

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2026-86-58>

УДК 004.8:004.272:004.382:616.12-008.318

АХІСЗЕР Олена

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»

<https://orcid.org/0000-0002-7087-9749>

e-mail: Olena.Akhiizer@khai.edu.ua

КОВТУН Сергій

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»

<https://orcid.org/0009-0004-7273-0480>

e-mail: Serhii.Kovtun@cs.khai.edu.ua

КЛАСИФІКАЦІЯ АРИТМІЙ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ В УМОВАХ АПАРАТНИХ ОБМЕЖЕНЬ НОСИМИХ ПРИСТРОЇВ

Довготривалий моніторинг ЕКГ за допомогою носимих пристроїв відкриває широкі можливості раннього виявлення порушень ритму поза клінікою, однак точність класифікації часто недостатня з точки зору безпеки. Зі старінням населення і зростанням поширеності аритмій зростає попит на надійні алгоритми, здатні своєчасно виявляти небезпечні стани. Головна проблема в застосуванні носимих пристроїв — їх апаратні обмеження: мала кількість відведень, низька частота дискретизації та розрядність, обмежений динамічний діапазон і ресурс живлення, а також контактні й рухові артефакти. За таких умов дієвим є поєднання методів глибокого навчання з керованим розміщенням обчислень між пристроєм і хмарою: перші детектують тонкі морфологічні зміни та довгі ритмічні залежності, другі зменшують навантаження на акумулятор і подовжують час автономної роботи. Запропонований підхід узгоджує клінічну релевантність із реаліями носимих пристроїв, визначає вимоги до підготовки сигналу, архітектур моделей і політики обчислень та слугує основою для масштабованих сервісів скринінгу й моніторингу аритмій. Робота також узагальнює ключові ЕКГ-ознаки та переводить їх у вимоги до даних і моделей.

Ключові слова: машинне навчання; методи глибокого навчання; алгоритм; ЕКГ сигнал; аритмія.

AKHIEZER Olena, KOVTUN Serhii

National Technical University "Kharkiv polytechnic institute"

ARRHYTHMIA CLASSIFICATION USING DEEP LEARNING METHODS IN THE CONTEXT OF HARDWARE LIMITATIONS OF WEARABLE DEVICES

Long-term ECG monitoring with wearable devices offers broad opportunities for early, out-of-clinic detection of rhythm disorders, yet classification accuracy often remains below safety requirements. As populations age and arrhythmias become more prevalent, the need grows for reliable algorithms that can promptly identify high-risk conditions. The main obstacles in wearables are hardware constraints—few leads, lower sampling rates and bit depth, limited dynamic range and battery capacity—together with contact and motion artifacts. Under these conditions, a combined strategy is effective: deep-learning methods capture subtle morphological changes and long-range rhythmic dependencies, while orchestrated placement of computation between the device and the cloud reduces on-device load and extends battery life. The proposed approach aligns clinical relevance with the practical realities of wearables, specifies requirements for signal preparation, model architectures, and computational deployment, and provides a foundation for scalable services for arrhythmia screening and monitoring. The work also consolidates key ECG features and translates them into concrete requirements for data and models.

Keywords: machine learning; deep learning methods; algorithm; ECG signal; arrhythmia.

Стаття надійшла до редакції / Received 09.01.2026

Прийнята до друку / Accepted 28.01.2026

Опубліковано / Published 31.03.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© АХІСЗЕР Олена, КОВТУН Сергій

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Серцеві аритмії — це група порушень серцевого ритму, які охоплюють широкий спектр станів: від безпечних транзиторних змін до тяжких, потенційно фатальних аритмій. Вони виникають унаслідок ішемії, структурних змін міокарда, електролітних дисбалансів, вроджених аномалій провідної системи, інтоксикацій або системних захворювань [1].

В Україні епідеміологічна картина загалом віддзеркалює європейські тренди. За оцінками ESC Atlas (з використанням даних ІНМЕ), стандартизована поширеність фібриляції передсердь у 2019 році становила близько 1 080 на 100 000 населення ($\approx 1,08\%$) з вищими показниками серед чоловіків ($\approx 1 268$ на 100 000) порівняно з жінками (≈ 958 на 100 000). Одночасно серцево-судинні захворювання залишаються провідною причиною смертності, а їхня частка у структурі причин смерті в Україні є однією з найвищих у Європі [2].

У контексті старіння населення та зростання поширеності факторів ризику своєчасне виявлення і персоналізована діагностика аритмій набувають ключового значення та формують запит на надійні інструменти автоматизованої інтерпретації.

Класифікація і ранжування ЕКГ сигналів аритмій для процедур глибокого навчання

Створення комплексної моделі застосування методів глибокого навчання неможливе без розуміння морфології сигналів аритмій і їх ранжування за встановленими питомими параметрами. Загальноприйнята класифікація аритмій зазвичай спирається на кілька взаємодоповнювальних критеріїв: де саме виникає порушення ритму, яким механізмом воно підтримується, як довго триває епізод і як це виглядає на ЕКГ.

У практичній класифікації зазвичай виділяють 3–4 базові групи аритмій: брадіаритмії (повільні ритми, синусові дисфункції, АВ-блоки), надшлуночкові тахіаритмії (AF, AFL, AVNRT/AVRT, AT), шлуночкові аритмії (PVC/VT/VF) і інколи окремо — порушення провідності (пучкові блокади, LQTS)[3]

Для ранжування аритмій в роботі був використаний інтегральний пріоритетний індекс (PI), який розраховувався за лінійною зваженою моделлю:

$$PI = 2 \cdot R + 0,5 \cdot P, \quad (1)$$

де R — узагальнена клінічна небезпека (1–5),

P — орієнтовна поширеність (1–5).

