

УДК: 616.127-005.8-073.7:004.85

DOI: [https://doi.org/10.32345/USMYJ.3\(164\).2026.128-138](https://doi.org/10.32345/USMYJ.3(164).2026.128-138)

МОЖЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМ З МЕТОЮ ПРОГНОЗУВАННЯ ІНФАРКТУ МІОКАРДА

Ольга А. Стельмах, Анатолій М. Кравченко

Державна наукова установа «Центр інноваційних технологій охорони здоров'я»
Державного управління справами, м. Київ, Україна

РЕЗЮМЕ

Вступ. Серцево-судинні захворювання, зокрема гострий інфаркт міокарда, залишаються провідною причиною смертності у світі, а рання й точна діагностика ішемічних змін на електрокардіограмі значною мірою визначає ефективність невідкладної допомоги. Традиційний візуальний аналіз електрокардіограми характеризується суб'єктивністю та обмеженою чутливістю до прихованих і атипових патернів, що зумовлює пошук нових аналітичних підходів на основі штучного інтелекту.

Мета. Узагальнити та систематизувати сучасні наукові дані щодо можливостей застосування методів машинного навчання для аналізу сигналів електрокардіограми з метою прогнозування та ранньої діагностики інфаркту міокарда, навести конкретні приклади клінічного застосування штучного інтелекту в кардіології та визначити основні проблемні питання цього напрямку.

Матеріали та методи. Здійснено пошук у базах PubMed, Scopus, Web of Science та Google Scholar, а також аналіз офіційних джерел BOOЗ, CDC та American Heart Association за 2021–2026 pp. за ключовими словами «machine learning», «deep learning», «electrocardiogram», «myocardial infarction», «artificial intelligence», «cardiovascular disease». До наративного огляду включено 46 джерел, що відповідали критеріям релевантності.

Результати. Показано, що моделі на основі згорткових мереж, ансамблевих методів та трансформерів дозволяють виявляти ознаки ішемії й інфаркту міокарда та низку інших станів серця (дисфункцію лівого шлуночка, гіпертрофію міокарда, фібриляцію передсердь) з точністю, що в ряді досліджень перевищує традиційний експертний аналіз. Перше проспективне рандомізоване дослідження підтвердило, що застосування алгоритму штучного інтелекту для аналізу електрокардіограми у клінічній практиці асоціюється зі зниженням загальної смертності. Разом з тим окреслено ряд не вирішених питань, пов'язаних з обмеженою узагальнюваністю моделей на нові популяції пацієнтів, дефіцитом проспективних валідаційних досліджень, недостатньою прозорістю алгоритмів та відсутністю уніфікованих підходів до їх впровадження.

Висновки. Машинне навчання є перспективним інструментом підвищення точності прогнозування інфаркту міокарда та інших серцево-судинних станів за даними електрокардіограми, проте широке клінічне впровадження таких моделей потребує стандартизації методології досліджень, подальшої проспективної валідації та розробки прозорих алгоритмів.

Ключові слова: штучний інтелект; глибоке навчання; згорткові нейронні мережі; трансформерні моделі; пояснюваний штучний інтелект; гострий коронарний синдром; дисфункція лівого шлуночка.

ВСТУП

Серцево-судинні захворювання залишаються провідною причиною смертності дорослого населення у більшості країн світу. За оцінками Всесвітньої організації охорони здоров'я, серцево-судинні захворювання щороку спричиняють мільйони смертей, посідаючи перше місце серед причин смертності у світі [3]. Дані Centers for Disease Control and Prevention (CDC) підтверджують провідну роль ішемічної хвороби

серця у структурі смертності населення США [4], а за прогнозами American Heart Association, до 2050 року серцево-судинні захворювання та інсульт можуть уражати щонайменше 60% дорослого населення США [5]. Систематичний аналіз глобальної поширеності інфаркту міокарда (ІМ) свідчить про стійке зростання абсолютної кількості випадків захворювання протягом останніх десятиліть, що зумовлено як старінням населення, так і поширенням факторів серцево-

судинного ризику [6]. Для України ця проблема є ще більш актуальною: за даними дослідження Global Burden of Disease (2019), серцево-судинні захворювання є причиною 64,3% усіх смертей в Україні (Центр громадського здоров'я МОЗ України) [46], а захворюваність на хвороби системи кровообігу демонструє тенденцію до зростання, особливо у 2021-2023 рр. (Hutor T.H. та співавт., 2025) [42]. Це визначає надзвичайну актуальність удосконалення методів ранньої діагностики та прогнозування ризику ІМ.

Електрокардіографія (ЕКГ) залишається одним із найбільш доступних, неінвазивних та економічно ефективних методів первинної діагностики гострої коронарної патології [7]. Водночас традиційна інтерпретація ЕКГ лікарем має певні обмеження, пов'язані із суб'єктивністю оцінки, варіабельністю кваліфікації спеціалістів та складністю виявлення прихованих, атипичних або малоспецифічних електрокардіографічних патернів, які можуть передувати розвитку інфаркту міокарда. Протягом останнього століття електрокардіографія пройшла шлях від механічного реєструвального методу до цифрового джерела даних, придатного для поглибленого комп'ютерного аналізу [8].

Сучасні клінічні настанови з ведення пацієнтів із болем у грудній клітці [1] та клапанними вадами серця [2] підкреслюють важливість своєчасної, точної та відтворюваної інструментальної діагностики, що створює підґрунтя для інтеграції алгоритмів штучного інтелекту (ШІ) в існуючі діагностичні алгоритми. Стрімкий розвиток методів машинного навчання (МН) та глибокого навчання (ГН) відкрив нові можливості для автоматизованого аналізу ЕКГ-сигналів: сучасні огляди свідчать, що алгоритми на основі згорткових нейронних мереж, ансамблевих методів і трансформерних архітектур здатні виявляти в ЕКГ-сигналі складні нелінійні закономірності, недоступні для класичного візуального аналізу, та використовувати їх не лише для діагностики, а й для персоналізованого прогнозування розвитку серцево-судинних подій [10, 13]. Огляд Lopez-Jimenez et al. (2020), опублікований у Mayo Clinic Proceedings, засвідчує, що аналіз ЕКГ, поряд із методами медичної візуалізації, належить до напрямів кардіології, у яких застосування ШІ вже демонструє клінічно значущі результати [27]. Порівняно з традиційним аналізом методи машинного навчання здатні обробляти великі масиви ЕКГ-даних, забезпечувати цілодобовий моніторинг та виявляти приховані патерни, які можуть залишатися поза межами класичної

електрокардіографічної семіотики. Водночас темпи зростання кількості відповідних публікацій випереджають формування уніфікованих методологічних стандартів, що й визначило мету цього огляду в контексті дисертаційного дослідження, присвяченого вдосконаленню прогнозування ризику інфаркту міокарда на основі аналізу аномалій електрокардіограм із використанням методів машинного навчання.

