивши більш точно та в режимі реального часу аналізувати сигнали ЕКГ. Також розглянутий прогрес в обробці, характеристичі та класифікації ЕКГ-сигналів: від традиційної обробки до підходів машинного навчання та штучного інтелекту [10-12].

Мета дослідження. Провести ґрунтовний огляд публікацій щодо моделювання, опрацювання та класифікації електрокардіосигналів на основі бібліометричних даних Web of Science Core Collection за останнє десятиліття в розрізі кількості робіт за роками, типами публікацій, авторами, країнами, організаціями, категоріями Web of Science, напрямками досліджень та динамікою цитувань. Розглянути найбільш релевантні статті, проаналізувати як традиційні підходи, наприклад, спектральний аналіз, вейвлет-перетворення та методи машинного навчання, так і новітні технології, засновані на глибинному навчанні та штучному інтелекті. Особливу увагу приділити основним проблемам, що виникають при обробці ЕКС, зокрема високій варіабельності сигналів, наявності шумів різного походження та необхідності обробки великих обсягів даних у реальному часі. Використати дані наукових публікацій, що підкреслюють актуальність та важливість розвитку методів обробки ЕКС для покращення якості медичної допомоги.

Аналітичний огляд. Наукометрична база Web of Science Core Collection дає можливість організувати релевантний пошук наукових публікацій з вище згаданої тематики. Тому для проведення аналітичного огляду публікацій щодо аналізу методів моделювання, опрацювання та класифікації сигналів ЕКГ за останні десять років був сформований запит для розширеного пошуку: TS=("cardiac signal*") AND (TS=(model*) OR TS=(method*) OR TS=(*cardiogra*) OR TS=(forecast*) OR TS=(automat*) OR TS=(process*) OR TS=(analysis) OR TS=(optimiz*) OR TS=(classification) OR TS=(diagnostic) OR TS=(construction) OR TS=(evaluat*) OR TS=(review) OR TS=("computer system") OR TS=("decision making") OR TS=("expert system") OR TS=(algorithm*) OR TS=(encoding) OR TS=(signal*) OR TS=(detect*) OR TS=("Artificial Intelligence") OR TS=("Machine Learning") OR TS=("Deep Learning") OR TS=("Convolutional Neural Network") OR TS=(biomedic*) OR TS=("Neural Network") OR TS=("Deep Neural Network") OR TS=(heart) OR TS=(numeric*) OR TS=("Artificial Neural Network")) and 2025 or 2024 or 2014 or 2015 or 2016 or 2017 or 2018 or 2019 or 2020 or 2021 or 2022 or 2023 (Publication Years) and Engineering or Computer Science or Cardiovascular System Cardiology or Instruments Instrumentation or Neurosciences Neurology or Science Technology Other Topics or Medical Informatics or Mathematical Computational Biology or Research Experimental Medicine or Mathematics or Automation Control Systems or General Internal Medicine or Robotics or Health Care Sciences Services or Rehabilitation or Education Educational Research (Research Areas) and Engineering Electrical Electronic or Engineering Biomedical or Cardiac Cardiovascular Systems or Computer Science Interdisciplinary Applications or Computer Science Information Systems or Instruments Instrumentation or Neurosciences or Computer Science Artificial Intelligence or Telecommunications or Computer Science Theory Methods or Multidisciplinary Sciences or Medical Informatics or Mathematical Computational Biology or Engineering Multidisciplinary or Medicine Research Experimental or Neuroimaging or Imaging Science Photographic Technology or Computer Science Software Engineering or Clinical Neurology or Automation Control Systems or Computer Science Hardware Architecture or Biochemical Research Methods or Computer Science Cybernetics or Mathematics Interdisciplinary Applications or Robotics or Health Care Sciences Services or Medicine General Internal or Engineering Industrial or Physics Mathematical or Engineering Environmental or Environmental Sciences or Mathematics or Mathematics Applied or Rehabilitation or Remote Sensing (Web of Science Categories).

Результати розширеного пошуку в наукометричній базі Web of Science Core Collection відобразили 513 робіт за останніх 10 років. Ця кількість свідчить про значну увагу дослідників до тематики моделювання, опрацювання та класифікації електрокардіосигналів (ЕКС) як класичними методами, так і за допомогою штучного інтелекту (рис. 1). Найбільша кількість публікацій була у 2018 та 2022 роках (по 51 праці), у 2019 (58 праць) та в 2024 роках (54 праці). Також у 2025 році за один місяць вже є 5 публікацій.

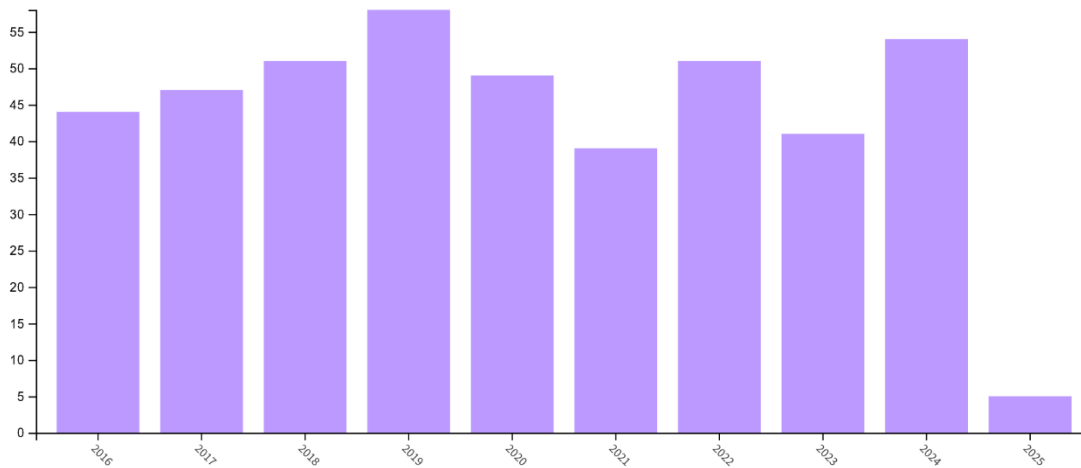


Рис. 1. Динаміка публікацій в наукометричній базі Web of Science Core Collection за роками

Всебічний огляд та аналіз найбільш релевантних статей з методів моделювання, обробки та класифікації кардіосигналів, зокрема електрокардіограм (ЕКГ), показав наступне. Обробка сигналів ЕКГ та своєчасне виявлення патологій серця є важливою задачею збереження життя і здоров'я населення світу. У статті Zhang, T., Lian, C., Xu, B., Su, Y., & Zeng, Z. науковці запропонували нову гібридну архітектуру для аналізу кардіологічних сигналів на основі CNN-розширеної мережі Transformer. Модель використовує систему експертних режимів для обробки як одноmodalьних, так і багатомодальних даних, працюючи у два етапи: виділення модально-специфічних ознак та аналіз міжмодальних взаємодій. Завдяки вдосконаленням на основі CNN модель демонструє кращі результати порівняно з існуючими архітектурами на різних наборах даних [13].