Співвідношення ваг 4:1 на користь R обрано для відображення пріоритету життєзагрожуючих станів за одночасного врахування поширеності. Вибір підтверджено перевіркою обмежень (наприклад, АВ-блок високого ступеня > AF; AF > AVNRT/PAC) і чутливісним аналізом (при 2:1 AF зрівнюється з високоступеневою АВ-блокадою; за 4:1 — пріоритет ризику збережено). Оцінку ризику (R) сформовано за клінічними алгоритмами та настановами: [4-9].

Оцінку поширеності (P) взято з епідеміологічних зведень: [10-12], а також профільних оглядів і метааналізів [13,14].

При розрахунку PI були також враховані і альтернативні схеми зважування (1:1 risk-matrix; 3:1 і 2:1; 5:1; лексикографічна; мультиплікативна). Вони показали що при розподілі ваг 1:1 підтягує дуже поширені, але менш небезпечні стани вгору; 2:1–3:1 зменшують домінування тяжкості та породжують «нічий» (зокрема AF ↔ високоступенева АВ-блокада); 5:1 майже ігнорує поширеність; лексикографічна фактично не враховує поширеність; мультиплікативна гірше інтерпретується та чутливіша до шуму. З огляду на це для подальшої пріоритетизації було прийнято лінійну модель з посиленою вагою клінічної небезпеки.

З урахуванням вищесказаного був визначений інтегральний пріоритет для 10 типів аритмій. Результати розрахунку наведено в Таблиці 1.

Таблиця 1

Інтегральний пріоритет аритмій

Клас аритмій	Інтегральний індекс PI
Фібриляція шлуночків (VF)	11,0
Поліморфна шлуночкова тахікардія (в т.ч. TdP)	9,0
Спійка мономорфна шлуночкова тахікардія (VT)	9,0
Високоступенева АВ-блокада (Мобіц II / повна)	9,0
Фібриляція передсердь (AF)	8,0
Трипотіння передсердь	7,5
Мультифокальна передсердна тахікардія (MAT)	7,0
ТК з додатковим шляхом (AVRT/WPW)	7,0
Шлуночкові екстрасистоли (PVC)	6,0
AVNRT	5,5

Проведені розрахунки надали змогу сформувати пріоритетний перелік аритмій з визначеними вагами, який був покладений в основу прийняття рішень по класифікації.

Для розробки та тестування алгоритмів автоматизованого розпізнавання ритмів також було необхідно зробити чітку візуалізацію патернів, яка дозволила б не лише графічно визначити ключові морфологічні ознаки, а й надавала б можливість в подальшому співставляти їх із реальними кардіосигналами. Для цього, в роботі був виконаний синтез вище визначених аритмій (Таблиця 1) з високим пріоритетним індексом.

Приклади такого синтезу показано на рисунку 1.



