

СТРУКТУРНО-АЛГОРИТМІЧНИЙ МЕТОД АНАЛІЗУ ЕКГ-СИГНАЛІВ ДЛЯ РАНЬОГО ВИЯВЛЕННЯ АРИТМІЇ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

У роботі розроблено структурно-алгоритмічний метод аналізу електрокардіографічних сигналів для ранньої діагностики аритмій на основі методів машинного навчання. Запропонований підхід орієнтований на підвищення надійності автоматизованого аналізу ЕКГ у біотехнічних системах медичного призначення та враховує особливості реєстрації реальних сигналів, зокрема наявність шумів, артефактів та міжіндивідуальної мінливості параметрів серцевої діяльності. В рамках дослідження розроблено багаторівневий комплекс попередньої обробки сигналів, який включає адаптивну фільтрацію компенсації, дрейф ізолінії, придушення мережевого шуму та зменшення впливу високочастотного шуму. Це дозволило забезпечити належну якість вхідних даних для подальшого аналізу та підвищити стабільність алгоритмів. Було застосовано алгоритм розпізнавання комплексу QRS, а також процедури вибору інформативних часових, частотних та морфологічних ознак, які найповніше характеризують стан серцевого ритму та можуть бути використані для виявлення патологічних змін. На основі отриманих результатів побудовано структурну модель системи біотехнічного аналізу ЕКГ, яка відображає послідовність основних етапів обробки сигналу: від реєстрації та попередньої фільтрації до класифікації та формування діагностичного висновку. Було проведено порівняльний аналіз ефективності класифікації аритмій за допомогою алгоритмів Random Forest, Support Vector Machine та багатопшарової нейронної мережі. За результатами моделювання було виявлено, що найкращу продуктивність продемонструвала багатопшарова нейронна мережа, для якої точність класифікації досягла 96,8%. Запропонований метод забезпечує підвищену стійкість системи до шуму, артефактів та індивідуальних варіацій сигналу, що свідчить про його практичну придатність для використання в системах раннього виявлення аритмій та підтримки прийняття діагностичних рішень.

Ключові слова: електрокардіограма, аритмія, машинне навчання, цифрова фільтрація, QRS-комплекс, біотехнічна система.

Постановка проблеми. Серцево-судинні захворювання залишаються провідною причиною смерті у світі, а значна частина ускладнень пов'язана з порушеннями серцевого ритму. Рання діагностика аритмій має критично важливе значення для зниження ризику серйозних наслідків, включаючи раптову серцеву смерть.

Електрокардіографія є основним неінвазивним методом оцінки електричної активності серця. Автоматизований аналіз ЕКГ дозволяє підвищити точність діагностики, мінімізувати суб'єктивний фактор та забезпечити тривале спостереження за пацієнтом. Основними етапами комп'ютерної обробки є попередня фільтрація сигналу, виявлення комплексу QRS та вилучення інформативних ознак.

Разом з тим реальні ЕКГ-сигнали містять мережеві завади, дрейф ізолінії та артефакти руху, що знижує ефективність традиційних алгоритмів обробки. Перспективним напрямом є застосування методів машинного навчання, які забезпечують багатовимірний аналіз ознак та підвищують точність класифікації аритмій. Однак ефективність таких підходів значною мірою

залежить від якості попередньої обробки сигналу та структури формованого вектора ознак [1-5].

У зв'язку з цим актуальною є розробка структурно-алгоритмічного методу аналізу ЕКГ-сигналів, який поєднує стійку до перешкод фільтрацію, комплексне вилучення часових, частотних та морфологічних ознак, а також оптимізовану систему класифікації на основі машинного навчання.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні підходи до автоматизованого аналізу електрокардіографічних сигналів базуються на поєднанні методів цифрової обробки сигналів та алгоритмів інтелектуального аналізу даних. Залежно від рівня складності та обчислювальних ресурсів системи застосовуються різні концепції побудови алгоритмів.