МЕТА

Узагальнити сучасні наукові публікації щодо можливостей, напрямів клінічного застосування, ефективності й обмежень методів машинного навчання для аналізу ЕКГ з метою прогнозування ризику та ранньої діагностики інфаркту міокарда.

МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ

Проведено наративний огляд наукової літератури з використанням баз даних PubMed, Scopus, Web of Science та Google Scholar, а також офіційних джерел ВООЗ, CDC, American Heart Association та Cleveland Clinic. Пошук здійснювався ітеративно за декількома тематичними блоками (епідеміологія серцево-судинних захворювань, методи глибокого навчання для аналізу ЕКГ, конкретні клінічні застосування, проблемні питання впровадження) з використанням ключових слів та їх комбінацій: «machine learning», «deep learning», «artificial intelligence», «electrocardiogram», «ECG», «myocardial infarction», «acute coronary syndrome», «cardiovascular disease», «risk prediction». Для кожного тематичного блоку здійснювався окремий цілеспрямований пошук з подальшим уточненням запитів на основі результатів попередніх ітерацій. Хронологічні межі пошуку охоплювали переважно публікації 2021–2026 рр., що дозволило врахувати найновіші тенденції розвитку галузі, включно з клінічними настановами та епідеміологічними даними.

Критеріями включення були: повнотекстова публікація, англomовне або українське видання за наявності суттєвого локального контексту, безпосередній стосунок до застосування МН чи ГН для аналізу ЕКГ у контексті діагностики, прогнозування чи оцінки серцево-судинного ризику, а також суміжні бібліометричні дослідження й клінічні настанови. Первинний відбір здійснювався за назвами та анотаціями публікацій; джерела, що потенційно відповідали критеріям релевантності, надалі оцінювалися за повним текстом. Критеріями виключення на цьому етапі слугували дублювання даних, відсутність повнотекстового доступу, невідповідність тематиці огляду за результатами ознайомлення з

повним текстом, а також матеріали конференцій без подальшої повнотекстової публікації. Через ітеративний, а не одноетапний характер пошуку (див. вище) точна кількість джерел, розглянутих на кожному з проміжних етапів відбору, окремо не фіксувалася; за результатами застосування описаних критеріїв до аналізу увійшло 46 літературних джерел, зміст яких було систематизовано за тематичними напрямками: епідеміологія серцево-судинних захворювань, еволюція методів аналізу ЕКГ, моделі глибокого навчання для виявлення ІМ, мультимодальні та ансамблеві підходи, прогностична цінність МН, пояснюваний штучний інтелект, конкретні приклади клінічного застосування ШІ в кардіології, бібліометричні тенденції досліджень та проблемні питання впровадження.

РЕЗУЛЬТАТИ

Епідеміологічний контекст проблеми. Дані BOO3, CDC та American Heart Association однаково свідчать про зростаючий тягар серцево-судинних захворювань і, зокрема, інфаркту міокарда для систем охорони здоров'я в усьому світі [3-5]. Метааналітичні дані підтверджують значну та зростаючу глобальну поширеність інфаркту міокарда [6], що зумовлює високий соціально-економічний тягар цього захворювання та потребу в удосконаленні інструментів його прогнозування на догоспітальному й ранньому госпітальному етапах.

Еволюція методів аналізу ЕКГ. Електрокардіографія залишається базовим методом функціональної діагностики серця [7], історичний аналіз розвитку якого демонструє поступовий перехід від суто описової інтерпретації сигналу

лікарем до цифрової обробки та автоматизованого аналізу [8]. Сучасні огляди застосування глибокого навчання для персоналізованої інтерпретації електрокардіографічних даних підкреслюють, що інтеграція штучного інтелекту в рутинну кардіологічну діагностику суттєво розширює діагностичні можливості методу порівняно з класичним підходом [10].

Моделі глибокого навчання для виявлення інфаркту міокарда. Застосування глибоких нейронних мереж до аналізу ЕКГ дозволяє автоматично виявляти ознаки інфаркту міокарда з високою точністю. Переважно використовуються згорткові мережі (CNN), що аналізують необроблений сигнал ЕКГ без ручного виділення ознак, самостійно виявляючи патерни, недоступні класичному аналізу сегментів ST, зубця Q чи інверсії T. Техніка Grad-CAM пояснює, на яких ділянках сигналу ґрунтується рішення алгоритму, підвищуючи довіру клініцистів (рис. 1) [13]. Дослідження великих когорт демонструють, що ШІ-аналіз 12-канальної ЕКГ виявляє структурні й електричні порушення серця навіть за відсутності класичних ознак ішемії [17]. П'ятирічний огляд підтверджує, що згорткові та резидуальні мережі демонструють найкращі результати розпізнавання ІМ [28], а дослідження на понад двох мільйонах ЕКГ показало високу точність автоматичної інтерпретації 12-канальної ЕКГ [29]. Багатоцентрові дослідження підтверджують здатність мультимодальних моделей узагальнювати виявлення ІМ на незалежні популяції [30], хоча огляд моделей на зображеннях ЕКГ вказує на методологічну гетерогенність [38]. Окремі дослідження демонструють ефективність моделей і для класифікації типів ІМ (STEMI, NSTEMI) [37].