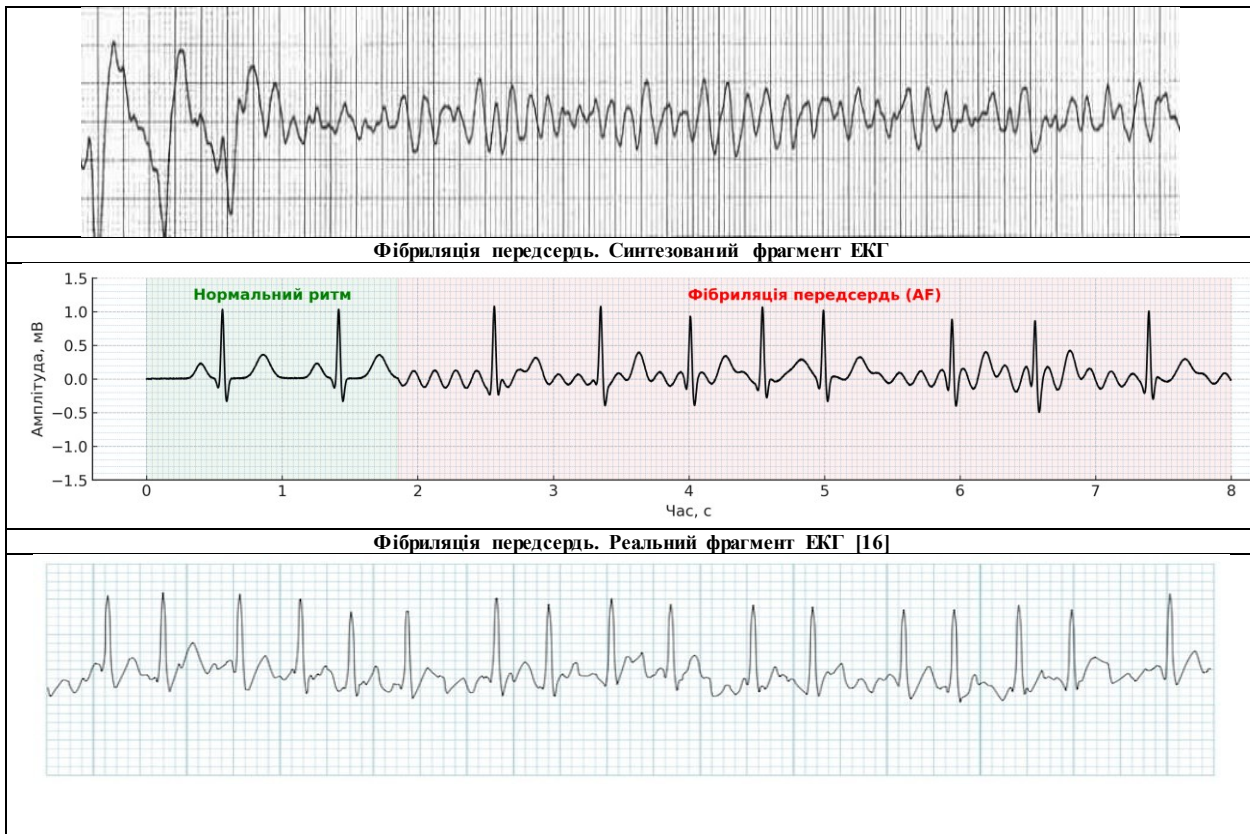


Рис. 1. Приклади синтезованих і реальних фрагментів ЕКГ

Для відтворення характерних патернів аритмій застосовано моделювання на Python із використанням бібліотек NumPy, SciPy та спеціалізованих функцій для моделювання ЕКГ. Синтетичні візуалізації створені за єдиним набором параметрів (масштаб 25 мм/с, 10 мм/мВ, уніфікована морфологія зубців та інтервалів) за допомогою математичного апарату параметричного моделювання сигналів, у якому кожна хвиля кардіоциклу описується аналітичними функціями з керованими параметрами: A (амплітуда, мВ), t_0 (момент максимуму/мінімуму, с), σ (ширина хвилі, с), φ (фазовий зсув, с), b (вертикальне зміщення ізолінії, мВ). Для моделювання застосовано набір функцій.

Графічні зображення реальних ЕКГ-сигналів отримано з відкритих джерел, і містять клінічні приклади відповідних порушень ритму серця.

Як можна побачити на рис 1 стандартизовані синтетичні моделі мають однакові з фрагментами реальних ЕКГ морфологічні ознаки аритмій та придатні для подальшого використання в якості тренуваних патернів глибокого навчання.

Апаратні параметри та фактори стабільності отримання ЕКГ-сигналу

Для коректної класифікації аритмій з ключовим є забезпечення стандартизованих характеристик вхідного сигналу. Первинні параметри ЕКГ, які визначають якість подальшої обробки, включають: амплітудно-часові масштаби, частоту дискретизації, розрядність АЦП, стабільність ізолінії, динамічний діапазон.

У порівнянні зі стаціонарними системами, на носимі пристрої додатково накладається обмеження у кількості каналів, зменшеній розрядності АЦП, обмеження електроспоживання а також суттєвими джерелами виникнення завад (артефакти руху, електроміографічний шум) які у носимих системах мають вищу інтенсивність у порівнянні з клінічними записами. Це вимагає використання математичних методів реконструкції і оптимізації програмно-апаратних засобів для компенсації втрати інформації.

Зважаючи на це, жоден з фізичних параметрів сигналу не може гарантувати повної стійкості до шумів та артефактів лише засобами апаратного рівня. Базові характеристики — частота дискретизації, розрядність АЦП, динамічний діапазон, стабільність ізолінії, кількість каналів — задають мінімально необхідні умови для коректної реєстрації ЕКГ. Однак їх обмеження, зумовлені конструктивними й енергетичними факторами носимих пристроїв, потребують додаткової програмної компенсації. В таблиці 2, показана відповідність між ключовими апаратними обмеженнями та програмними методами їх подолання.

Таблиця 2

Апаратні обмеження та відповідні програмні методи обробки сигналу

Апаратний фактор	Чому виникає (hardware)	Що потрібно додатково	Алгоритмічні методи (у т.ч. DL)
Частота дискретизації (F_s)	Обмеження енергоспоживання, пропускна здатність АЦП	Підвищення ефективної роздільності, відновлення високочастотних компонентів	Ресемплінг, Super-Resolution CNN (SRCNN, DCAE-SR, SRECG)
Розрядність АЦП (10–12 біт)	Споживання енергії, дешевші мікросхеми	Компенсація втрати слабких сигналів (Р-хвиля, ST)	Нормалізація, денойзинг, автоенкодер для «очищення» слабких компонентів
Динамічний діапазон ($\pm 5 \dots \pm 10$ мВ)	Артефакти руху, високовольтні QRS	Запобігання насиченню, виділення низькоамплітудних подій	AGC (automatic gain control) + пост-нормалізація
Дихальний дрейф (0,1–0,5 Гц)	Рух грудної клітки	Апаратні HPF допомагають, але залишкові коливання лишаються	Wavelet-фільтрація, EMD, адаптивні фільтри, CNN/Transformer для корекції baseline
Контактний імпеданс, піг, температура	Варіації контакту електрод–шкіра	Залишаються повільні «ступінчасті» зсуви і сплески	Адаптивні фільтри, DL-моделі для артефакт-ремувалу (Denoising Autoencoder)
Поляризація електродів	Ag/AgCl після імпульсних збурень	Усереднення/згладжування тренду	Алгоритми baseline correction (поліноміальна апроксимація, SSA)
Зміна пози тіла, рух, вібрації	Механічні зсуви, перерозподіл потенціалів	Повністю не усувається апаратно	Adaptive filtering, CNN з мультисканальним входом, IMU-fusion (ECG+акселерометр)
Електромагнітні наводки (50/60 Гц)	Навколишнє середовище	Notch-фільтри частково допомагають, залишаються гармоніки	Adaptive notch, DL-денойзинг (RNN/CNN на спектрі)
Обмеження кількості каналів (1–3 vs 12)	Форм-фактор носимих	Втрата інформації про просторову активність	Математична реконструкція, transfer learning на одноканальних ЕКГ, CNN для feature extraction
Енергоспоживання, latency	Обмежені MCU, батарея	Неможливо запускати «важкі» моделі на пристрої	Lightweight CNN/LSTM, Quantization-Aware Training (QAT), Distillation, edge-cloud розподіл

З таблиці 2 видно, що якісне отримання, валідація і класифікація ЕКГ в умовах апаратних обмежень носимих систем неможливі без застосування програмних методів. У цьому контексті постає потреба у комплексному підході, де апаратні рішення поєднуються з алгоритмічними методами інтелектуальної обробки сигналу, включно з глибинним навчанням.

