

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-355-55>

УДК 004.9; 616.12

МАТВЄЄВА НАТАЛІЯ

Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара

<https://orcid.org/0009-0004-3774-5679>

e-mail: 31nata@ukr.net

e-mail: matvieieva_n@365.dnu.edu.ua

ІВАНИЦЯ ДМИТРО

Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара

e-mail: ivanytsia_d@365.dnu.edu.ua

ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА ТА АНАЛІЗ ЕКГ СИГНАЛІВ

Сучасна функціональна діагностика серцево-судинних захворювань має велику кількість різних інструментальних методів дослідження, але однією з найпоширеніших є ЕКГ сигнали. Сигнали ЕКГ легко вимірювати, зберігати в електронному вигляді, обробляти цифровими методами. Ці та деякі інші особливості ЕКГ створюють певні перспективи для їх застосування в системах діагностики.

Сигнали ЕКГ суттєво залежать від фактичного психологічного та фізичного стану людини. Це значно ускладнює алгоритми обробки сигналів. Також на сигнали ЕКГ впливають зовнішні джерела шуму: шум контакту електродів; короточасні шуми, що є наслідком руху пацієнта; наводки, створенні електромагнітним полем від оточуючих електроприладів тощо. Тому первісні сигнали повинні зазнавати попередньої обробки, до якої відноситься фільтрація.

Фільтрація ЕКГ сигналів дозволяє видалити сторонній шум, зберігаючи при цьому ключові особливості сигналу, такі як зубці R, інтервали RR та частота серцевих скорочень. Видалення шуму з сигналу ЕКГ покращує його точність і дозволяє використовувати ці дані для аналізу варіабельності серцевого ритму (HRV) та частотного аналізу сигналу. В роботі використовувалися фільтри Баттєрворта, Чебишева та еліптичний.

Проведення частотного аналізу сигналів ЕКГ за допомогою швидкого перетворення Фур'є (FFT) та вейвлет-аналізу дозволило детально вивчити частотний склад сигналів та виявити їхні особливості. Візуалізація результатів фільтрації та аналізу допомогла наочно оцінити ефективність фільтрації та інтерпретувати отримані дані.

Розглянуті дослідження показують високу ефективність використання розробленого програмного забезпечення для аналізу сигналів та відкривають шлях для подальших досліджень у напрямку виявлення додаткової інформації з ЕКГ-сигналу, яка б слугувала основою для ранньої діагностики серцево-судинних захворювань.

Ключові слова: цифрова обробка сигналів, частотний аналіз, вейвлет-аналіз, ЕКГ, усунення шумів сигналу.

MATVIEIEVA NATALIIA

IVANYTSIA DMYTRO

Oles Honchar Dnipro National University

PREPROCESSING AND ANALYSIS OF ELECTROCARDIOGRAM SIGNALS

Modern functional diagnostics of cardiovascular diseases have large number of different instrumental research methods, but one of the most common is electrocardiography (ECG). ECG signals are easy to measure, store electronically, and process using digital methods. These and some other features of the ECG create certain prospects for their application in diagnostic systems.

ECG signals are significantly dependent on the actual psychological and physical condition of the person. This greatly complicates the signal processing algorithms. ECG signals are also affected by external noise sources: electrode contact noise; short-term noise resulting from patient movement; interference created by the electromagnetic field from surrounding electrical devices, etc. Therefore, the original signals must undergo preliminary pre-processing, which includes filtering.

Filtering ECG signals allows you to remove extraneous noise while preserving key signal features, such as R peaks, RR intervals, and heart rate. Removing noise from an ECG signal improves its accuracy and allows using this data for heart rate variability (HRV) analysis and signal frequency analysis. Butterworth, Chebyshev, and elliptic filters were used in the work.

Frequency analysis of ECG signals using fast Fourier transform (FFT) and wavelet analysis allowed us to study the frequency composition of signals in detail and identify their features. Visualization of the results of filtering and analysis helped to clearly assess the effectiveness of filtering and interpret the obtained data.

The studies considered show the high efficiency of using the developed software for signal analysis and open the way for further research aimed at extracting additional information from ECG signal, which would serve as the basis for early diagnosis of cardiovascular diseases.