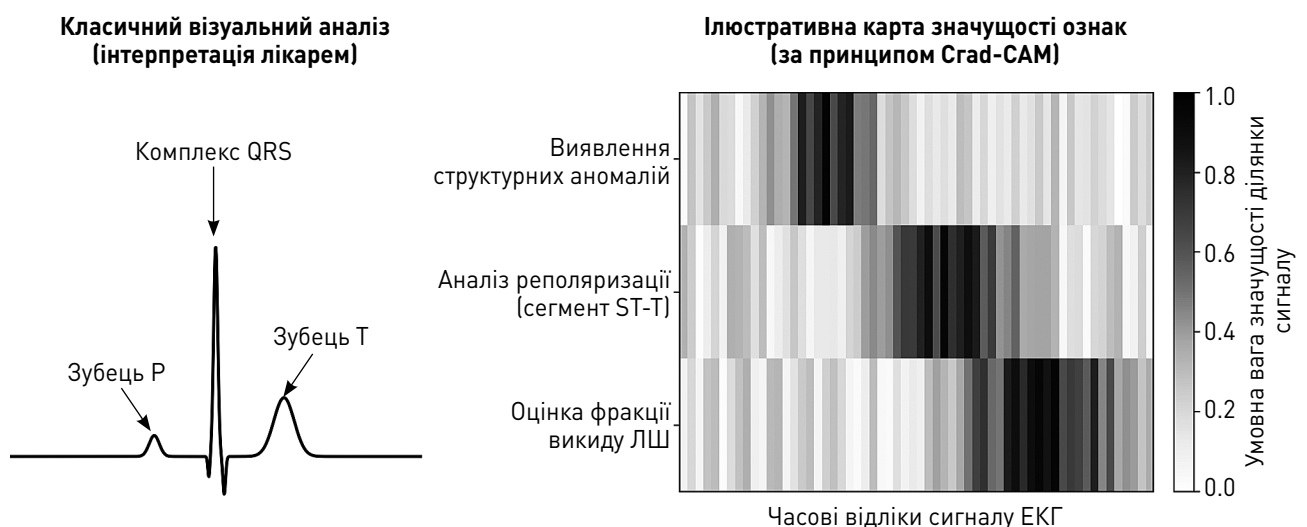


Рис. 1. Класичний аналіз ЕКГ та підхід глибокого навчання з візуалізацією значущості ознак (Grad-CAM)

Ансамблеві та мультимодальні підходи. Окремий напрям досліджень присвячено ансамблевому навчанню та поєднанню ЕКГ-даних з іншими джерелами кардіологічної інформації. Ансамблеві моделі аналізу міокардіальних зміщень за даними ехокардіографії демонструють високу ефективність у виявленні ІМ [11], а комбіновані підходи на основі ШІ дозволяють одночасно виявляти порушення регіонарної скоротливості міокарда та оцінювати функцію серця [14]. Такі рішення розглядаються як перспективний напрям підвищення точності порівняно з аналізом лише одного сигналу.

Прогностична цінність машинного навчання при гострому інфаркті міокарда. Окрім діагностики, методи машинного навчання застосовуються для прогнозування перебігу захворювання та ризику несприятливих наслідків у пацієнтів із гострим ІМ. Дані свідчать про додаткову прогностичну цінність моделей МН порівняно з традиційними клінічними шкалами ризику [12], а окремі дослідження демонструють потенціал ШІ для прогнозування смертності при гострих коронарних синдромах [18].

Пояснюваний штучний інтелект та трансформерні архітектури. Проблема «чорної скрині» залишається одним із головних обмежень клінічного впровадження глибоких нейромережових моделей. У відповідь на це розвиваються підходи пояснюваного штучного інтелекту (explainable AI), що поєднують точність трансформерних архітектур із можливістю клінічної інтерпретації результатів. Розроблені інтерпретовані трансформерні моделі для ана-

лізу ЕКГ демонструють спробу узгодити клінічні знання лікаря з логікою алгоритму [9], наближуючи висновки до зрозумілого клініцисту формату [9, 13, 20].

Бібліометричні тенденції досліджень. Бібліометричний аналіз наукової продукції за півстоліття досліджень із застосування машинного навчання у сфері судинної патології свідчить про експоненційне зростання кількості публікацій в останнє десятиліття [16]. Аналогічна тенденція простежується і для проблематики застосування штучного інтелекту в охороні здоров'я загалом за останні 30 років [19], а також безпосередньо для напряму машинного навчання в діагностиці інфаркту міокарда [21], що підтверджує високу актуальність і динамічний розвиток цієї галузі досліджень. Подібне зростання наукового інтересу зафіксовано і в суміжній галузі – застосуванні машинного навчання для дослідження кардіоміопатій та серцевої недостатності, де бібліометричний аналіз публікацій за 2005-2024 рр. також демонструє стабільну тенденцію до зростання [34]. Узагальнене співвідношення реалізованих напрямів, проблем і перспектив подальших досліджень наведено на рисунку 2.

Інтеграція ЕКГ-аналізу з іншими скринінговими методами. Перспективним напрямом є поєднання алгоритмів аналізу ЕКГ на основі ШІ з методами прикраватної ехокардіографічної діагностики для скринінгу структурної патології серця, що підвищує ефективність виявлення осіб групи ризику на первинній ланці [22]. Якість ехокардіографічного зображення залишається важливим фактором достовірності

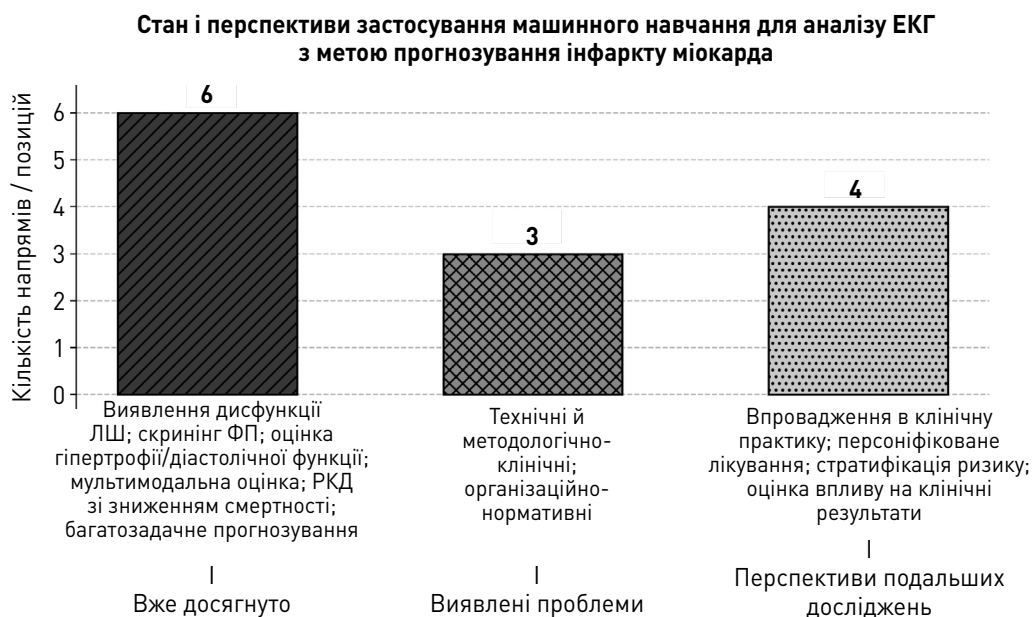


Рис. 2. Застосування МН для аналізу ЕКГ у прогнозуванні ІМ: досягнення, проблеми, перспективи

автоматизованого аналізу, для оцінки якого розроблено валідовані шкали [24].