Програмно-апаратний конвеєр прийняття рішень класифікації аритмій

Формалізований конвеєр прийняття рішень класифікації аритмій, запропонований авторами і охоплює ключові взаємозв'язки (від уніфікації та фільтра якості до енкодерів, модулів рішень, калібрування й життєвого циклу), доцільно подати як багатодоріжкову схему процесів (swimlane), схема якого наведена на рис. 2.

Вхідний сигнал ЕКГ, представлений як аналогова функція $x(t)$, надходить на АЦП носимого пристрою з частотою дискретизації F_s та розрядністю b .

У результаті аналого-цифрового перетворення формується послідовність відліків $x[n]$, яка разом із метаданими $m = F_s, b, model, lead, IMU, \dots$ надходить до блоку уніфікації.

Блок уніфікації вирівнює різнотипні дані, після чого вони спрямовуються до нормалізаційного конвеєра (2), як композицію операторів із власними наборами параметрів:

$$T = R_{\eta_R} \circ \dots \circ \eta = \{\eta_N, \eta_S, \eta_B, \eta_D, \eta_R\}. \quad (2)$$

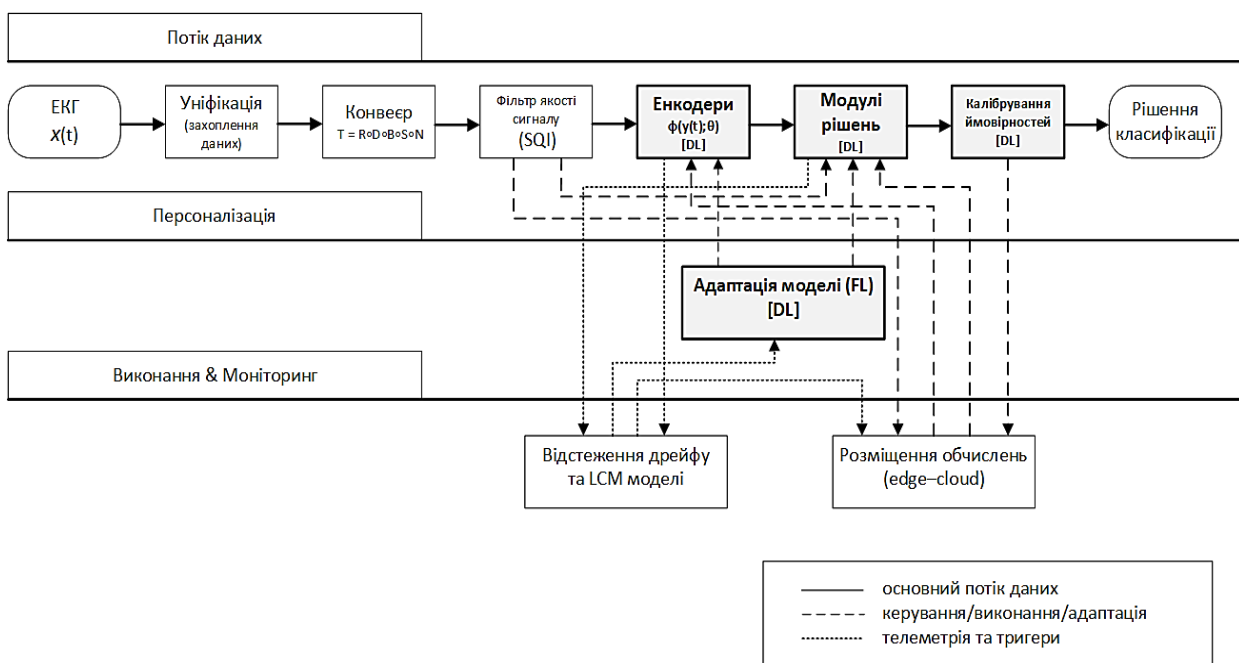


Рис. 2. Свімлейн діаграма конвертера прийняття рішень класифікації аритмій

Тут η — вектор керувальних параметрів препроцесингу, який включає до себе: η_N — параметри нормалізації/AGC, η_S — параметри ресемплінгу та антиаліасингу, η_B — параметри компенсації базової лінії зі збереженням ST-T, η_D — параметри шумоподавлення/приглушення рухових артефактів, η_R — параметри регенерації з урахуванням ресурсних обмежень.

Така параметризація надає однозначну «канонічну» форму $y[n]$ для подальших етапів представлення, модулів рішень і калібрування і адаптації:

$$y[n] = T(x[n]; \eta). \quad (3)$$

Далі, канонічний сигнал $y[n]$ опрацьовується у вікні довжиною L і кроком H $y_w = W(y; L; H)$. Для кожного вікна формується вектор індикаторів якості:

$$s_w = [SNR, E_{BL}, PLR, HFN, ADT\%, QRS_{stab}, r_{IMU}, \dots], \quad (4)$$

де E_{BL} — енергія дрейфу базової лінії;

PLR — частка мережевої складової (50/60 Гц);

HFN — високочастотний шум;

$ADT\%$ — насичення АЦП;

QRS_{stab} — стабільність детекції QRS;

r_{IMU} — кореляція з рухом.

Ці індикатори збираються у скаляр якості

$$q_w = SQI(y_w) = q(s_w) \in [0, 1]. \quad (5)$$

Для нього застосовується адаптивний поріг $\tau^* = \tau^*(m, risk)$. Таким чином бінарна функція $q_w = 1 \{q_w \geq \tau^*\} \in \{0, 1\}$ визначає подальшу політику дій $a_w = P_{SQI}(g_w, s_w, m)$, а саме: 1) Прийняття (асерт). Якщо $q_w = 1$, вікно допускається до подальшого аналізу. 2) Повторна обробка (reprocess). Якщо $q_w = 0$ і артефакти керовані за індикаторами якості, ініціюється оновлення параметрів препроцесингу та повторний прохід. 3) Повторне зчитування/буферизація (retry). Якщо $q_w = 0$ і артефакт короткочасний, активується буфер або повторне зчитування. 4) Перехід на ресурсоємний тракт (escalate). Виконується за умов

низької якості або високої невизначеності, коли доречні відкладене рішення та/або хмарні ресурси. 5) Відкидання (drop). За тривалої низької якості фрагмент позначається непридатним із журнальним фіксуванням причин. Таким чином, на виході фільтра якості формується маска допуску $\{q_w\}$, якісні метадані $\{q_w, s_w, \tau^*\}$ у разі повторної обробки, рекомендації параметрів η^* для оновлення T .