Науковці Giorgio, A., Rizzi, M., & Guaragnella, C. представили ефективний метод виявлення пізніх шлуночкових потенціалів у високороздільних ЕКГ-сигналах, що є маркерами ризику раптової серцевої смерті. Метод складається з трьох етапів: фільтрація та очищення 15-каналних ЕКГ-сигналів від шуму, виділення п'яти ключових ознак, та їх класифікація за допомогою машинного навчання [14]. У статті [15] автори Chintalapati, U. K., Manzar, Md. A. та інші розробили метод класифікації аритмій на основі аналізу основних компонентів ЕКГ-сигналу (P-хвиля, QRS-комплекс та T-хвиля). Для очищення сигналу використано фільтр Савіцького-Голея, який згладжує дані без спотворення їх тенденції. Аналіз проведено на даних з бази MIT-BIH Arrhythmia з використанням Matlab.

Наукові фахівці Aygun, A., Ghasemzadeh, H., & Jafari, R. запропонували новий метод для надійного визначення міжударного інтервалу (IBI) та варіабельності серцевого ритму (HRV) з сигналів, отриманих з носимих сенсорів під час фізичної активності. Метод складається з двох компонентів: комбінаторного алгоритму вибору характерних точок серцебиття в зашумлених сигналах, який базується на пошуку найкоротшого шляху в спрямованому ациклічному графі з урахуванням морфологічних особливостей кардіосигналів та техніки об'єднання фізіологічних параметрів, оцінених з різних морфологічних характеристик [16].

Автори Patra, G. R., Mohapatra, S. K., & Mohanty, M. N. описали новий метод класифікації ЕКГ-сигналів на основі 10-шарової згорткової нейронної мережі. Дослідження показало, що глибокі нейронні мережі, які містять множинні приховані шари, забезпечують кращі результати порівняно з традиційними методами (метод опорних векторів та вейвлет-перетворення) завдяки здатності отримувати багаторівневе представлення даних [17]. Науковці Kaur, P., & Dewan, L. у своїй праці показали новий метод обробки абдомінальної ЕКГ плоду в середовищі LabVIEW для діагностики складних серцевих захворювань. Метод використовує аналіз незалежних компонент (ICA) після

застосування гібридних фільтрів для виділення серцевого сигналу плоду з композитного абдомінального сигналу [18].

Такі учені як Elouaham, S., Dliou, A., Jenkal, W., Louzazni, M., Zougagh, H., & Dlimi, S. описали емпіричне вейвлет-перетворення (EWT) для очищення ЕКГ-сигналів від шуму. EWT розкладає сигнал на частотні компоненти, створюючи спеціалізований вейвлет-базис для детального аналізу. Порівняльний аналіз з іншими методами (DWT-ADTF, FST, Калман, Liouville-Weyl, Wiener) на даних з бази МІТ-ВІН показав переваги EWT у збереженні корисної інформації при видаленні шуму [19]. Стаття дослідників Baghel, N., Dutta, M. K., & Burget, R. відображає автоматичний метод класифікації серцевих захворювань на основі аналізу фонокардіограм з використанням згорткової нейронної мережі (CNN). Для підвищення точності в умовах шуму застосовано техніку аугментації даних. Модель досягла точності 98,60% при діагностиці множинних кардіологічних захворювань [20]. Дослідники D'Aloia, M., Longo, A., & Rizzi, M. у статті [21] надали ефективний метод виявлення та локалізації пікових точок у зашумлених ЕКГ-сигналах. Цей метод використовує перетворення Гільберта та порогову техніку для виявлення зон потенційних піків, з подальшим вейвлет-аналізом для детекції R-піків. Тестування на базі МІТ-ВІН Noise Stress Test Database показало високу ефективність методу навіть при значному рівні шуму (SNR = 6 дБ), досягаючи чутливості 98,13%, що перевершує існуючі алгоритми виявлення R-хвиль.

Автори González-rodríguez, C., Alonso-arévalo, M. A., & García-canseco, E. проводили очищення фонокардіограм (ФКГ) від шуму в частотно-часовій області з використанням U-Net та короткочасного перетворення Фур'є (STFT). На відміну від попередніх досліджень, метод ефективно видаляє чотири типи шумів: білий гаусівський, рожевий гаусівський, мовний та реальний фоновий шум ФКГ. Для вирішення проблеми обмеженості чистих ФКГ-сигналів розроблено метод аугментації даних. Тестування показало високу ефективність навіть при низькому співвідношенні сигнал-шум (-5 дБ), досягаючи покращення від 11,85 до 17,60 дБ [22]. У статті Lyu, X., Rani, S., Manimurugan, S., & Feng, Y. розробили глибоку нейро-нечітку модель з мультимодальним злиттям ознак для аналізу ЕКГ Big Data [23]. Метод поєднує нейро-нечіткі системи з архітектурою Transformer для одночасного аналізу ЕКГ-сигналів та їх спектральних зображень. Тестування на базі МІТ-ВІН Arrhythmia показало високу ефективність методу з точністю 98,46% та F1-мірою 99,1%.

Стаття науковців Sulthana, A., Rahman, Md. Z. U., & Mirza, S. S. пропонує гібридні адаптивні структури фільтрації на основі фільтра Калмана для покращення якості ЕКГ-сигналів при віддаленому моніторингу здоров'я. Метод показав ефективне виділення ЕКГ-сигналу при низькому співвідношенні сигнал-шум, незалежність від параметра розміру кроку, на відміну від традиційних адаптивних фільтрів, використання дискретного вейвлет-перетворення для генерації опорного компонента та низьку обчислювальну складність завдяки комбінації Kalman-LMS з алгоритмами знаків [24]. Учені Raj, S., Ray, K. C., & Shankar, O. описали метод автоматичної діагностики серцевих аритмій з використанням ЕКГ-сигналів, що складається із фільтрації на основі вейвлет-перетворення, виявлення R-піків алгоритмом Пана-Томпкінса, вилучення ознак за допомогою дискретного ортогонального перетворення Стоквелла (DOST) з подальшим зменшенням розмірності методом PCA та комбінуванням з динамічними характеристиками RR-інтервалів та класифікація з використанням SVM, оптимізованого методом PSO. Тестування на базі МІТ-ВІН показало точність 99,18% для 16 класів та 89,10% для 5 класів за стандартом ААМІ, що перевершує існуючі методи та може бути використано для автоматизованої діагностики аритмій [25].