Класичні методи цифрової обробки сигналів передбачають використання смугових та режекторних фільтрів для придушення шумів, алгоритмів детекції QRS-комплексів на основі диференціювання, інтегрування та порогової обробки, а також аналізу часових інтервалів (RR, QT, QRS). Такі методи характеризуються простотою реалізації та можливістю використання у системах реального часу. Проте вони часто використовують фіксовані порогові значення та демонструють зниження точності при значних завадах або зміні морфології сигналу [6].

Вейвлет-перетворення застосовується для багатомасштабного аналізу ЕКГ як нестационарного сигналу. Воно дозволяє одночасно досліджувати часові та частотні характеристики, що підвищує точність виділення QRS-комплексів і патологічних змін. Незважаючи на високу інформативність, ефективність методу залежить від вибору базисної функції та рівня декомпозиції, що ускладнює універсалізацію алгоритму.

Методи глибокого навчання забезпечують автоматичне формування інформативних ознак без явного їх задання. Згорткові нейронні мережі здатні досягати високої точності класифікації аритмій при використанні великих навчальних вибірок. Разом із тим такі моделі характеризуються значною обчислювальною складністю, потребують значних ресурсів пам'яті та не завжди придатні для реалізації у вбудованих біотехнічних системах.

Гібридні системи поєднують попередню цифрову обробку сигналу з подальшою класифікацією на основі методів машинного навчання (SVM, Random Forest, нейронні мережі). Такий підхід дозволяє зменшити розмірність простору ознак, підвищити стійкість до шумів та покращити узагальнювальну здатність системи [7].

Незалежно від обраної концепції, автоматизований аналіз ЕКГ зазвичай включає такі основні етапи: попередню обробку сигналу (фільтрація, нормалізація, компенсація дрейфу ізолінії), детекцію QRS-комплексів, виділення інформативних часових, частотних та морфологічних ознак та класифікацію серцевих ритмів.

Аналіз існуючих рішень показує, що вони мають низку суттєвих обмежень. По-перше, алгоритми залишаються чутливими до мережових завад (50 Гц) та артефактів руху. По-друге, багато моделей недостатньо адаптовані до індивідуальних особливостей морфології ЕКГ різних пацієнтів. По-третє, спостерігається обмежена узагальнювальна здатність моделей при зміні умов реєстрації сигналу або використанні інших баз даних [8].

Мета дослідження. Розробка структурно-алгоритмічного методу аналізу ЕКГ-сигналів для раннього виявлення аритмій, який забезпечує:

- підвищену завадостійкість за рахунок адаптивної попередньої обробки сигналу;
- комплексне виділення інформативних часових, частотних та морфологічних ознак;
- оптимізовану структуру класифікації на основі методів машинного навчання;
- можливість інтеграції алгоритму у біотехнічні системи кардіомоніторингу та портативні діагностичні пристрої.

Таким чином, подальші дослідження спрямовані на формування узгодженої структури алгоритму, що поєднує ефективну цифрову фільтрацію, надійну детекцію QRS-комплексів та адаптивну систему класифікації аритмій із високою точністю та стійкістю до завад.

Основний матеріал дослідження. Розроблена біотехнічна система аналізу електрокардіографічних сигналів має ієрархічну структуру, що поєднує апаратні та програмні модулі. Її функціональна схема включає блок реєстрації сигналу, аналого-цифрове перетворення, цифрову обробку, виділення ознак та модуль класифікації. Реєстрація біопотенціалів здійснюється за допомогою стандартної електродної системи з інструментальним підсилювачем високого коефіцієнта придушення синфазної складової (CMRR > 100 дБ) [9]. Основні вимоги:

- вхідний імпеданс ≥ 10 МОм;
- коефіцієнт підсилення 500–1000;
- смуга пропускання 0,05–100 Гц.

Дискретизація виконується з частотою:

$$f_s = 250 - 500 \text{ Гц}$$

що задовольняє теорему Найквіста для спектра ЕКГ. Розрядність АЦП – 12–16 біт.