Дані з фільтра якості поступають на енкодери, які формують інваріантне до шумів та варіацій реєстрації подання ЕКГ на двох комплементарних масштабах. Далі під енкодером розуміємо $\Phi(y; \theta)$ — параметризовану сім'ю моделей глибинного навчання, що для кожного вікна y_w формує дві узгоджені складові $Z_w^{\text{удар}}$ та $Z_w^{\text{ритм}}$ — коротку локальну морфологію (удар) і довгу послідовну залежність (ритм):

$$Z_w^{\text{удар}} = \varphi_{\text{удар}}(y_w; \theta_b), \quad (6)$$

$$Z_w^{\text{ритм}} = \varphi_{\text{ритм}}(C(y; w; K); \theta_r) \quad (7)$$

де оператор $C(y; w; K)$ поєднує попередні K вікон до кінця поточного вікна w , а θ_b і θ_r — вектори усіх навчуваних параметрів енкодера (ваги й зсуви шарів, коефіцієнти/зсуви нормалізації, параметри позиційного/часового кодування тощо) для удару і ритму відповідно: $\theta = \{\theta_b, \theta_r\}$. Після цього формується спільне подання

$$Z_w = f_{\text{злиття}}(Z_w^{\text{удар}}, Z_w^{\text{ритм}}) \quad (8)$$

яке далі використовують модулі прийняття рішень і процедури калібрування ймовірностей. Z_w є входом для набору задачних модулів $\{h_k\}$, де кожен відповідає окремій підзадачі (класи ритмів і аритмій, події, сегментація маркерів).

Епізодне рішення ε_k для задачі k утворюється узагальненням послідовності $\{\delta_{w,k}\}_w$ на часовому інтервалі $[t_{\text{start}}, t_{\text{end}}]$ з урахуванням залежних від якості порогів та правил тривалості:

$$\varepsilon_k = A\left(\left\{\delta_{w,k}\right\}_w, \left\{r_{w,k}\right\}_w, \left\{q_w\right\}_w\right), \quad (9)$$

Де $\delta_{w,k}$ — віконний індикатор рішення, $r_{w,k}$ — калібрована оцінка, q_w — профіль якості. Сукупність $\varepsilon = \{\varepsilon_k\}_k$ є вихідними даними для подальших перевірок і висновків, а також керує калібруванням і адаптацією параметрів моделі.

Під калібруванням ймовірностей розуміється монотонне перетворення початкових оцінок у значення, узгоджені з фактичними частотами подій. Для кожного допущеного вікна y_w задачний модуль формує початкову оцінку $\hat{p}_{w,k} \in [0, 1]$, після чого визначається $r_{w,k} = k_k(\hat{p}_{w,k}; \beta_k)$, при чому $k_k(0) = 0$, $k_k(1) = 1$. Навчальна вибірка для калібрування формується з допущених за якістю фрагментів:

$$D_{\text{cal}} = \left\{ (\hat{p}_{w,k}, y_{w,k}^*, q_w) : q_w = 1, \text{margin}_{w,k} \geq \Delta_{\text{min}} \right\}, \quad (10)$$

де $\text{margin}_{w,k} = \left| \hat{p}_{w,k} - v_{k, \text{увірмк}}(q_w) \right|$, а параметри β визначаються мінімізацією зваженої суми калібрувальних втрат із урахуванням якості:

$$\min_{\beta} \lambda_{\text{лог}} \sum_{(\cdot) D_{\text{cal}}} w(q_w) L_{\text{лог}}(k(\hat{p}, \beta), y^*) + \lambda_{\text{Бр}} \text{Brier} + \lambda_{\text{рег}} R(\beta) \quad (11)$$

де $k(\hat{p}, \beta)$ — калібрувальне перетворення, що повертає узгоджену ймовірність g ;

$L_{\text{лог}}(r, y^*) = -[y^* \cdot \ln r + (1 - y^*) \ln(1 + r)]$ — логарифмічна втрата;

$R(\beta)$ — регуляризатор параметрів β . В нашому випадку застосовується l_2 — штраф;

$\lambda_{\text{лог}}, \lambda_{\text{Бр}}, \lambda_{\text{рег}}$ — вагові коефіцієнти, що задають внесок кожної складової;

$w(q_w) \propto q_w$ — вага, що зростає з якістю вікна.

Узгодженість контролюється за похибкою калібрування (ECE) та індексом Браєра.

Ширина зони невизначеності у правилах прийняття рішень підлаштовувалася станом калібрування:

$$\Delta_{\text{невизн}} = \Delta_0 + \gamma_{\text{ECE}} \cdot \text{ECE}_{\text{ост}} + \gamma_{\text{Бр}} \cdot (\text{Brier}_{\text{ост}} - \text{Brier}_{\text{етал}}). \quad (12)$$

Також після калібрування $\kappa(\cdot; \beta)$ для кожного епізоду обчислюється зважена впевненість як:

$$R_k = \frac{\sum_{w \in \mathcal{E}_k} \omega_w r_{w,k}}{\sum_{w \in \mathcal{E}_k} \omega_w}, \quad \omega_w \propto q_w, \quad (13)$$

А далі, слабкі епізоди відкидаються правилом $R_k \geq \vartheta_{k, \text{епізод}}(\bar{q})$, де \bar{q} — середня якість у межах епізоду.