Грунтовне дослідження сучасних методів класифікації ЕКГ-сигналів провели Abdulla, L. A., & Al-Ani, M. S. Автори зосередили увагу на таких основних підходах як штучні нейронні мережі (ANN), згорткові нейронні мережі (CNN), дискретне вейвлет-перетворення (DWT), метод опорних векторів (SVM) та метод k-найближчих сусідів (KNN). Для кожного з них проаналізовано використання наборів даних, методології, результатів та обмежень. Особлива увага приділяється порівняльному аналізу точності класифікації [26]. CNN демонструє найкращі результати серед усіх методів (табл. 1).

Хмара слів, яка відображає ключові слова авторів публікацій бази даних Web of Science Core Collection за досліджуваною тематикою, представлена на рисунку 2.

За типами документів більшість наукових праць склали статті (319 праць або 62%), звітні доповіді (167 праць або 33%) та оглядові статті (22 праці або 4%) (рис. 3).

Таблиця 1. Класифікація ЕКС на основі CNN

Автори	Набір даних	Пропозиція	Методи	Результат
Zubair, M., Kim, J., & Yoon, C. [27]	База даних аритмії MIT-BIH	Запропоновані функції навчання на основі сирової ЕКГ	1D-CNN	Точність= 92,7%
Yin, W., Yang, X., Zhang, L., & Oki, E. [28]	Дані побудовані на мікросхемі датчика ЕКГ BMD101 та модулі Bluetooth	Моніторинг та класифікація сигналів ЕКГ та радіолокаційних сигналів	Каскад CNN	Точність= 88,89%
Acharya, U. R., Oh, S. L., Hagiwara, Y., Tan, J. H., Adam, M., Gertych, A., & Tan, R. S. [29]	База даних аритмії MIT-BIH	Автоматично визначає п'ять різних категорій ЕКГ	9-шарові CNN	Точність з шумом= 94,03% без шуму= 93,47%
Zhai, X., & Tin, C. [30]	База даних аритмії MIT-BIH	Реалізована модель на портативному пристрої для довгострокового моніторингу	CNN	Точність>97%
Zhang, J., Tian, J., Cao, Y., Yang, Y., & Xu, X. [31]	Синтетичні та реальні набори даних ЕКГ	Запропоновано ознаки та класифікатори, що навчаються, з часово-частотної області	DCNN	Точність=99%
Wang, J. [32]	Набір даних MIT-BIH AF	Запропонований підхід до автоматизованого виявлення AF	CNN+MENN	Точність= 97,4%
Yao, Q., Wang, R., Fan, X., Liu, J., & Li, Y. [33]	База даних China Physiological Signal Challenge 2018	Класифікація ЕКГ-сигналів різної тривалості	На основі уваги - інкрементний часовий (ATI)-CNN	Точність= 81,2%



Рис. 2. Хмара ключових слів, які використовуються в публікаціях авторів

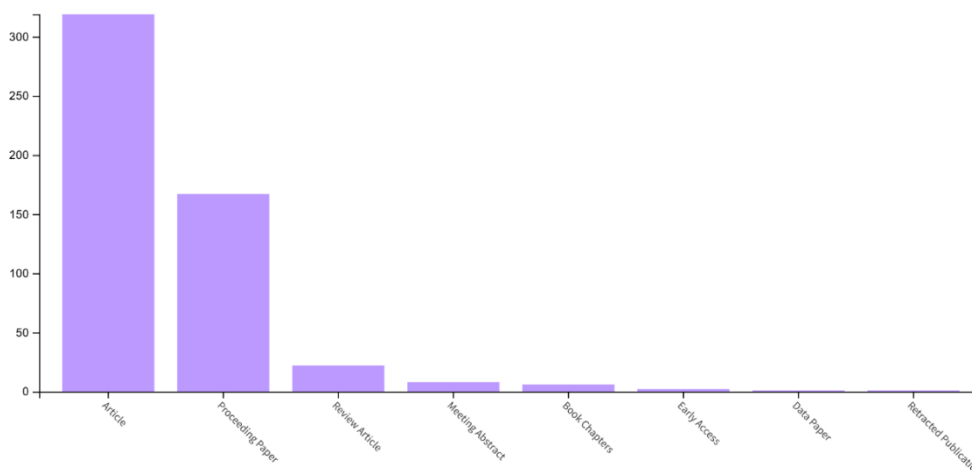


Рис. 3. Кількість праць за типами публікацій

За профілями дослідників бачимо багато науковців з найбільшою кількістю праць – по 6, 5 і 4 праці. Лідери серед профілів дослідників у вивченні цієї проблеми представлені у таблиці 2.

Таблиця 2. Розподіл наукових праць за профілями дослідників

Профілі дослідників	Кількість записів	% of 513
Leonhardt, Steffen	6	1,17
Olde, Bo	6	1,17
Holmer, Mattias	6	1,17
Rojo-Alvarez, Jose Luis	6	1,17
Sandberg, Frida	6	1,17
Sornmo, Leif	5	0,97
Peris-Lopez, Pedro	5	0,97
Antink, Christoph Hoog	5	0,97
Zhu, Tingting	4	0,78
Kiyasseh, Dani	4	0,78
Serdijn, Wouter A.	4	0,78
Munoz-Romero, Sergio	4	0,78
Blanke, Olaf	4	0,78
Sharma, L. N.	4	0,78
Gouveia, Carolina	4	0,78

А розподіл кількості робіт за авторами бачимо теж подібну ситуацію – шість науковців мають по 6 праць, два по 5 праць та одинадцять по 4 праці. Дані представлені у таблиці 3.

Таблиця 3. Розподіл наукових праць за авторами

Автори	Кількість записів	% of 513
Holmer M	6	1,17
Leonhardt S	6	1,17
Olde B	6	1,17
Peris-lopez P	6	1,17
Rojo-alvarez JL	6	1,17
Sandberg F	6	1,17
Antink CH	5	0,97
Sörnmo L	5	0,97
Bhuyan MK	4	0,78
Blanke O	4	0,78
Camara C	4	0,78
Choudhary T	4	0,78
Georgieva-tsaneva G	4	0,78
Gouveia C	4	0,78

García-alberola A	4	0,78
Kiyasseh D	4	0,78
Muñoz-romero S	4	0,78

За категоріями Web of Science найбільше публікацій припадає на: Інженерія, електротехніка, електроніка – 151 робота (29%), Інженерія біомедична – 119 робіт (23%), Кардіологія (серцево-судинна система) – 61 робота (12%), Міждисциплінарні програми з інформатики – 58 робіт (11%), Інформаційні системи – 51 робота (10%), Прилади – 48 робіт (9%), Неврологія – 44 роботи (8%) та Штучний інтелект – 40 робіт (8%) (рис. 4).