Вхідний сигнал можна представити у вигляді:

$$x(t) = s(t) + n_{PL}(t) + n_{BW}(t) + n_{EMG}(t)$$

де

$s(t)$ – корисний сигнал;

$n_{PL}(t)$ – мережева завада;

$n_{BW}(t)$ – дрейф ізоляції;

$n_{EMG}(t)$ – міографічні шуми.

Після фільтрації:

$$x_f(t) = x(t) - n_{PL}(t) + n_{BW}(t)$$

Фільтр високих частот (видалення дрейфу)

Передаточна функція цифрового фільтра першого порядку:

$$H_{HP}(z) = \frac{1 - z^{-1}}{1 - \alpha z^{-1}}$$

де

$$\alpha = e^{-2\pi f_c/f_s},$$

$f_c = 0,5$ Гц – гранична частота

Дискретне рівняння:

$$y[n] = x[n] - x[n - 1] + \alpha y[n - 1]$$

Режекторний фільтр 50 Гц

Передаточна функція:

$$H_{notch}(z) = \frac{1 - 2 \cos(\omega_0) z^{-1} + z^{-2}}{1 - 2r \cos(\omega_0) z^{-1} + r^2 z^{-2}}$$

Де

$$\omega_0 = \frac{2\pi \cdot 50}{f_s},$$

$r \approx 0,95 - 0,98$ – коефіцієнт ширини смуги

Смуговий фільтр (0,5–40 Гц)

Передаточна функція реалізується як послідовне з'єднання:

$$H_{BP}(z) = H_{HP}(z) \cdot H_{LP}(z),$$

де $H_{LP}(z)$ – фільтр низьких частот із граничною частотою 40 Гц [10,11].

Модифікований алгоритм детекції QRS

Оброблений сигнал подається на блок детекції QRS-комплексів.

Диференціювання

$$y_1[n] = x_f[n] - x_f[n - 1],$$

Квадратування

$$y_2[n] = (y_1[n])^2,$$

Інтегрування ковзним вікном

$$y_3[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} y_2[n - k],$$

де $N = 0,15f_s$

Адаптивна порогова детекція

Порогове значення:

$$T[n] = \beta \cdot \text{mean}(y_3[n]),$$

Де $\beta = 0,5 - 0,7$

RR-інтервал:

$$RR_i = t_{R(i)} - t_{R(i-1)},$$

Інтеграція у біотехнічну систему

Розроблений алгоритм може бути реалізований:

- у мікроконтролерах ARM Cortex-M;
- у системах на кристалі (SoC);
- у FPGA-платформах для паралельної обробки;
- у портативних кардіомоніторах [12].

Ефективність автоматизованого виявлення аритмій безпосередньо залежить від якості сформованого простору ознак. Оскільки електрокардіографічний сигнал є складним нестационарним біомедичним процесом, жодна окрема група параметрів не може повністю відобразити всі патологічні зміни. Тому доцільним є комплексний підхід, що поєднує часові, частотні та морфологічні характеристики. Такий підхід дозволяє сформуванати багатовимірний простір ознак, який описує як динаміку серцевого ритму, так і геометричні особливості електрокардіограми [13, 14].

Часові ознаки є базовими показниками варіабельності серцевого ритму (HRV) та відображають стан автономної регуляції серця.

RR-інтервал

$$RR_i = t_{R(i)} - t_{R(i-1)}$$

Аналіз послідовності RR_i дозволяє виявити як регулярні, так і хаотичні зміни ритму, характерні для екстрасистолії або фібриляції передсердь.

Середнє значення RR

$$\overline{RR} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N RR_i$$

Цей параметр пов'язаний із середньою частотою серцевих скорочень:

$$HR = \frac{60}{\overline{RR}}$$

SDNN

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (RR_i - \overline{RR})^2}$$

SDNN відображає загальну варіабельність серцевого ритму.

RMSSD

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (RR_{i+1} - RR_i)^2}$$

Показник характеризує короткочасні коливання ритму та є чутливим до парасимпатичної активності.