Keywords: digital signal processing, frequency analysis, wavelet analysis, ECG, signal denoising.

Стаття надійшла до редакції / Received 03.06.2025

Прийнята до друку / Accepted 26.06.2025

Постановка проблеми

У сучасному світі аналіз біомедичних сигналів, таких як електрокардіограма (ЕКГ), відіграє ключову роль у діагностиці та лікуванні захворювань серцево-судинної системи. ЕКГ дозволяє отримати інформацію про роботу серця, зокрема його електричну активність, і використовується для виявлення таких патологій, як аритмія, ішемія та інші серцево-судинні захворювання[1]. Проте, як і будь-який сигнал, ЕКГ може містити шуми, що впливають на його якість та точність аналізу.

До основних джерел шуму на ЕКГ відносять: шум контакту електродів, що виникає внаслідок неправильного встановлення контакту між електродом та тілом людини; короточасні шуми, що є наслідком руху пацієнта; накладання сигналу від скорочення м'язів, що становить приблизно 10% від регулярної

амплітуди коливань; наводки, створенні електромагнітним полем від електроприладів, що знаходяться близько до реєстратора сигналу. Найбільш важлива інформація в сигналі ЕКГ міститься в діапазоні частот від 0 до 20 Гц. [2]

Фільтрація ЕКГ сигналів є важливим етапом їх обробки, що дозволяє видалити сторонні завади, зберігаючи при цьому ключові особливості сигналу, такі як піки R, інтервали RR та частота серцевих скорочень. Видалення шуму з сигналу ЕКГ покращує його точність і дозволяє використовувати ці дані для аналізу варіабельності серцевого ритму (HRV) та частотного аналізу сигналу [3].

Аналіз останніх публікацій

Розглядаючи відомі дослідження варіативності ЕКГ-сигналів [4, 5, 6], можна побачити їх суто медичну спрямованість. ЕКГ-діаграми розглядаються переважно як дані для отримання важливих медичних діагностичних ознак.

Автори дослідження [7, 8] розв'язували проблему, нормалізуючи лише QT-інтервал, який більш схильний до варіацій від частоти серцевих скорочень. Деякі дослідники [9] сегментували кожний цикл серцебиття на традиційні компоненти P, QRS та T.

Найпоширенішим методом виявлення компонентів низької амплітуди на сьогоднішній день є усереднення сигналу ЕКГ високої роздільної здатності, а також зубців R (SAECG) і P (PSAECG). Пізні потенціали, які досліджуються високороздільною електрокардіографією і лежать в діапазоні частот 40-250 Гц, являють собою низькоамплітудні і високочастотні включення в ЕКГ [10].

Корисний ЕКГ-сигнал складається з періодичних імпульсів, тоді як шум від реєстраційного тракту, порушення рухів та інші аномалії є неперіодичними та шкідливими компонентами [11].

Використання частотних методів дозволяє аналізувати частотний склад усереднених комплексів QRS і безпосередньо сигнал у вузькому діапазоні частот, і, як наслідок, підвищується здатність розрізняти низькоамплітудні включення в сигналі [12].

Також широко використовуються методи на основі вейвлет-перетворення. Вони застосовуються як для зменшення шуму [13], так і для ефективного виявлення пізніх потенціалів [14]. Вейвлет-перетворення мають ряд як позитивних, так і негативних рис. Серед позитивних моментів слід відмітити хорошу локалізацію в часовій та частотній областях, це дозволяє аналізувати швидкі та повільні зміни сигналу, має високу частотну роздільну здатність, може використовувати різні типи вейвлетів, що полегшує пошук потрібних компонентів у сигналі.

Метою статті є дослідження методів попередньої обробки ЕКГ сигналів для покращення їх якості та подальшого аналізу.

Виклад основного матеріалу

Електрокардіограма (ЕКГ) є графічним відображенням електричної активності серця, яка отримується шляхом розміщення електродів на поверхні пацієнта. ЕКГ сигнал складається з ряду зубців і інтервалів, які характеризують різні етапи електричної активності серця [15]. Основні компоненти ЕКГ сигналу включають: зубці P — для відображення деполяризації передсердь; комплекс Q, R, S — для представлення деполяризації шлуночків; зубець T відповідає за реполяризацію шлуночків.