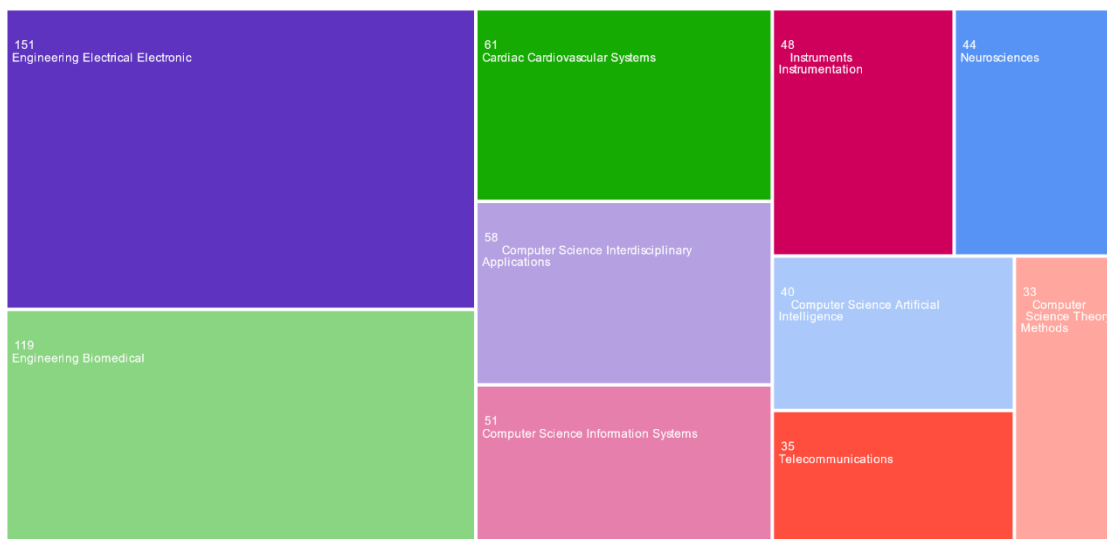


Рис. 4. Розподіл кількості праць за категоріями Web of Science

П'ятірка лідерів за кількістю публікацій за приналежністю до організацій складає: University of London – 12 публікацій (2%), University of Oxford – 10 публікацій (2%), Harvard University – 9 публікацій (1,8%), University of California System – 9 публікацій (1,8), Indian Institute of Technology System ІТ System – 8 публікацій (1,6%) (рис. 5).

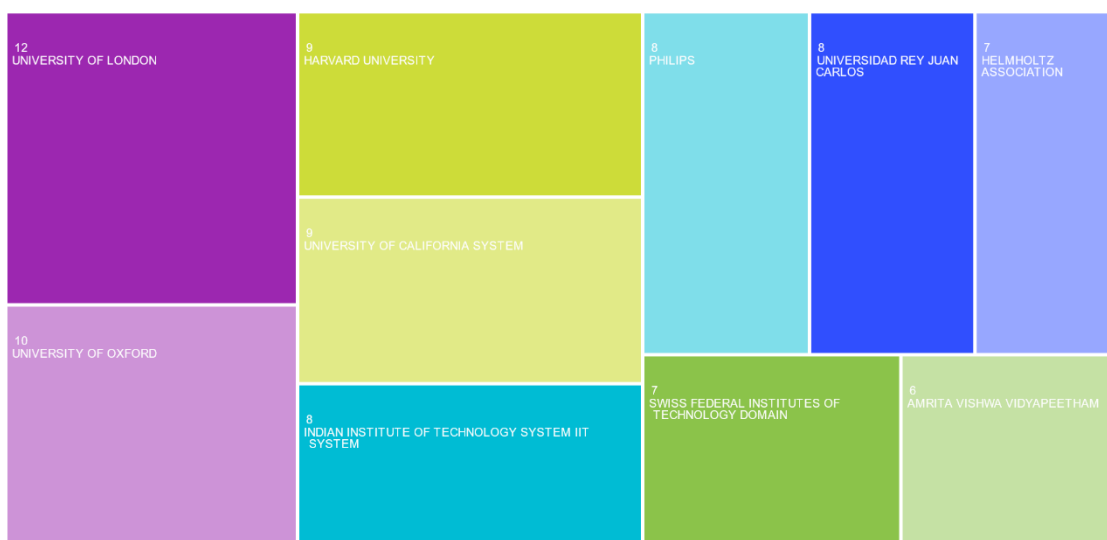


Рис. 5. Кількість публікацій в розрізі приналежності до організацій

Найбільша кількість публікацій в розрізі країн або територій належить США – 96 (19%), Індії – 63 (12%), Німеччині – 49 (10%), Китаю – 44 (9%), Сполученому Королівству – 36 (7%), Італії – 30 (6%), Іспанії – 30 (6%), Нідерландам – 20 (4%), Ірану – 19 (4%) та Франції – 17 (3%). Отже, переважно економічно розвинуті країни світу ведуть наукові дослідження з прогнозування та лікування серцево-судинних захворювань (рис. 6).

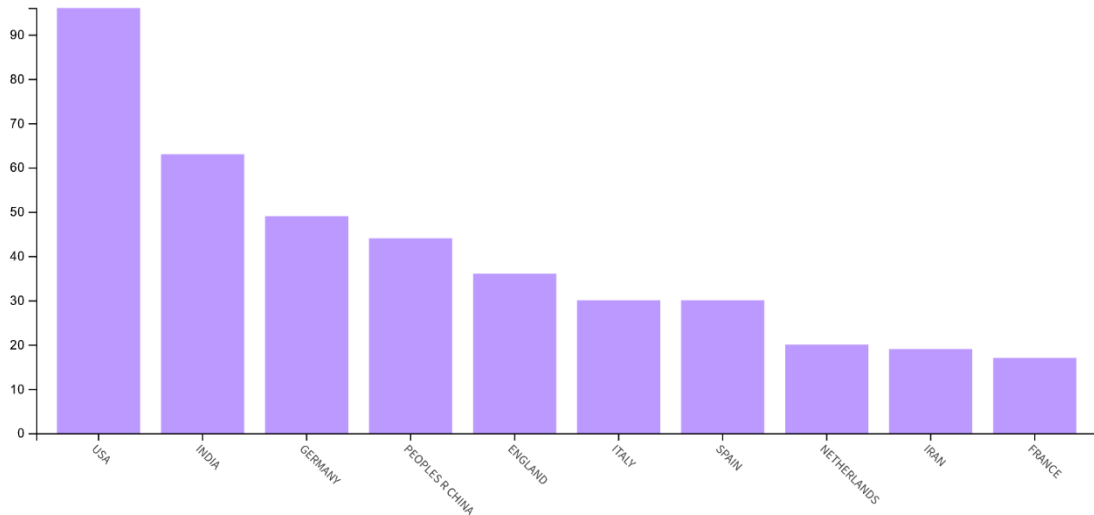


Рис. 6. Кількість публікацій за країнами або територіями

За кількістю публікацій у розрізі видавців лівову частку займає IEEE із третиною всіх публікацій, а наступні Elsevier та Springer Nature мають частки 15 та 12 відсотків (табл. 4).