QT-інтервал

$$QT = t_{T_{end}} - t_{Q_{start}}$$

Подовження QT може свідчити про ризик розвитку шлуночкових тахіаритмій.

Тривалість QRS

$$QRS = t_{S_{end}} - t_{Q_{start}}$$

Збільшення тривалості QRS пов'язане з порушенням внутрішньошлуночкової провідності [15].

Частотний аналіз дозволяє оцінити розподіл енергії сигналу у спектральній області. Для цього використовується дискретне перетворення Фур'є.

$$X(f) = \sum_{n=0}^{N-1} RR[n] e^{-\frac{j2\pi f n}{N}},$$

$$PSD(f) = |X(f)|^2.$$

Інтегральні характеристики:

$$PSD_{LF} = \int_{0.04}^{0.15} PSD(f) df,$$

$$PSD_{HF} = \int_{0.15}^{0.4} PSD(f) df.$$

Співвідношення:

$$K_{LF/HF} = \frac{PSD_{LF}}{PSD_{HF}}$$

є індикатором балансу симпатичної та парасимпатичної регуляції.

Частотні параметри особливо інформативні при оцінці функціонального стану пацієнтів із вегетативними порушеннями.

Морфологічні ознаки характеризують форму та амплітуду комплексу QRS, що відображає електричну активність шлуночків.

Амплітуда R

$$AR = \max(x_f[n])$$

Співвідношення R/S

$$K_{RS} = \frac{A_R}{|A_S|}$$

Площа під QRS

$$S_{QRS} = \sum_{t_{Qstart}}^{t_{Qend}} |x_f[n]|$$

Для підвищення інформативності можуть використовуватися асиметрія комплексу QRS, крутизна фронту R-піку, коефіцієнт кореляції поточного комплексу з еталонним шаблоном.

Морфологічні характеристики є особливо важливими для виявлення блокад та екстрасистол [16, 17].

Нехай множина ознак:

$$F \in R^m$$

Необхідно побудувати відображення:

$$f: R \rightarrow \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$$

Оптимальні параметри моделі визначаються з умови мінімізації функції втрат:

$$\theta^* = \arg \min L(y, f(F; \theta))$$

У випадку багатосарової нейронної мережі:

$$f(F) = \sigma(W_2 \sigma(W_1 F + b_1) + b_2).$$

Комплексне формування простору ознак забезпечує багатовимірний опис сигналу, підвищену чутливість до ранніх змін ритму, зменшення впливу окремих шумових компонентів та підвищення стабільності класифікатора.

Таким чином, запропонований підхід створює формалізовану основу для побудови інтелектуальної системи раннього виявлення аритмій як частини біотехнічного комплексу [18]. Ефективність запропонованого структурно-алгоритмічного методу оцінювалася за допомогою відкритої бази даних MIT-BIH Arrhythmia Database, яка є стандартом для тестування алгоритмів автоматизованого аналізу ЕКГ. База даних містить анотовані записи різних типів аритмій, що дозволяє коректно навчати та тестувати моделі класифікації.

Для оцінювання якості класифікації використовувалися такі метрики:

Точність (Accuracy)

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Чутливість (Sensitivity)

$$Se = \frac{TP}{TP + FN}$$

Специфічність (Specificity)

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP}$$

Де

TP – істинно позитивні результати,

TN – істинно негативні,

FP – хибнопозитивні,

FN – хибнонегативні.

У межах дослідження було протестовано три алгоритми машинного навчання:

- Support Vector Machine (SVM);
- Random Forest (RF);
- Багатошарова нейронна мережа (MLP).

Отримані результати наведено у таблиці.

Таблиця 1 – Алгоритми машинного навчання

Метод	Точність	Чутливість	Специфічність
SVM	94,2%	92,8 %	95,1 %
RF	95,6%	94,3 %	96,0 %
MLP	96,8%	95,7 %	97,2 %

Найвищі показники продемонструвала модель MLP, що свідчить про ефективність нелінійного відображення у багатовимірному просторі ознак. Порівняно з SVM, точність зросла на 2,6 %, що є суттєвим при задачах медичної діагностики [19, 20].