Конкретні приклади застосування штучного інтелекту в кардіологічній практиці. Накопичені дані демонструють, що спектр застосування ШІ-аналізу ЕКГ значно ширший за виявлення інфаркту міокарда. Огляд Siontis et al. (2021) узагальнює ключові напрями ШІ-асистованої електрокардіографії, розглянуті нижче [23].

Виявлення дисфункції лівого шлуночка та зниженої фракції викиду. Одним із найбільш значущих напрямів, за Siontis et al. (2021) [23], є скринінгове виявлення безсимптомної систолічної дисфункції ЛШ за звичайною ЕКГ – методом, що традиційно вважався непридатним для оцінки насосної функції серця. Це дозволяє виявляти пацієнтів групи ризику до появи клінічних проявів.

Скринінг фібриляції передсердь та порушень ритму. Іншим напрямом є виявлення фібриляції передсердь навіть за ЕКГ синусового ритму – модель розпізнає непрямі «відбитки» схильності до аритмії [23]. Xiao et al. (2023) підтверджують ефективність таких моделей для ширшого спектра аритмій [20]. Fiorina et al. (2024) для смарт-годинників демонструють точність виявлення передсердних аритмій, вищу за вбудовані алгоритми пристроїв [31].

Оцінка структурних змін міокарда: гіпертрофія та діастолічна дисфункція. Lee et al. (2024) показали, що звичайна ЕКГ з алгоритмом глибокого навчання дозволяє непрямо оцінити діастолічну функцію серця та внутрішньосерцевий тиск – показники, для яких зазвичай потрібна ехокардіографія чи катетеризація [25]. Схожим чином Yang et al. (2026) навчили модель розпізнавати за ЕКГ ознаки гіпертрофії міокарда та пов'язувати їх із подальшим прогнозом [26].

Мультимодальна оцінка структурної патології серця. Alexandrino et al. (2025/2026) поєднують ШІ-аналіз ЕКГ з прикватною ехокардіографією як скринінговий інструмент структурної патології серця на первинній ланці [22]. Точність такого аналізу залежить від якості зображення, для чого Gaspari et al. (2021) розробили валідовані шкали, актуальні під час реанімації [24].

Клінічний доказ ефективності: перше рандомізоване дослідження. Найпереконливішим аргументом на користь клінічної цінності ШІ-ЕКГ стало дослідження Lin C.S. et al. (2024): після впровадження автоматичних сповіщень на основі алгоритму пацієнти мали нижчу загальну смертність, ніж за звичайного ведення [15]. Саме такі докази реальної користі потрібні для

входження ШІ-ЕКГ у клінічні настанови, як-от Gulati et al. (2021) [1] чи Vahanian et al. (2022) [2].

Багатозадачне прогнозування декількох серцево-судинних подій одночасно. Новітнім напрямом є багатозадачні моделі, що за однією ЕКГ прогнозують ризик ІМ, серцевої недостатності, інсульту й смертності. Модель ECG-MACE (Lin C.H. et al., 2025) на понад двох мільйонах ЕКГ показала вищу ефективність за Фремінгемську шкалу [35]. Модель EIANet (Lu et al., 2025) прогнозує ризик зупинки серця за серійними ЕКГ у відділенні екстреної допомоги [32].

Узагальнені результати ефективності моделей. Попри методологічну різноманітність, простежується спільна тенденція: моделі МН та ГН для виявлення ІМ часто демонструють точність, порівнянну або вищу за досвідченого кардіолога, особливо для прихованих форм патології [13, 17, 23]. Показники ефективності варіюють залежно від дизайну дослідження та наявності зовнішньої валідації.

Для узагальненого порівняння основних типів моделей, джерел даних, клінічних задач, переваг, обмежень та рівня клінічної валідації розглянутих досліджень наведено таблицю 1.

Проблемні питання застосування машинного навчання для аналізу ЕКГ. Аналіз опрацьованих джерел дозволив виокремити низку проблемних питань, які стримують широке клінічне впровадження розглянутих технологій. Ці питання доцільно систематизувати за трьома основними групами: технічні й методологічні, клінічні, а також організаційно-нормативні.

Технічні та методологічні проблеми. Більшість моделей розроблено на обмежених, ретроспективних даних кількох центрів, що ускладнює оцінку узагальнюваності на різні популяції [12, 17]. Ризик «перенавчання» завищує точність при внутрішній валідації, а відсутність єдиних стандартів звітування ускладнює порівняння моделей [16, 19, 21]. Дослідження щодо серцевої недостатності виявили зниження точності в окремих підгрупах [33].

Клінічні проблеми. Залишається актуальною проблема інтерпретованості («чорної скрині») моделей, для якої недавно почали розроблятися методи пояснюваного ШІ [9, 13, 20]. Попри перше РКД з доказами клінічної користі [15], кількість подібних досліджень обмежена. Окремої уваги потребує ризик надмірної довіри клініцистів до автоматизованих висновків.

Організаційно-нормативні проблеми. До цієї групи належать: узгодження ШІ з клінічними настановами [1, 2]; відсутність уніфікованих

Таблиця 1. Порівняльна характеристика репрезентативних досліджень із застосування машинного навчання для аналізу ЕКГ

Тип моделі	Джерело даних	Клінічна задача	Переваги	Обмеження	Рівень валідації	Дж.
CNN	12-канальна ЕКГ (>2 млн)	Автоматична інтерпретація ЕКГ	Висока точність на великій вибірці	Ретроспективні дані одного реєстру	Внутрішня валідація	[29]
CNN + Grad-CAM	12-канальна ЕКГ	Виявлення ІМ з поясненням рішення	Точність + інтерпретованість	Публічні датасети, обмежена генералізованість	Ретроспективна	[13]
Ансамблева модель	Ехокардіографія	Виявлення ІМ за зміщеннями міокарда	Мультимодальна інтеграція даних	Невелика вибірка пацієнтів	Ретроспективна	[11]
Огляд моделей ГН	12-канальна ЕКГ	Скринінг дисфункції ЛШ, ФП, ГМКП	Широкий клінічний спектр застосувань	Оглядовий рівень доказовості	Змішаний (за первинними джерелами)	[23]
Алгоритм сповіщень ШІ-ЕКГ	12-канальна ЕКГ	Зниження смертності (втручання)	Перший доказ реальної клінічної користі	Одна система охорони здоров'я	Проспективне РКД	[15]
Модель ГН	12-канальна ЕКГ	Оцінка діастолічної функції/тиску наповнення	Неінвазивна альтернатива ЕхоКГ	Непрямий сурогатний показник	Ретроспективна	[25]
Алгоритм ШІ	Одноканальна ЕКГ (смарт-годинник)	Виявлення фібриляції передсердь	Позагоспітальний скринінг	Обмежена якість одноканального сигналу	Проспективна (реальна практика)	[31]
Багатозадачна модель (ECG-MACE)	12-канальна ЕКГ (>2 млн)	Прогноз ІМ, СН, інсульту, смертності	Перевершує Фремінгемську шкалу	Потребує зовнішньої валідації	Ретроспективна	[35]
ШІ-ЕКГ + POCUS	ЕКГ + ультразвук	Скринінг структурної патології серця	Мультимодальний інструмент первинної ланки	Стадія proof-of-concept	Пілотне дослідження	[22]
Фармако-економічний аналіз	Дані РКД (ЕКГ-скринінг)	Оцінка економічної ефективності	Демонструє економічну доцільність	Вторинний аналіз одного дослідження	Вторинний аналіз РКД	[45]