Таблиця 4. Розподіл наукових праць за видавцями

Видавці	Кількість записів	% of 513
IEEE	171	33,33
Elsevier	78	15,20
Springer Nature	63	12,28
Mdpi	42	8,19
Wiley	23	4,48
Iop Publishing Ltd	13	2,53
NATURE PORTFOLIO	12	2,34
Oxford Univ Press	10	1,95
Assoc Computing Machinery	7	1,37
Lippincott Williams & Wilkins	7	1,37

За напрямками досліджень найбільше публікацій припадає на Інженерію – 262 (51%), Комп'ютерні науки – 149 (29%) та Кардіологію – 61 (12%), що знову підтверджує важливість даного дослідження (табл. 5).

Таблиця 5. Розподіл наукових праць за напрямки досліджень

Напрямки досліджень	Кількість записів	% of 513
Інженерія	262	51,07
Комп'ютерні науки	149	29,04
Кардіологія (серцево-судинна система)	61	11,89
Приладобудування	48	9,35
Неврологія	48	9,35
Наукові технології	37	7,21
Телекомунікації	35	6,82
Хімія	33	6,43
Медична інформатика	23	4,48
Фізика	20	3,90

За результатами аналізу кількості публікацій і цитувань за останнє десятиліття бачимо, що найбільше публікацій було у 2019 році – 59 публікацій і 598 цитувань, далі йде деяке коливання кількості публікацій, але кількість цитувань зате невпинно зростає і досягло піку у 2024 році – 1387 цитувань при кількості публікацій 56 робіт, що підтверджує високий науковий інтерес до науково-

прикладної проблематики дослідження методів моделювання, опрацювання та класифікації електрокардіосигналів (рис. 7).

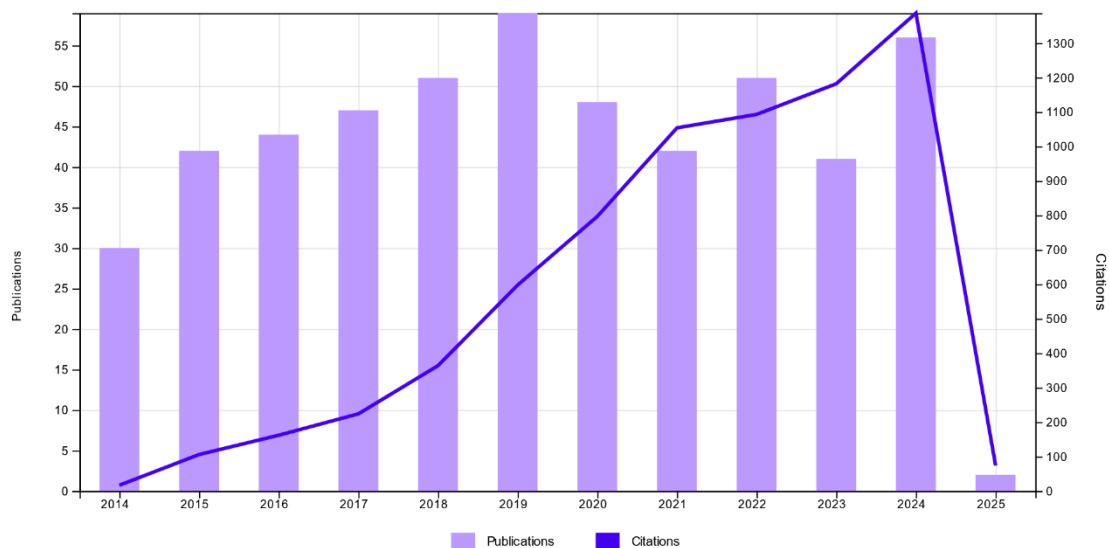


Рис. 7. Результати запити за роками публікацій та цитуванням

Висновки та перспективи подальших досліджень. Проведений бібліометричний аналіз публікацій у базі даних Web of Science Core Collection за останнє десятиліття (513 робіт) демонструє стабільний науковий інтерес до проблематики моделювання, опрацювання та класифікації електрокардіосигналів, із піковими показниками публікаційної активності у 2018-2019 та 2022-2024 роках. Виявлено суттєве зростання кількості цитувань досліджень у цій галузі, що досягло максимуму в 2024 році (1387 цитувань), що свідчить про зростаючу актуальність та практичну значущість даної тематики. Встановлено, що найбільший внесок у розвиток методів аналізу ЕКС зробили дослідники зі США (19%), Індії (12%) та Німеччини (10%). Провідними організаціями є University of London, University of Oxford та Harvard University. Аналіз методологічних підходів показав перехід від традиційних методів обробки сигналів до використання передових технологій штучного інтелекту, зокрема: впровадження глибоких нейронних мереж (CNN, DCNN) для класифікації ЕКС з точністю до 99%, розробка гібридних архітектур, що поєднують переваги різних підходів (CNN-Transformer, нейро-нечіткі системи), застосування методів машинного навчання для автоматизованої діагностики серцевих патологій. Виявлено тенденцію до розробки методів, орієнтованих на роботу з портативними пристроями та системами віддаленого моніторингу, що відповідає сучасним потребам телемедицини.

У наших подальших дослідженнях планується провести глибокий аналіз публікацій в інших наукометричних базах, зокрема у CiteSpace та Scopus з метою вивчення існуючих методів моделювання, опрацювання та класифікації електрокардіосигналів, удосконалювати методи глибокого навчання для роботи з обмеженими наборами даних та забезпечення інтерпретованості результатів.