Адаптація моделі забезпечується узгодженням параметрів енкодера $\Phi(y; \theta)$, задачних модулів $h_k(\cdot; \psi_k)$ та калібратора $\kappa(\cdot; \beta)$ з індивідуальними особливостями пацієнта, конкретним носимим пристроєм і реальними умовами реєстрації, не порушуючи канонічну форму даних (3) і політики контролю якості (SQI). Для адаптації використовуються лише вікна з допуском якості ($g_w=1$). Із них формується навчальна підмножина

$$D_{adapt} = \{(y_w, Z_w) : g_w = 1, \max_k r_{w,k} \geq \vartheta_{k, \text{вімк}}(q_w) + \Delta_{margin}\}, \quad (14)$$

де $\Delta_{margin} > 0$ «запас до порога» для відсікання невпевнених прикладів.

Внесок кожного вікна у локальне донавчання зважується за формулою:

$$\omega_w = \text{clip}\left(\frac{\max_k r_{w,k} - \vartheta_{k, \text{вімк}}(q_w)}{\Delta_{max}}, 0, 1\right) \cdot q_w, \quad (15)$$

де $\Delta_{max} > 0$ – нормувальний масштаб, а $q_w \in [0, 1]$ – скаляр якості з SQL.

Таким чином, вікна з вищою «впевненістю» та кращою якістю мають більший вплив на оновлення.

Увімкнення адаптації відбувається за чіткими правилами: а) погіршення підсумкових показників точності, чутливості та специфічності; б) зростання похибок калібрування імовірностей; в) виявлений дрейф розподілів ознак чи виходів; г) подієві зміни (заміна електродів, новий пристрій, оновлення програмного забезпечення).

Ціль адаптації формулюється як мінімізація зваженої суми задачних втрат, калібрувальної та стабілізаційної складових:

$$J = \sum_k \lambda_k \cdot \mathcal{L}_k(h_k(Z_w; \psi_k), y_k^*) + \lambda_{cal} \cdot \mathcal{L}_{cal}(\kappa(\cdot; \beta)) + \lambda_{stab} \cdot \mathcal{L}_{stab}, \quad (16)$$

$$\mathcal{L}_{stab} = \lambda_\theta \|\theta - \theta^{ref}\|^2 + \lambda_{EMA} \|\theta - EMA(\theta)\|^2 + \lambda_{ECE} (ECE_{нов} - ECE_{етал}), \quad (17)$$

де EMA – експоненціальне ковзне середнє.

Після кожного локального або спільного оновлення параметрів перевіряється узгодженість імовірностей на відкладеній вибірці (ECE та індекс Браєра). Після виконання корекції калібрування перевірка повторюється; якщо критерії не виконано, розгортання оновлень забороняється і здійснюється відкат до попередньої стабільної версії, а також планується позачерговий цикл персоналізації/спільного донавчання.

Модуль розміщення обчислень визначає, де саме обробляти допущене за якістю вікно y_w : локально на пристрої, тимчасово відкласти у буфер з повторною спробою, передати на віддалені ресурси або відкинути у разі тривалої низької якості. Рішення спирається на маску допуску $g_w \in \{0, 1\}$, вектор індикаторів якості s_w і скаляр $q_w \in [0, 1]$, спільне подання Z_w , калібровані імовірності задач $r_{w,k}$ та їх максимум $r_{w,max} = \max_k r_{w,k}$ а також на оцінки вартості обробки поточного фрагмента \hat{L} , \hat{M} , \hat{E} (очікувані внески у затримку, пам'ять та енерговитрати), час очікування в черзі $t_{чєрга}(w)$, тривалість інтервалу низької якості $l_{low}(w)$ та оцінену тривалість артефакту d_w з SQI-блоку.

Подальший перехід до остаточного присвоєння класу аритмії виконується з урахуванням структурної сумісності задач у часі.

Практична реалізація та валідація

З метою підтвердження життєздатності запропонованого конвеєра (рис. 1) виконано тестову оцінку на узгодженій вибірці: синтетично-реалістичні епізоди (за єдиним протоколом генерації) та фрагменти відкритих баз з ЕКГ РТВ-ML [17]

Порівнювалися три варіанти: еталонна модель на ручних ознаках (HRV+перцептрон), запропонована модель «CNN удар + TCN ритм» в режимі edge, та запропонована хмарна модель з трансформером для ритму на віддалених ресурсах «CNN удар + TRF ритм».

Десять класів, визначених в табл. 1 було розподілено на три узгоджені групи:

$\Gamma_{осн}$ — основні взаємовиключні ритми (життєво небезпечні шлуночкові, передсердні та надшлуночкові ритми, включно з фібриляцією/тріпотінням передсердь і різновидами тахікардій);

$\Gamma_{провід}$ — порушення провідності (високоступенева та низькоступенева АВ-блокади), що дозволялося нашаровувати на основний ритм.

$\Gamma_{події}$ — подієві мітки (передсердні та шлуночкові екстрасистоли), які співіснували з основним ритмом, доки не формували стійку тахікардію.

Для розв'язання конфліктів між взаємовиключними основними ритмами був зафіксований порядок пріоритетів P (Таблиця 1). Порівняння всередині одного рівня цього порядку виконувалось за величиною R_k , а за потреби — додатково за поточною $r_{w(t),k}$ та регулярністю циклів.

Правила для порушень провідності побудовано окремо: сперше формувалися епізоди $\mathcal{E}_{висок}$ та $\mathcal{E}_{низькі} \subseteq \Gamma_{провідн}$. У випадку їхнього перекриття зберігалася лише висока ступінь $\mathcal{E}_{висок}$. На періоди швидких

надшлуночкових ритмів (реентрі або фокальна тахікардія) мітки провідності приглушувались, щоб не змішувати їх із порушенням регулярності при високих частотах; за фібриляції передсердь деталізація ступеня блокади позначалася лише за явних ознак, аби не штукати нерегулярність АВ-проведення з блокадами типу Венкебаха.