вимог до сертифікації медичних ШІ-продуктів; додаткове навантаження на персонал через сповіщення; питання кібербезпеки й захисту даних; нез'ясованість правової відповідальності за рішення ШІ.

ОБГОВОРЕННЯ

Отримані результати узгоджуються з висновками систематичних оглядів, присвячених застосуванню методів глибокого навчання для аналізу ЕКГ-даних [39, 40, 41]. У вітчизняному науковому контексті вже сформовано певний доробок у цьому напрямі: розроблено комплекс обробки ЕКГ для діагностики STEMI (Ташук В.К. та співавт., 2023) [36], досліджено можливості прогнозування ризику ІМ за текстами медичних висновків (Праздникова М.О., 2024) [43], а також

прогнозування ехокардіографічних параметрів за даними ЕКГ у військовослужбовців (Роров А. та співавт., 2025) [44]. Загалом застосування методів машинного навчання відкриває нові можливості для прогнозування ІМ [11, 12, 14, 23], а перші клінічні дослідження та впровадження [23, 25, 26] свідчать про поступовий вихід технології за межі суто дослідницького етапу.

Окремої уваги заслуговує економічний аспект впровадження таких технологій: розробка та інтеграція систем ШІ в госпітальні інформаційні системи потребують значних ресурсів та інвестицій. Аналіз Thao et al. (2024, Mayo Clinic) продемонстрував економічну ефективність цільового скринінгу зниженої фракції викиду лівого шлуночка за даними ЕКГ із використанням

III [45], що є перспективним прецедентом, хоча економічні дані щодо застосування аналогічних підходів для скринінгу ІМ наразі залишаються обмеженими.

Широке впровадження цих технологій стримується низкою обмежень, розглянутих вище. Зокрема, дослідження, у якому продемонстровано зниження смертності [15], наразі залишається поодиноким на тлі переважання ретроспективних досліджень. Водночас недостатня стандартизація методологічних підходів [16, 19, 21] та необхідність узгодження алгоритмів III з чинними клінічними настановами [1, 2] залишаються ключовими викликами для їх широкого клінічного впровадження.

У контексті дисертаційного дослідження, присвяченого вдосконаленню прогнозування ризику інфаркту міокарда на основі аналізу аномалій ЕКГ, наведені дані обґрунтовують доцільність розроблення моделі машинного навчання, яка поєднувала б високу прогностичну точність із прийнятним рівнем інтерпретованості та враховувала зазначені технічні, клінічні й організаційно-нормативні аспекти вже на етапі проектування дослідження.

ВИСНОВКИ

1. Застосування методів машинного та глибокого навчання для аналізу електрокардіограми є новим підходом, який дозволяє отримувати важливу діагностичну інформацію з метою підвищення

точності прогнозування та ранньої діагностики стану серцево-судинної системи; цей напрям активно розвивається на сучасному етапі й уже демонструє обнадійливі результати в клінічній практиці, проте його широке впровадження потребує подальших проспективних багатоцентрових досліджень, стандартизації методології розробки моделей і зовнішньої валідації на незалежних вибірках пацієнтів, а також узгодженого вирішення супутніх технічних, клінічних та організаційно-нормативних питань.

2. Найбільш ефективними виявились ансамблеві, згорткові та трансформерні моделі, а також мультимодальні підходи, що поєднують аналіз ЕКГ з даними ехокардіографії; конкретні напрями застосування охоплюють скринінг дисфункції ЛШ, фібриляції передсердь, гіпертрофії міокарда та оцінку діастолічної функції.

3. Перше прагматичне рандомізоване клінічне дослідження підтвердило зв'язок впровадження алгоритму штучного інтелекту для аналізу електрокардіограми зі зниженням загальної смертності, що є важливим доказом реальної клінічної ефективності таких технологій.

4. Основними проблемними питаннями залишаються обмежена генералізованість моделей, недостатня інтерпретованість алгоритмів, нестача проспективних досліджень та відсутність єдиних стандартів впровадження й регулювання.

Пристатейні розділи

Перспективи подальших досліджень. Подальші дослідження доцільно спрямувати на впровадження алгоритмів III в реальну клінічну практику для прогнозування ризику ІМ та персоналізованого лікування пацієнтів із серцево-судинними захворюваннями, з урахуванням індивідуальних клініко-електрокардіографічних особливостей. Окремого значення набуває проведення проспективних досліджень зі стратифікації ризику несприятливих подій на основі моделей МН та оцінки їх впливу на реальні клінічні результати, а не лише на діагностичну точність. Це визначає науковий контекст подальшого дисертаційного дослідження.

Обмеження дослідження. Дослідження має низку обмежень. До нього були включені лише чоловіки-комбатанти, які проходили стаціонарне лікування, що може обмежувати можливість узагальнення отриманих результатів на жіноцько-військовослужбовців, ветеранів, амбулаторних пацієнтів та інші групи осіб із ПТСР. Дослідження проводилося в одному клінічному закладі. Когнітивні функції оцінювали переважно за допомогою скринінгових нейропсихологічних методик, без застосування розширеної нейропсихологічної батареї. Крім того, дизайн дослідження не дозволяє встановити причинно-наслідковий зв'язок між розладами вживання алкоголю та когнітивними порушеннями. На результати також могли впливати потенційні змішувальні чинники, зокрема перенесені черепно-мозкові травми, тривалість і тяжкість ПТСР та розладів вживання алкоголю, медикаментозна терапія, порушення сну, а також супутні психічні й соматичні захворювання, які не були повною мірою враховані в аналізі.