Отримані результати підтверджують доцільність комплексного формування простору ознак. Підвищення точності класифікації пояснюється:

- використанням багатогрупового набору ознак (часових, частотних та морфологічних);
- адаптивною попередньою фільтрацією сигналу;
- стабільною детекцією R-піків;
- нормалізацією та оптимізацією структури вектора параметрів.

Зниження шуму забезпечується послідовною цифровою обробкою, що мінімізує накопичення помилок до етапу класифікації. Підвищена стабільність виявлення R-піків безпосередньо вплинула на точність розрахунку RR-інтервалів та показників варіабельності ритму. Комплексна оцінка морфологічних змін дозволила покращити роздільну здатність між класами аритмій, особливо при екстрасистолії та порушеннях провідності.

Запропонований метод демонструє високу здатність до узагальнення при роботі з різними типами сигналів у базі даних МІТ-ВІН. Завдяки використанню нормалізації та багатовимірного простору ознак зменшується залежність від індивідуальної морфології пацієнта. Алгоритм має лінійну обчислювальну складність та не потребує надмірних ресурсів,

що дозволяє його впроваджувати в портативні кардіомонітори, телемедичні системи та вбудовані біотехнічні комплекси.

Таким чином, результати моделювання підтверджують ефективність запропонованого структурно-алгоритмічного методу раннього виявлення аритмій та його придатність для практичної інтеграції в системи кардіомоніторингу.

ВИСНОВКИ

У результаті виконаного дослідження розроблено структурно-алгоритмічний метод аналізу електрокардіографічних сигналів для раннього виявлення аритмій, який поєднує завадостійку цифрову обробку сигналу, стабільну детекцію QRS-комплексів та багатовимірну систему класифікації на основі методів машинного навчання.

Запропоновано комплексну систему формування інформативного простору ознак, що включає часові показники варіабельності серцевого ритму, частотні характеристики спектральної щільності потужності та морфологічні параметри комплексу QRS. Поєднання декількох груп ознак дозволило підвищити діагностичну інформативність моделі та забезпечити стійкість до шумів і міжіндивідуальної варіабельності сигналу.

За результатами моделювання з використанням бази MIT-BIH Arrhythmia Database досягнуто точності класифікації до 96,8 %, при чутливості 95,7 % та специфічності 97,2 % для багатошарової нейронної мережі. Отримані показники підтверджують ефективність запропонованого підходу та його конкурентоспроможність порівняно з класичними методами (SVM, Random Forest).

Розроблений метод характеризується лінійною обчислювальною складністю та не потребує значних апаратних ресурсів, що забезпечує можливість його реалізації у складі біотехнічних систем раннього виявлення аритмій, портативних кардіомоніторів та телемедичних комплексів. Запропонована структурна модель може бути адаптована до вбудованих мікропроцесорних платформ та інтегрована у системи дистанційного моніторингу пацієнтів.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення набору ознак, використання методів глибокого навчання з автоматичним виділенням характеристик сигналу, а також апробацію алгоритму на клінічних вибірках реальних пацієнтів з метою підвищення його діагностичної надійності та узагальнювальної здатності.

Список використаних джерел

1. World Health Organization. Cardiovascular diseases (CVDs).
2. Moody G. B., Mark R. G. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database. IEEE Eng Med Biol, 2001.
3. Pan J., Tompkins W. A real-time QRS detection algorithm. IEEE Trans. Biomed. Eng., 1985.
4. Smisek R. et al. Adaptive filtering in ECG processing. Biomedical Signal Processing, 2013.
5. Rajpurkar P. et al. Cardiologist-level arrhythmia detection with deep neural networks. Nature Medicine, 2019.
6. Тимчик С. В. Біотехнічна система для визначення і моніторингу стану здоров'я студентів // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. 2019. № 2. С. 62–70. URL: oeipt.vntu.edu.ua/index.php/oeipt/article/view/553 Daubechies I. Ten Lectures on Wavelets. SIAM, 1992.