Для подієвих міток діяло правило перекласифікації. Якщо у межах ковзного інтервалу виконувалася умова « ≥ 3 послідовних шлуночкових ударів» та середня частота $\bar{f} \geq f_{min}^{шт}$ або частка шлуночкових ударів $\rho_{ше} \geq \rho_{min}$ епізод екстрасистол переводився у шлуночкову тахікардію (ШТ) і окремі шлуночкові екстрасистолі всередині такого епізоду більше не маркувалися. Аналогічно, для частих передсердних екстрасистол із регулярними інтервалами та вузькими комплексами перекласифікація у надшлуночкову тахікардію здійснювалася на користь каналу з більшою впевненістю R_k . Розмежування прискореного ідіоventрикулярного ритму (ПР) та шлуночкової тахікардії (ШТ) виконувалося за порогом частоти: коли $\bar{f} \geq f_{min}^{шт}$ і $R_{ПР} > R_{шт}$ із достатнім запасом, зберігався ПР; в іншому випадку — ШТ. Епізоди фібриляції шлуночків та «піруету» мали абсолютний пріоритет: за їх наявності інші основні ритми у зоні перекриття придушувалися; у випадку сумніву між «піруетом» і мономорфною ШТ перевага надавалася першому, якщо $R_{torsades}$ не поступався $R_{шт}$. У зонах невизначеності — коли $|r_{w(t),k} - \vartheta_{k,убімк}(q_{w(t)})| < \Delta_{еквизн}$ або якість була низькою $q_{w(t)} < \tau^*$ — присвоєння відкладалося (позначка «немає рішення») з можливістю передавання на ресурсоємний тракт згідно з вже встановленим правилом маршрутизації.

У підсумку, для класифікації аритмій було сформовано три узгоджені часові шари: 1) взаємовиключний основний ритм $L_{осн}(t) \in \Gamma_{осн} \cup \{\emptyset\}$; 2) провідність («високоступенева»/«низькоступенева») як нашарування на основний ритм; 3) подієві мітки (передсердні/шлуночкові екстрасистолі) поза епізодами, що були перекласифіковані у тахікардії.

Порівняння проводилось за такими показниками: макросередній AUC ROC і макросередній F1; чутливість за фіксованої частки хибнопозитивних 1%; узгодженість імовірностей — очікувана похибка калібрування (ECE) та індекс Браєра (менше — краще); а також операційні характеристики на краю — затримка на вікно й обсяг пам'яті моделі. В таблиці 3 надано підсумкові показники для трьох варіантів моделей.

Таблиця 3

Підсумкові показники ефективності

Варіант моделі	Macro-AUROC	Macro-F1	Чутл. при 1% FPR	ECE	Індекс Браєра	Затримка edge, мс	Пам'ять, МБ
Еталонна модель	0.880	0.700	0.680	0.060	0.150	2.000	0.010
CNN удар + TCN ритм (edge)	0.940	0.820	0.800	0.035	0.110	12.000	0.380
CNN удар + TRF ритм (cloud)	0.950	0.840	0.830	0.045	0.110	—	—

На рисунку 3 відображено порівняльні діаграми зазначених в таблиці 3 показників.

Порівняльний аналіз трьох варіантів показав, що запропонована модель «СНН «удар» + ТЦН «ритм»» забезпечує високу розпізнавальну спроможність (макросередні AUC ROC і F1 вищі за еталон на ручних ознаках), кращу узгодженість імовірностей (менші ECE та індекс Браєра) та відповідає ресурсним обмеженням носимого пристрою, лише незначно поступаючись хмарному варіанту «СНН «удар» + ТРФ «ритм»» за якістю розмежування класів; при фіксованих 1% хибнопозитивних чутливість запропонованої моделі суттєво вища за еталон, а ескалаційний хмарний режим застосовується точково для фрагментів із низькою якістю або високою невизначеністю.

**ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ
І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ**

У статті сформовано й формально описано цілісний конвеєр персоналізованої класифікації аритмій для носимих пристроїв: від канонічного перетворення сигналу з SQL-керуваним допуском — до двомасштабного енкодера «удар»/«ритм» із застосуванням калібрування з перелаштуемими порогоми, гістерезисно-епізодної логіки та розміщення обчислень edge/buffer/cloud). Запропонована політика рішень інваріантна до пристрою та умов реєстрації, а персоналізація виконується під контролем узгодженості (ECE, індекс Браєра).

Запропонована модель «СНН «удар» + ТЦН «ритм»» забезпечує високу розпізнавальну спроможність, кращу узгодженість імовірностей та відповідає бюджетам затримки й пам'яті носимого пристрою; за фіксованої частки хибнопозитивних 1% чутливість вища за еталон на ручних ознаках, при незначному відставанні від хмарного варіанта «СНН «удар» + ТРФ «ритм»». Хмарний режим використовується точково (ескалація) для фрагментів із низькою якістю або високою невизначеністю без зміни налаштованих порогів і епізодних правил.