Первинні дані та матеріали. Первинні дані, отримані та проаналізовані в межах дослідження, включають деперсонфіковані клінічні дані пацієнтів, результати психометричного та когнітивного обстеження, а також кількісні дані, використані для статистичного аналізу. Первинні матеріали сформовані на основі медичної документації пацієнтів та результатів тестування за CAGE, AUDIT, MAST, CIWA-Ar, MMSE, MoCA, SAGE, тестом малювання годинника та тестом запам'ятовування 10 слів. Первинні матеріали дослідження та сформовані набори даних зберігаються автором і можуть бути надані за обґрунтованим запитом із дотриманням етичних вимог та конфіденційності даних пацієнтів.

Етика дослідження. Дане дослідження відповідає принципам Гельсінкської декларації. Це літературний огляд, що ґрунтується виключно на аналізі опублікованих наукових джерел і не передбачає залучення людей або тварин, тому не потребувало розгляду комітетом з біоетики.

Використання штучного інтелекту. Генеративний штучний інтелект не використовувався для створення наукового змісту, аналізу даних або формування висновків. Інструмент (Claude, Anthropic, використаний у липні 2026) був використаний лише для мовностилістичного редагування. Остаточна відповідальність за зміст рукопису належить авторам.

Фінансування. Робота виконана за рахунок державного фінансування в рамках комплексної науково-дослідної роботи «Удосконалення стратегії персоніфікованого лікування та реабілітації хворих із серцево-судинними захворюваннями та розладами нервової системи» наукового відділу внутрішньої медицини Державної наукової установи «Центр інноваційних технологій охорони здоров'я» Державного управління справами» (Державний реєстраційний номер: 0125U000319. Термін виконання 2025-2029).

Конфлікт інтересів. Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

Внесок авторів (CRediT taxonomy)

*Ольга А.Стельмах А, В, D, E

ORCID: 0000-0003-0333-2126

Анатолій М. Кравченко В, С, D, F

ORCID: 0000-0001-6863-0197

*Corresponding author: goldstelmaikh@gmail.com

ЛІТЕРАТУРА

1. Gulati, M., Levy, P. D., et al. (2021). 2021 AHA/ACC/ASE/CHEST/SAEM/SCCT/SCMR Guideline for the Evaluation and Diagnosis of Chest Pain: A Report of the American College of Cardiology/American Heart Association Joint Committee on Clinical Practice Guidelines. *Journal of the American College of Cardiology*, 78(22), e187–e285. <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2021.07.053>
2. Vahanian, A., Beyersdorf, F., Praz, F., Milojevic, M., Baldus, S., Bauersachs, J., et al. (2022). 2021 ESC/EACTS Guidelines for the management of valvular heart disease. *Revista Española de Cardiología (English Edition)*, 75(6), 524. <https://doi.org/10.1016/j.rec.2022.05.006>
3. World Health Organization. (2025). Cardiovascular diseases (CVDs). <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-cvds>
4. Centers for Disease Control and Prevention. (2025). Heart disease facts. <https://www.cdc.gov/heart-disease/data-research/facts-stats/index.html>
5. American Heart Association News. (2024). Heart disease and stroke could affect at least 60% of adults in U.S. by 2050. <https://www.heart.org/en/news/2024/06/04/heart-disease-and-stroke-could-affect-at-least-60-percent-of-adults-in-us-by-2050>
6. Salari, N., Morddarvanjoghi, F., Abdolmaleki, A., Rasoulpoor, S., Khaleghi, A. A., Hezarkhani, L. A., et al. (2023). The global prevalence of myocardial infarction: a systematic review and meta-analysis. *BMC Cardiovascular Disorders*, 23, 206. <https://doi.org/10.1186/s12872-023-03231-w>
7. Cleveland Clinic. (2025). Electrocardiogram (EKG or ECG): Test & results. <https://my.clevelandclinic.org/health/diagnostics/16953-electrocardiogram-ekg>
8. Friedman, P. A. (2024). The electrocardiogram at 100 years: history and future. *Circulation*, 149(6), 411–413. <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.123.065489>
9. Yisimitila, T., Wang, C., Hou, M., Maimaitiniyazi, M., Aili, Z., Liu, T., Tan, H., Chellamani, N., Shanmuganathan, M., Liu, M., & Nijati, M. (2025). Bridging clinical knowledge and AI: an interpretable transformer framework for ECG diagnosis. *npj Digital Medicine*, 9(1), 41. <https://doi.org/10.1038/s41746-025-02215-8>
10. Ding, C., Yao, T., Wu, C., & Ni, J. (2024). Deep learning for personalized electrocardiogram diagnosis: A review. *arXiv:2409.07975*. <https://arxiv.org/abs/2409.07975>
11. Nguyen, T., Nguyen, P., Tran, D., Pham, H., Nguyen, Q., Le, T., et al. (2023). Ensemble learning of myocardial displacements for myocardial infarction detection in echocardiography. *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, 10, 1185172. <https://doi.org/10.3389/fcvm.2023.1185172>
12. Xiao, C., Guo, Y., Zhao, K., Liu, S., He, N., He, Y., et al. (2022). Prognostic value of machine learning in patients with acute myocardial infarction. *Journal of Cardiovascular Development and Disease*, 9, 56. <https://doi.org/10.3390/jcdd9020056>
13. Jahmunah, V., Ng, E. Y. K., Tan, R. S., Oh, S. L., & Acharya, U. R. (2022). Explainable detection of myocardial infarction using deep learning models with Grad-CAM technique on ECG signals. *Computers in Biology and Medicine*, 146, 105550. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2022.105550>
14. Lin, X., Yang, F., Chen, Y., Chen, X., Wang, W., Chen, X., et al. (2022). Echocardiography-based AI detection of regional wall motion abnormalities and quantification of cardiac function in myocardial infarction. *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, 9, 903660. <https://doi.org/10.3389/fcvm.2022.903660>