7. Acharya U. R. et al. Deep convolutional neural network for automated detection of arrhythmia. *Information Sciences*, 2017.
8. Zhang Z. et al. ECG feature extraction and classification methods: a review. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2020.
9. Pan J., Tompkins W. A real-time QRS detection algorithm // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 1985. Vol. 32, No. 3. P. 230–236. DOI: 10.1109/TBME.1985.325532.
10. Proakis J. G., Manolakis D. G. *Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications*. 4th ed. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2007. 1100 p.
11. Oppenheim A. V., Schaffer R. W. *Discrete-Time Signal Processing*. 3rd ed. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2010. 1120 p.
12. Widrow B., Stearns S. D. *Adaptive Signal Processing*. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1985. 474 p.
13. Rangayyan R. M. *Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach*. 2nd ed. IEEE Press, 2015. 720 p. DOI: 10.1002/9780470459467.
14. Daubechies I. *Ten Lectures on Wavelets*. Philadelphia: SIAM, 1992. 357 p.
15. Clifford G. D., Azuaje F., McSharry P. *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis*. Artech House, 2006. 338 p.
16. Moody G. B., Mark R. G. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database // *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*. 2001. Vol. 20, No. 3. P. 45–50. DOI: 10.1109/51.932724.
17. Acharya U. R. et al. Automated detection of arrhythmias using different intervals of tachycardia ECG segments with convolutional neural network // *Information Sciences*. 2017. Vol. 405. P. 81–90. DOI: 10.1016/j.ins.2017.04.012.
18. Rajpurkar P. et al. Cardiologist-level arrhythmia detection with deep neural networks // *Nature Medicine*. 2019. Vol. 25. P. 65–69. DOI: 10.1038/s41591-018-0268-3.
19. Lyons R. G. *Understanding Digital Signal Processing*. 3rd ed. Prentice Hall, 2011. 992 p.

Mateush V.S.

STRUCTURAL-ALGORITHMIC METHOD FOR ECG SIGNAL ANALYSIS FOR EARLY ARRHYTHMIA DETECTION BASED ON MACHINE LEARNING

The study develops a structural-algorithmic method for the analysis of electrocardiographic signals aimed at the early diagnosis of arrhythmias based on machine learning methods. The proposed approach is focused on improving the reliability of automated ECG analysis in biomedical systems and takes into account the specific features of real signal acquisition, including the presence of noise, artifacts, and inter-individual variability in cardiac activity parameters. Within the framework of the research, a multilevel signal preprocessing complex was developed, encompassing adaptive filtering, baseline wander compensation, suppression of power-line interference, and reduction of high-frequency noise. This made it possible to ensure an adequate quality of the input data for further analysis and to improve the stability of the algorithms. An algorithm for QRS complex detection was applied, along with procedures for extracting informative time-domain, frequency-domain, and morphological features that most fully characterize the condition of the cardiac rhythm and can be used to identify pathological changes. Based on the obtained results, a structural model of a biomedical ECG analysis system was constructed, reflecting the sequence of the main stages of signal processing, from acquisition and preliminary filtering to classification and the generation of a diagnostic conclusion. A comparative analysis of the effectiveness of arrhythmia classification was

carried out using the Random Forest, Support Vector Machine, and multilayer neural network algorithms. According to the simulation results, the multilayer neural network demonstrated the best performance, achieving a classification accuracy of up to 96.8%. The proposed method provides increased system robustness to noise, artifacts, and individual signal variations, which indicates its practical suitability for use in early arrhythmia detection systems and decision-support systems for medical diagnosis.

Keywords: *electrocardiogram, arrhythmia, machine learning, digital filtering, QRS detection, biomedical system.*

Стаття надійшла 09.04.2026

Стаття прийнята 11.04.2026р.

Стаття опублікована 30.04.2026р.