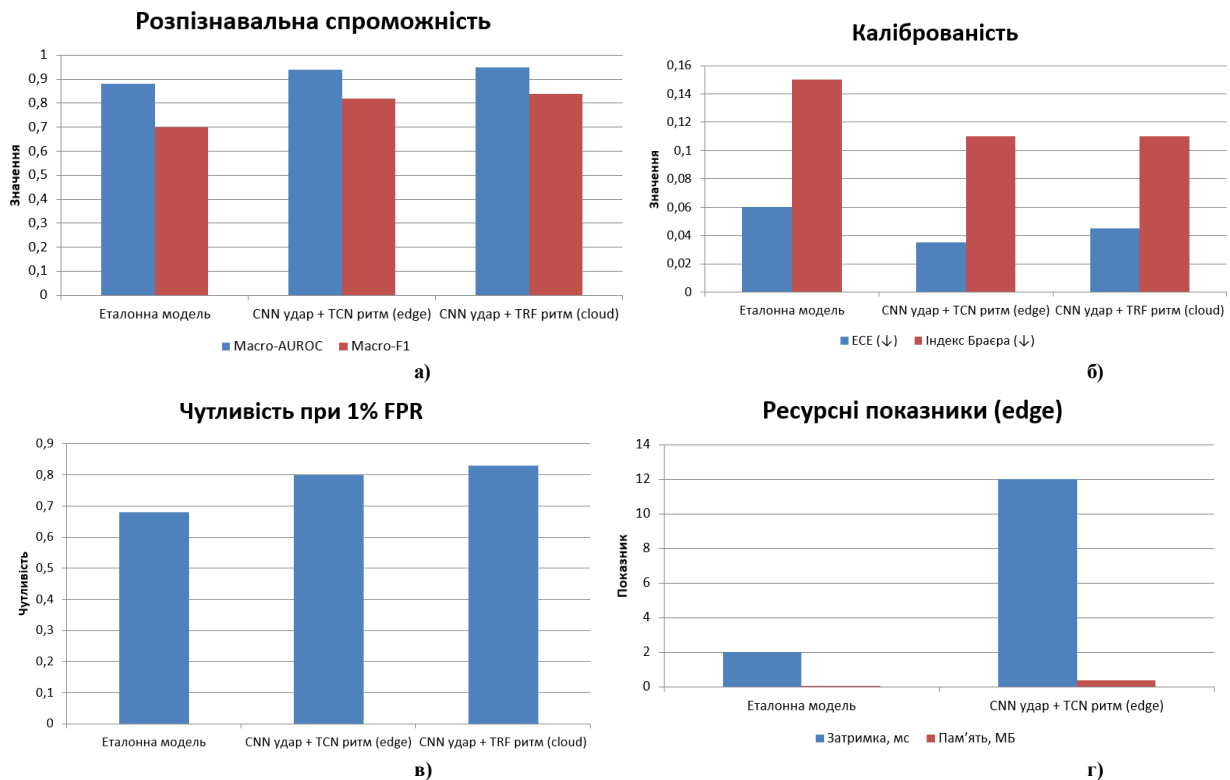


Рис. 3. Порівняльні діаграми показників табл. 3

Поєднання канонізації сигналу, двомасштабного кодування та калібраційної політики рішень забезпечує узгоджені висновки, які залишаються достовірними на різних пристроях і тривалостях спостереження.

References

1. Zipes D. P., Jalife J. Cardiac Electrophysiology: From Cell to Bedside. 7th ed. Philadelphia: Elsevier, 2018. 1392 p.
2. Global Burden of Disease (GBD). Global burden of cardiovascular diseases and risk factors, 2021 update. Journal of the American College of Cardiology, 2022; 80(25): 2372–2425.
3. Moulton KP, Bhutta BS, Mullin JC. Evaluation of Suspected Cardiac Arrhythmia. [Updated 2023 Aug 17]. In: StatPearls [Internet]. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; 2025 Jan-. Available from: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK585054/>
4. Institute for Health Metrics and Evaluation (IHME). Global Health Data Exchange (GBD Results Tool), 2019.
5. EAPC. European Atlas of Preventive Cardiology 2021. Brussels: European Society of Cardiology, 2021.
6. American Heart Association (AHA). ACLS Guidelines 2020. Dallas: AHA, 2020.
7. Al-Khatib S. M., Stevenson W. G., Ackerman M. J., et al. 2017 AHA/ACC/HRS Guideline for Management of Patients With Ventricular Arrhythmias and the Prevention of Sudden Cardiac Death. Circulation, 2018; 138(13): e272–e391.
8. Kusumoto F. M., Schoenfeld M. H., Barrett C., et al. 2018 ACC/AHA/HRS Guideline on the Evaluation and Management of Patients With Bradycardia and Cardiac Conduction Delay. Circulation, 2019; 140(8): e382–e482.
9. January C. T., Wann L. S., Calkins H., et al. 2023 ACC/AHA/ACCP/HRS Guideline for the Management of Patients With Atrial Fibrillation. Circulation, 2023; 147(8): e1–e125.
10. Brugada J., Katritsis D. G., Arbelo E., et al. 2019 ESC Guidelines for the management of patients with supraventricular tachycardia. Eur. Heart J., 2020; 41(5): 655–720.
11. Glikson M., Nielsen J. C., Kronborg M. B., et al. 2021 ESC Guidelines on cardiac pacing and cardiac resynchronization therapy. Eur. Heart J., 2021; 42(35): 3427–3520.
12. ISO 14971:2019. Medical devices — Application of risk management to medical devices. Geneva: ISO, 2019.
13. Chugh S. S., Havmoeller R., Narayanan K., et al. Worldwide epidemiology of atrial fibrillation: a Global Burden of Disease 2010 Study. Circulation, 2014; 129(8): 837–847.
14. Linz D. Atrial fibrillation epidemiology update. European Heart Journal, 2024; 45(3): 311–320.
15. Life in the Fast Lane. Ventricular Fibrillation (VF) ECG Library [Електронний ресурс]// LITFL Medical Blog. – 2025. – Режим доступу: <https://litfl.com/ventricular-fibrillation-vf-ecg-library/>
16. Life in the Fast Lane. Atrial Fibrillation ECG Library [Електронний ресурс]// LITFL Medical Blog. – 2025. – Режим доступу: <https://litfl.com/atrial-fibrillation-ecg-library/>
17. Wagner, P., Strodthoff, N., Boussejot, R., Samek, W., & Schaeffter, T. (2022). PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset (version 1.0.3). *PhysioNet*. RRID:SCR_007345. <https://doi.org/10.13026/kfzx-aw45>