15. Lin, C. S., Liu, W. T., Tsai, D. J., et al. (2024). AI-enabled electrocardiography alert intervention and all-cause mortality: a pragmatic randomized clinical trial. *Nature Medicine*, 30, 1461–1470. <https://doi.org/10.1038/s41591-024-02961-4>
16. Che Nawi, C., Mohd Hairon, S., Wan Yahya, W. N. N., Wan Zaidi, W. A., Hassan, M. R., & Musa, K. I. (2023). Machine learning application: a bibliometric analysis from a half-century of research on stroke. *Cureus*, 15, e44142. <https://doi.org/10.7759/cureus.44142>
17. Attia, Z. I., Harmon, D. M., Behr, E. R., & Friedman, P. A. (2021). Application of artificial intelligence to the electrocardiogram. *European Heart Journal*, 42(46), 4717–4730. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehab649>
18. Attia, Z. I., & Friedman, P. A. (2025). Artificial intelligence and mortality prediction in acute coronary syndromes. *European Heart Journal*, 46(10), 955–957. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehae475>
19. Xie, Y., Zhai, Y., & Lu, G. (2025). Evolution of artificial intelligence in healthcare: a 30-year bibliometric study. *Frontiers in Medicine*, 11, 1505692. <https://doi.org/10.3389/fmed.2024.1505692>
20. Xiao, Q., Lee, K., Mokhtar, S. A., Ismail, I., Pauzi, A. L. b. M., Zhang, Q., & Lim, P. Y. (2023). Deep learning-based ECG arrhythmia classification: a systematic review. *Applied Sciences*, 13, 4964. <https://doi.org/10.3390/app13084964>
21. Fang, Y., Wu, Y., & Gao, L. (2025). Machine learning-based myocardial infarction bibliometric analysis. *Frontiers in Medicine*, 12, 1477351. <https://doi.org/10.3389/fmed.2025.1477351>
22. Alexandrino, F. B., et al. (2025). Integrating AI-ECG and point-of-care cardiac ultrasound for screening structural heart disease: a proof-of-concept study. *medRxiv*. <https://doi.org/10.1101/2025.04.24.25326391>
23. Siontis, K. C., Noseworthy, P. A., Attia, Z. I., & Friedman, P. A. (2021). Artificial intelligence-enhanced electrocardiography in cardiovascular disease management. *Nature Reviews Cardiology*, 18(7), 465–478. <https://doi.org/10.1038/s41569-020-00503-2>
24. Gaspari, R., Teran, F., Kamilaris, A., & Gleeson, T. (2021). Development and validation of a novel image quality rating scale for echocardiography during cardiac arrest. *Resuscitation Plus*, 6, 100097. <https://doi.org/10.1016/j.resplu.2021.100097>
25. Lee, E., Ito, S., Miranda, W. R., et al. (2024). Artificial intelligence-enabled ECG for left ventricular diastolic function and filling pressure. *npj Digital Medicine*, 7, 4. <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00993-7>
26. Yang, Z. Y., Hsing, S. C., Tsai, D. J., et al. (2026). Deep learning-enabled ECG system for detecting left ventricular hypertrophy and predicting cardiovascular prognoses. *BioData Mining*, 19, 25. <https://doi.org/10.1186/s13040-026-00536-2>
27. Lopez-Jimenez, F., Attia, Z., Arruda-Olson, A. M., Carter, R., Chareonthaitawee, P., Jouni, H., Kapa, S., Lerman, A., Luong, C., Medina-Inojosa, J. R., Noseworthy, P. A., Pellikka, P. A., Redfield, M. M., Roger, V. L., Sandhu, G. S., Senecal, C., & Friedman, P. A. (2020). Artificial Intelligence in Cardiology: Present and Future. *Mayo Clinic Proceedings*, 95(5), 1015–1039. <https://doi.org/10.1016/j.mayocp.2020.01.038>
28. Xiong, P., Lee, S. M.-Y., & Chan, G. (2022). Deep Learning for Detecting and Locating Myocardial Infarction by Electrocardiogram: A Literature Review. *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, 9, 860032. <https://doi.org/10.3389/fcvm.2022.860032>
29. Ribeiro, A. H., Ribeiro, M. H., Paixão, G. M. M., Oliveira, D. M., Gomes, P. R., Canazart, J. A., et al. (2020). Automatic diagnosis of the 12-lead ECG using a deep neural network. *Nature Communications*, 11, 1760. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-15432-4>
30. Gupta, V., Hilgendorf, L., Andersson, E., Louca, A., Shahmari, A., Hjalmarsson, A., Saini, R., Pirazzi, C., Alchay, M., & Rawshani, A. (2025). Multimodal deep learning for acute myocardial infarction detection from 12-lead electrocardiogram: a multi-centre study with cross-hospital validation. *European Heart Journal - Digital Health*, 7(2), ztaf125. <https://doi.org/10.1093/ehjdh/ztaf125>
31. Fiorina, L., Chemaly, P., Cellier, J., Ait Said, M., Coquard, C., Younsi, S., Salerno, F., Horvilleur, J., Lacotte, J., Manenti, V., Plesse, A., Henry, C., & Lefebvre, B. (2024). Artificial intelligence-based electrocardiogram analysis improves atrial arrhythmia detection from a smartwatch electrocardiogram. *European Heart Journal - Digital Health*, 5(5), 535–541. <https://doi.org/10.1093/ehjdh/ztae047>
32. Lu, S. C., Chen, G. Y., Liu, A. S., Sun, J. T., Gao, J. W., Huang, C. H., Tsai, C. L., & Fu, L. C. (2025). Deep Learning-Based Electrocardiogram Model (EIANet) to Predict Emergency Department Cardiac Arrest: Development and External Validation Study. *Journal of Medical Internet Research*, 27, e67576. <https://doi.org/10.2196/67576>
33. Kaur, D., Hughes, J. W., Rogers, A. J., Kang, G., Narayan, S. M., Ashley, E. A., et al. (2024). Race, Sex, and Age Disparities in the Performance of ECG Deep Learning Models Predicting Heart Failure. *Circulation: Heart Failure*. <https://doi.org/10.1161/CIRCHEARTFAILURE.123.010879>
34. Akram, M. J., Nawaz, A., Yuxing, Y., Zhang, J., Haixin, H., Liu, L., Qian, X., & Tian, J. (2025). Machine learning based insights into cardiomyopathy and heart failure research: a bibliometric analysis from 2005 to 2024. *Frontiers in Medicine*, 12, 1602077. <https://doi.org/10.3389/fmed.2025.1602077>
35. Lin, C. H., Liu, Z. Y., Chu, P. H., Chen, J. S., Wu, H. H., Wen, M. S., Kuo, C. F., & Chang, T. Y. (2025). A multitask deep learning model utilizing electrocardiograms for major cardiovascular adverse events prediction. *npj Digital Medicine*, 8, 1. <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01410-3>