Список бібліографічного опису:

1. Sydorenko, O. L., Kovbasa, N. M., & Deus, V. Ye. (2017). Модифіковані фактори ризику ішемічної хвороби серця у світі. In Медсестринство (Issue 1). Ternopil State Medical University. <https://doi.org/10.11603/2411-1597.2016.1.7388>
2. Kapatsila, R.; Sverstiuk, A. Застосування дерев прийняття рішень для прогнозування настання серцевих захворювань. COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION, 2023, 53: 317-327.
3. Сверстюк, А. С. Обґрунтування та верифікація математичної моделі синхронно зареєстрованих кардіосигналів з використанням вектора циклічних ритмічно пов'язаних випадкових процесів. Вимірвальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах, 2009, 1: 143-147.
4. Лупенко, С., Зозуля, А., Сверстюк, А., & Стадник, Н. (2018). Математичне моделювання та методи опрацювання сигналів серця на базі циклічних випадкових процесів та векторів. Sciences and Education a New Dimension. Natural and Technical Sciences, VI (20), (172), 47-54.

5. Литвиненко, Я. В., Лупенко, С. А., Дем'янчук, Н. Р., & Сверстюк, А. С. (2009). Імітаційне моделювання синхронно зареєстрованих сигналів серця на основі вектора циклічних ритмічно пов'язаних випадкових процесів у задачах кардіодіагностики. *Електроніка та системи управління*–К.: НАУ, (4), 22.
6. Abubakar, S. A., Sverstyuk, A. (2024). Analytical review of publications on machine learning methods in oncology and approach to evaluating their quality. In *Computer systems and information technologies* (Issue 1, pp. 6–16). Khmelnytskyi National University. <https://doi.org/10.31891/csit-2024-1-1>
7. Bondarchuk, O., Kozub, V., & Kozub, Yu. (2024). Аналіз ефективності алгоритмів машинного навчання в обробці великих даних. In *COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION* (Issue 56, pp. 107–116). Lutsk National Technical University. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-56-13>
8. Nedashkivskiy, S. (2024). Методологія та принципи виявлення об'єктів за допомогою деформованих згорткових мереж. In *COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION* (Issue 54, pp. 153–159). Lutsk National Technical University. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-54-18>
9. Bortnyk, K., Yaroshchuk, B., Bahniuk, N., & Pekh, P. (2023). Overcoming challenges in artificial intelligence training: data limitations, computational costs and model robustness. In *COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION* (Issue 53, pp. 37–43). Lutsk National Technical University. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-53-06>
10. Wasimuddin, M., Elleithy, K., Abuzneid, A.-S., Faezipour, M., & Abuzagheh, O. (2020). Stages-Based ECG Signal Analysis From Traditional Signal Processing to Machine Learning Approaches: A Survey. In *IEEE Access* (Vol. 8, pp. 177782–177803). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/access.2020.3026968>
11. Feng, C. (2021). The Progress of Processing, Featuring and Classification for ECG Signal. In 2021 IEEE 3rd International Conference on Frontiers Technology of Information and Computer (ICFTIC) (pp. 391–395). 2021 IEEE 3rd International Conference on Frontiers Technology of Information and Computer (ICFTIC). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icftic54370.2021.9647122>
12. Ardeti, V. A., Kolluru, V. R., Varghese, G. T., & Patjoshi, R. K. (2023). An overview on state-of-the-art electrocardiogram signal processing methods: Traditional to AI-based approaches. In *Expert Systems with Applications* (Vol. 217, p. 119561). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119561>
13. Zhang, T., Lian, C., Xu, B., Su, Y., & Zeng, Z. (2024). Cardiac signals classification via optional multimodal multiscale receptive fields CNN-enhanced Transformer. In *Knowledge-Based Systems* (Vol. 300, p. 112175). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.knsys.2024.112175>
14. Giorgio, A., Rizzi, M., & Guaragnella, C. (2019). Efficient Detection of Ventricular Late Potentials on ECG Signals Based on Wavelet Denoising and SVM Classification. In *Information* (Vol. 10, Issue 11, p. 328). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/info10110328>
15. Chintalapati, U. K., Manzar, Md. A., N, T. V., A, R., B, P. S., J, R. S., Mirza, K. A., & S, P. K. (2021). Automated Detection of Depolarization and Repolarization of Cardiac Signal for Arrhythmia Classification. In *International Journal of Online and Biomedical Engineering (iJOE)* (Vol. 17, Issue 02, pp. 173–181). International Association of Online Engineering (IAOE). <https://doi.org/10.3991/ijoe.v17i02.18955>
16. Aygun, A., Ghasemzadeh, H., & Jafari, R. (2020). Robust Interbeat Interval and Heart Rate Variability Estimation Method From Various Morphological Features Using Wearable Sensors. In *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics* (Vol. 24, Issue 8, pp. 2238–2250). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/jbhi.2019.2962627>
17. Patra, G. R., Mohapatra, S. K., & Mohanty, M. N. (2022). Applications of deep learning algorithms in biomedical signal processing - pros and cons. In *International Journal of Biometrics* (Vol. 14, Issue 1, p. 98). Inderscience Publishers. <https://doi.org/10.1504/ijbm.2022.119560>
18. Kaur, P., & Dewan, L. (2021). LabVIEW-based cardiac risk assessment of foetal ECG signal extracted from maternal abdominal signal. In *International Journal of Computer Applications in Technology* (Vol. 66, Issue 2, p. 115). Inderscience Publishers. <https://doi.org/10.1504/ijcat.2021.119761>
19. Elouaham, S., Dliou, A., Jenkal, W., Louzazni, M., Zougagh, H., & Dlimi, S. (2024). Empirical Wavelet Transform Based ECG Signal Filtering Method. In A. Tani (Ed.), *Journal of Electrical and Computer Engineering* (Vol. 2024, pp. 1–13). Hindawi Limited. <https://doi.org/10.1155/2024/9050909>
20. Baghel, N., Dutta, M. K., & Burget, R. (2020). Automatic diagnosis of multiple cardiac diseases from PCG signals using convolutional neural network. In *Computer Methods and Programs in Biomedicine* (Vol. 197, p. 105750). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105750>
21. D'Aloia, M., Longo, A., & Rizzi, M. (2019). Noisy ECG Signal Analysis for Automatic Peak Detection. In *Information* (Vol. 10, Issue 2, p. 35). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/info10020035>
22. González-rodríguez, C., Alonso-arévalo, M. A., & García-canseco, E. (2023). Robust Denoising of Phonocardiogram Signals using Time-Frequency Analysis and U-Nets. In *IEEE Access* (pp. 1–1). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/access.2023.3280453>
23. Lyu, X., Rani, S., Manimurugan, S., & Feng, Y. (2025). A Deep Neuro-Fuzzy Method for ECG Big Data Analysis via Exploring Multimodal Feature Fusion. In *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* (Vol. 33, Issue 1, pp. 444–456). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/tfuzz.2024.3416217>
24. Sulthana, A., Rahman, Md. Z. U., & Mirza, S. S. (2018). An Efficient Kalman Noise Canceller for Cardiac Signal Analysis in Modern Telecardiology Systems. In *IEEE Access* (Vol. 6, pp. 34616–34630). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/access.2018.2848201>
25. Raj, S., Ray, K. C., & Shankar, O. (2016). Cardiac arrhythmia beat classification using DOST and PSO tuned SVM. In *Computer Methods and Programs in Biomedicine* (Vol. 136, pp. 163–177). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2016.08.016>

26. Abdulla, L. A., & Al-Ani, M. S. (2020). A Review Study for Electrocardiogram Signal Classification. In *UHD Journal of Science and Technology* (Vol. 4, Issue 1, pp. 103–117). University of Human Development. <https://doi.org/10.21928/uhdjt.v4n1y2020.pp103-117>
27. Zubair, M., Kim, J., & Yoon, C. (2016). An Automated ECG Beat Classification System Using Convolutional Neural Networks. In *2016 6th International Conference on IT Convergence and Security (ICITCS)* (pp. 1–5). 2016 6th International Conference on IT Convergence and Security (ICITCS). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icitcs.2016.7740310>
28. Yin, W., Yang, X., Zhang, L., & Oki, E. (2016). ECG Monitoring System Integrated with IR-UWB Radar Based on CNN. In *IEEE Access* (pp. 1–1). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/access.2016.2608777>
29. Acharya, U. R., Oh, S. L., Hagiwara, Y., Tan, J. H., Adam, M., Gertych, A., & Tan, R. S. (2017). A deep convolutional neural network model to classify heartbeats. In *Computers in Biology and Medicine* (Vol. 89, pp. 389–396). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2017.08.022>
30. Zhai, X., & Tin, C. (2018). Automated ECG Classification Using Dual Heartbeat Coupling Based on Convolutional Neural Network. In *IEEE Access* (Vol. 6, pp. 27465–27472). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/access.2018.2833841>
31. Zhang, J., Tian, J., Cao, Y., Yang, Y., & Xu, X. (2020). Deep time–frequency representation and progressive decision fusion for ECG classification. In *Knowledge-Based Systems* (Vol. 190, p. 105402). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.knsys.2019.105402>
32. Wang, J. (2020). A deep learning approach for atrial fibrillation signals classification based on convolutional and modified Elman neural network. In *Future Generation Computer Systems* (Vol. 102, pp. 670–679). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.09.012>
33. Yao, Q., Wang, R., Fan, X., Liu, J., & Li, Y. (2020). Multi-class Arrhythmia detection from 12-lead varied-length ECG using Attention-based Time-Incremental Convolutional Neural Network. In *Information Fusion* (Vol. 53, pp. 174–182). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.06.024>

References:

1. Sydorenko, O. L., Kovbasa, N. M., & Deus, V. Ye. (2017). Modyfikovani faktory ryzyku ishemichnoi khvoroby sertsia u sviti. In *Medsestrynstvo* (Issue 1). Ternopil State Medical University. <https://doi.org/10.11603/2411-1597.2016.1.7388>
2. Kapatsila, R.; Sverstiuk, A. Zastosuvannya derev pryiniattia rishen dlia prohnozuvannya nastannia sertseyvkh zakhvoriuvan. *COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION*, 2023, 53: 317-327.
3. Sverstiuk, A. S. Obruntuvannya ta verifikatsiia matematychnoi modeli synkhronno zareiestrovanykh kardiosyhnaliv z vykorystanniam vektora tsyklichnykh rytmichno poviazanykh vypadkovykh protsesiv. *Vymiriuvalna ta obchysliuvalna tekhnika v tekhnolohichnykh protsesakh*, 2009, 1: 143-147.
4. Lupenko, S., Zozulia, A., Sverstiuk, A., & Stadnyk, N. (2018). Matematychni modeliuvannya ta metody opratsiuvannya syhnaliv sertsia na bazi tsyklichnykh vypadkovykh protsesiv ta vektoriv. *Sciences and Education a New Dimension. Natural and Technical Sciences*, VI (20), (172), 47-54.
5. Lytvynenko, Ya. V., Lupenko, S. A., Demianchuk, N. R., & Sverstiuk, A. S. (2009). Imitatsiine modeliuvannya synkhronno zareiestrovanykh syhnaliv sertsia na osnovi vektora tsyklichnykh rytmichno poviazanykh vypadkovykh protsesiv u zadachakh kardiodiagnostyky. *Elektronika ta systemy upravlinnia–K.*: NAU, (4), 22.
6. Abubakar, S. A., Sverstyuk, A. (2024). Analytical review of publications on machine learning methods in oncology and approach to evaluating their quality. In *Computer systems and information technologies* (Issue 1, pp. 6–16). Khmelnytskyi National University. <https://doi.org/10.31891/csit-2024-1-1>
7. Bondarchuk, O., Kozub, V., & Kozub, Yu. (2024). Analiz efektyvnosti alhorytmiv mashynnoho navchannia v obrobtsi velykykh danykh. In *COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION* (Issue 56, pp. 107–116). Lutsk National Technical University. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-56-13>
8. Nedashkivskiy, S. (2024). Metodolohiia ta pryntsyipy vyjavlennia obiektiv za dopomohoiu deformovanykh zghortkovykh merezh. In *COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION* (Issue 54, pp. 153–159). Lutsk National Technical University. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-54-18>
9. Bortnyk, K., Yaroshchuk, B., Bahniuk, N., & Pekh, P. (2023). Overcoming challenges in artificial intelligence training: data limitations, computational costs and model robustness. In *COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION* (Issue 53, pp. 37–43). Lutsk National Technical University. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-53-06>
10. Wasimuddin, M., Elleithy, K., Abuzneid, A.-S., Faezipour, M., & Abuzagheh, O. (2020). Stages-Based ECG Signal Analysis From Traditional Signal Processing to Machine Learning Approaches: A Survey. In *IEEE Access* (Vol. 8, pp. 177782–177803). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/access.2020.3026968>
11. Feng, C. (2021). The Progress of Processing, Featuring and Classification for ECG Signal. In *2021 IEEE 3rd International Conference on Frontiers Technology of Information and Computer (ICFTIC)* (pp. 391–395). 2021 IEEE 3rd International Conference on Frontiers Technology of Information and Computer (ICFTIC). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icftic54370.2021.9647122>
12. Ardeti, V. A., Kolluru, V. R., Varghese, G. T., & Patjoshi, R. K. (2023). An overview on state-of-the-art electrocardiogram signal processing methods: Traditional to AI-based approaches. In *Expert Systems with Applications* (Vol. 217, p. 119561). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119561>
13. Zhang, T., Lian, C., Xu, B., Su, Y., & Zeng, Z. (2024). Cardiac signals classification via optional multimodal multiscale receptive fields CNN-enhanced Transformer. In *Knowledge-Based Systems* (Vol. 300, p. 112175). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.knsys.2024.112175>