36. Tashchuk, V. K., Malinevska-Biliichuk, O. V., Ivanchuk, P. R., & Polianska, O. S. (2023). ST-segment elevation myocardial infarction and the clinical significance of differentiated electrocardiogram. *Zaporozhye Medical Journal*, 25(3), 193–197. <https://doi.org/10.14739/2310-1210.2023.3.267269>
37. Latifoğlu, F., Zhusupova, A., İnce, M., Ertürk, N. A., Özdet, B., İçer, S., Güven, A., Avşaroğulları, Ö. L., Keleşoğlu, Ş., & Kalay, N. (2024). Preliminary Study Based on Myocardial Infarction Classification of 12-Lead Electrocardiography Images with Deep Learning Methods. *The European Journal of Research and Development*, 4(1), 42–54. <https://doi.org/10.56038/ejrnd.v4i1.421>
38. Gutierrez-Garcia, J. O., Roman-Rangel, E., & Rendón-Mancha, J. M. (2026). Deep Learning for Myocardial Infarction Detection Using Electrocardiogram Images: A Systematic Review. *Mathematics*, 14(4), 613. <https://doi.org/10.3390/math14040613>
39. Musa, N., Gital, A. Y., Aljojo, N., Chiroma, H., Adewole, K. S., Mojeed, H. A., Faruk, N., Abdulkarim, A., Emmanuel, I., Folawiyi, Y. Y., et al. (2023). A systematic review and meta-data analysis on the applications of Deep Learning in Electrocardiogram. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 14, 9677–9750. <https://doi.org/10.1007/s12652-022-03868-z>
40. Elvas, L. B., Almeida, A., & Ferreira, J. C. (2025). The Role of AI in Cardiovascular Event Monitoring and Early Detection: Scoping Literature Review. *JMIR Medical Informatics*, 13, e64349. <https://doi.org/10.2196/64349>
41. Petmezas, G., Stefanopoulos, L., Kilintzis, V., Tzavelis, A., Rogers, J. A., Katsaggelos, A. K., & Maglaveras, N. (2022). State-of-the-art deep learning methods on electrocardiogram data: Systematic review. *JMIR Medical Informatics*, 10, e38454. <https://doi.org/10.2196/38454>
42. Hutor, T. H., Kolinkovskiy, O. M., Lafarenko, O.-R. V., Tyshko, L. O., Timchenko, N. F., & Omelyash, U. V. (2025). Epidemiology of cardiovascular diseases in Ukraine: general trends. *Public Health Journal*, (1), 77–84. <https://doi.org/10.32782/pub.health.2025.1.11>
43. Prazdnikova, M. O. (2024). Prognosis and risk assessment of myocardial infarction based on a set of medical report texts. *Cybernetics and Computer Technologies*, 3, 71–80. <https://doi.org/10.34229/2707-451X> [in Ukrainian]
44. Popov, A., Stasiuk, V., & Chaikovskiy, I. (2025). Predictive Modeling of Echocardiographic Parameters Using Electrocardiogram Features via Machine Learning Methods as a Tool for Assessing of Functional Status of Military Personnel. In *Proceedings of the 5th International Workshop of IT-Professionals on Artificial Intelligence (ProfIT AI 2025)*, 494–500. https://scholar.google.com/citations?view_op=view_citation&hl=ru&user=xL31bdMAAAAJ&sortby=pupdate&citation_for_view=xL31bdMAAAAJ:_OXeSy2lsFwC
45. Thao, V., Zhu, Y., Tseng, A. S., Inselman, J. W., Borah, B. J., McCoy, R. G., Attia, Z. I., Lopez-Jimenez, F., Pellikka, P. A., Rushlow, D. R., Friedman, P. A., Noseworthy, P. A., & Yao, X. (2024). Cost-Effectiveness of Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiograms for Early Detection of Low Ejection Fraction: A Secondary Analysis of the Electrocardiogram Artificial Intelligence-Guided Screening for Low Ejection Fraction Trial. *Mayo Clinic Proceedings: Digital Health*, 2(4), 620–631. <https://doi.org/10.1016/j.mcpdig.2024.10.001>
46. Центр громадського здоров'я МОЗ України. (2021). Серцево-судинні захворювання — головна причина смерті українців. Висновки з дослідження Глобального тягаря хвороб у 2019 році. <https://phc.org.ua/news/sercevo-sudinni-zakhvoryuvannya-golovna-prichina-smerti-ukrainciv-visnovki-z-doslidzhennya>

POSSIBILITIES OF APPLYING MACHINE LEARNING FOR ELECTROCARDIOGRAM ANALYSIS TO PREDICT MYOCARDIAL INFARCTION

Olga A. Stelmakh, Anatolii M. Kravchenko

State Institution of Science "Center of Innovative Healthcare Technologies"
State Administrative Department, Kyiv, Ukraine

ABSTRACT

Introduction. Cardiovascular disease, including acute myocardial infarction, remains the leading cause of death worldwide, and early and accurate recognition of ischemic changes on electrocardiography is critical to the effectiveness of emergency care. Conventional visual interpretation of electrocardiograms is limited by subjectivity and reduced sensitivity to subtle or atypical patterns, prompting the development of novel analytical approaches based on artificial intelligence.

Aim. To summarize current evidence on the potential of machine learning methods for electrocardiogram signal analysis in the prediction and early diagnosis of myocardial infarction, provide specific examples of clinical applications of artificial intelligence in cardiology, and identify key unresolved issues in this field.

Materials and methods. A literature search was performed in PubMed, Scopus, Web of Science, and Google Scholar, supplemented by an analysis of official data from the World Health Organization, the Centers for Disease Control and Prevention, and the American Heart Association published between 2021 and 2026. The search used the keywords “machine learning,” “deep learning,” “electrocardiogram,” “myocardial infarction,” and “artificial intelligence.” A total of 46 relevant sources were included in this narrative review.

Results. Convolutional neural network-, ensemble-, and transformer-based models have demonstrated the ability to detect electrocardiographic features of ischemia and myocardial infarction, as well as other cardiac abnormalities, including left ventricular dysfunction, myocardial hypertrophy, and atrial fibrillation. In several studies, their diagnostic performance exceeded that of conventional expert interpretation. The first pragmatic randomized clinical trial demonstrated that an artificial intelligence–based electrocardiogram alert intervention was associated with reduced all-cause mortality. Key unresolved issues include limited generalizability of models to new patient populations, a shortage of prospective validation studies, insufficient algorithmic interpretability, and the lack of standardized approaches to clinical implementation.

Conclusions. Machine learning represents a promising tool for improving the accuracy of electrocardiogram-based prediction and early detection of myocardial infarction. However, broad clinical implementation requires methodological standardization, further prospective validation, and the development of interpretable and clinically applicable algorithms.

Keywords: artificial intelligence; deep learning; convolutional neural networks; transformer models; explainable artificial intelligence; acute coronary syndrome; left ventricular dysfunction.

Received: June 05, 2026

Accepted: August 13, 2026

Published online: September 16, 2026