14. Giorgio, A., Rizzi, M., & Guaragnella, C. (2019). Efficient Detection of Ventricular Late Potentials on ECG Signals Based on Wavelet Denoising and SVM Classification. In *Information* (Vol. 10, Issue 11, p. 328). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/info10110328>
15. Chintalapati, U. K., Manzar, Md. A., N, T. V., A, R., B, P. S., J, R. S., Mirza, K. A., & S, P. K. (2021). Automated Detection of Depolarization and Repolarization of Cardiac Signal for Arrhythmia Classification. In *International Journal of Online and Biomedical Engineering (iJOE)* (Vol. 17, Issue 02, pp. 173–181). International Association of Online Engineering (IAOE). <https://doi.org/10.3991/ijoe.v17i02.18955>
16. Aygun, A., Ghasemzadeh, H., & Jafari, R. (2020). Robust Interbeat Interval and Heart Rate Variability Estimation Method From Various Morphological Features Using Wearable Sensors. In *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics* (Vol. 24, Issue 8, pp. 2238–2250). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/jbhi.2019.2962627>
17. Patra, G. R., Mohapatra, S. K., & Mohanty, M. N. (2022). Applications of deep learning algorithms in biomedical signal processing - pros and cons. In *International Journal of Biometrics* (Vol. 14, Issue 1, p. 98). Inderscience Publishers. <https://doi.org/10.1504/ijbm.2022.119560>
18. Kaur, P., & Dewan, L. (2021). LabVIEW-based cardiac risk assessment of foetal ECG signal extracted from maternal abdominal signal. In *International Journal of Computer Applications in Technology* (Vol. 66, Issue 2, p. 115). Inderscience Publishers. <https://doi.org/10.1504/ijcat.2021.119761>
19. Elouaham, S., Dliou, A., Jenkal, W., Louzazni, M., Zougagh, H., & Dlimi, S. (2024). Empirical Wavelet Transform Based ECG Signal Filtering Method. In A. Tani (Ed.), *Journal of Electrical and Computer Engineering* (Vol. 2024, pp. 1–13). Hindawi Limited. <https://doi.org/10.1155/2024/9050909>
20. Baghel, N., Dutta, M. K., & Burget, R. (2020). Automatic diagnosis of multiple cardiac diseases from PCG signals using convolutional neural network. In *Computer Methods and Programs in Biomedicine* (Vol. 197, p. 105750). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105750>
21. D'Aloia, M., Longo, A., & Rizzi, M. (2019). Noisy ECG Signal Analysis for Automatic Peak Detection. In *Information* (Vol. 10, Issue 2, p. 35). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/info10020035>
22. González-rodríguez, C., Alonso-arévalo, M. A., & García-canseco, E. (2023). Robust Denoising of Phonocardiogram Signals using Time-Frequency Analysis and U-Nets. In *IEEE Access* (pp. 1–1). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/access.2023.3280453>
23. Lyu, X., Rani, S., Manimurugan, S., & Feng, Y. (2025). A Deep Neuro-Fuzzy Method for ECG Big Data Analysis via Exploring Multimodal Feature Fusion. In *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* (Vol. 33, Issue 1, pp. 444–456). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/tfuzz.2024.3416217>
24. Sulthana, A., Rahman, Md. Z. U., & Mirza, S. S. (2018). An Efficient Kalman Noise Canceller for Cardiac Signal Analysis in Modern Telecardiology Systems. In *IEEE Access* (Vol. 6, pp. 34616–34630). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/access.2018.2848201>
25. Raj, S., Ray, K. C., & Shankar, O. (2016). Cardiac arrhythmia beat classification using DOST and PSO tuned SVM. In *Computer Methods and Programs in Biomedicine* (Vol. 136, pp. 163–177). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2016.08.016>
26. Abdulla, L. A., & Al-Ani, M. S. (2020). A Review Study for Electrocardiogram Signal Classification. In *UHD Journal of Science and Technology* (Vol. 4, Issue 1, pp. 103–117). University of Human Development. <https://doi.org/10.21928/uhdjt.v4n1y2020.pp103-117>
27. Zubair, M., Kim, J., & Yoon, C. (2016). An Automated ECG Beat Classification System Using Convolutional Neural Networks. In *2016 6th International Conference on IT Convergence and Security (ICITCS)* (pp. 1–5). 2016 6th International Conference on IT Convergence and Security (ICITCS). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icitcs.2016.7740310>
28. Yin, W., Yang, X., Zhang, L., & Oki, E. (2016). ECG Monitoring System Integrated with IR-UWB Radar Based on CNN. In *IEEE Access* (pp. 1–1). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/access.2016.2608777>
29. Acharya, U. R., Oh, S. L., Hagiwara, Y., Tan, J. H., Adam, M., Gertych, A., & Tan, R. S. (2017). A deep convolutional neural network model to classify heartbeats. In *Computers in Biology and Medicine* (Vol. 89, pp. 389–396). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2017.08.022>
30. Zhai, X., & Tin, C. (2018). Automated ECG Classification Using Dual Heartbeat Coupling Based on Convolutional Neural Network. In *IEEE Access* (Vol. 6, pp. 27465–27472). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.1109/access.2018.2833841>
31. Zhang, J., Tian, J., Cao, Y., Yang, Y., & Xu, X. (2020). Deep time–frequency representation and progressive decision fusion for ECG classification. In *Knowledge-Based Systems* (Vol. 190, p. 105402). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2019.105402>
32. Wang, J. (2020). A deep learning approach for atrial fibrillation signals classification based on convolutional and modified Elman neural network. In *Future Generation Computer Systems* (Vol. 102, pp. 670–679). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.09.012>
33. Yao, Q., Wang, R., Fan, X., Liu, J., & Li, Y. (2020). Multi-class Arrhythmia detection from 12-lead varied-length ECG using Attention-based Time-Incremental Convolutional Neural Network. In *Information Fusion* (Vol. 53, pp. 174–182). Elsevier BV. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.06.024>