ЕКГ сигнал можна представити як суму цих компонентів:

$$ЕКГ(t) = P(t) + Q(t) + R(t) + S(t) + T(t)$$

де $P(t)$, $Q(t)$, $R(t)$, $S(t)$ та $T(t)$ — функції, що відображають амплітуди зубців P, Q, R, S та T, відповідно.

Зубець R є особливо важливим для аналізу, оскільки його виявлення слугує основою для розрахунків інтервалів RR, що використовуються для оцінки варіабельності серцевого ритму (HRV). Інтервали RR визначаються як час між двома послідовними R-зубцями:

$$RR = \frac{t_n - t_{n-1}}{f_s}$$

де, t_n і t_{n-1} часи приходу двох R-зубців, а f_s — частота дискретизації сигналу.

ЕКГ сигнали часто містять шуми, які впливають на їх якість та точність аналізу [16]. Шуми виникають з різних джерел, таких як електромагнітні спотворення, рух пацієнта, неправильно підключені електроди тощо.

Шум в ЕКГ сигналі можна представити:

$$ЕКГ_{\text{шум}}(t) = ЕКГ(t) + n(t)$$

де $ЕКГ(t)$ — корисний сигнал, $n(t)$ — шум.

Фільтрація ЕКГ сигналів є важливим етапом їх обробки, що дозволяє видалити сторонні спотворення, зберігаючи при цьому ключові особливості сигналу, такі як зубці R, інтервали RR та частота серцевих скорочень [16].

Фільтрація сигналу представляється як операція згортки з фільтром:

$$ЕКГ_{\text{фільтр}}(t) = ЕКГ_{\text{шум}}(t) * h(t)$$

де $h(t)$ — імпульсна характеристика фільтра.

Для фільтрації та аналізу ЕКГ сигналів було розроблене програмне забезпечення з використанням мови програмування Python, інтерфейс якого дозволяє побачити графік оригінального ЕКГ сигналу, оцінити його якість та виявити потенційні шуми та артефакти.

Для налаштування параметрів фільтрації можна обирати автоматичний підбір параметрів фільтрації або встановити вручну нижню та верхню граничні частоти фільтрації, а також порядок фільтра.

Після фільтрації сигналу проводилося візуальне порівняння відфільтрованого сигналу з оригінальним, що допомагає наочно оцінити ефективність фільтрації та виявити можливі артефакти або спотворення, які можуть виникнути внаслідок фільтрації.

Однією з ключових функцій інтерфейсу є можливість виконання аналізу варіабельності серцевого ритму (HRV). HRV-аналіз є важливим методом для оцінки стану серцево-судинної системи та виявлення різних серцевих патологій. Результати аналізу HRV відображаються у вигляді таблиці, яка містить такі метрики:

Mean RR: середнє значення інтервалів між послідовними R-зубцями, що відображає середню тривалість серцевого циклу.

SDNN: стандартне відхилення інтервалів RR, яке відображає загальну варіабельність серцевого ритму. Високі значення SDNN може свідчити про хорошу адаптацію серцево-судинної системи до зовнішніх впливів.

RMSSD: квадратний корінь середнього значення квадратів різниць між послідовними інтервалами RR. Ця метрика показує короточасну варіабельність серцевого ритму та є індикатором активності парасимпатичної нервової системи.

pNN50: відсоток послідовних інтервалів RR, які відрізняються більше ніж на 50 мс. Високі значення pNN50 також свідчать про високу активність парасимпатичної нервової системи.

Heart Rate (bpm): частота серцевих скорочень, вимірюється в ударах на хвилину (bpm). Це є важливим показником загального стану серцево-судинної системи.

Отримані результати

Для дослідження використовувалися дані [17, 18]. В процесі виконання роботи проводився аналіз та порівняння ефективності фільтрів Баттерворта, Чебишева та еліптичного для видалення шумів та покращення якості сигналу.

В даному дослідженні використовувались спектрограми, вейвлет-скалограми та графіки частотного аналізу за допомогою швидкого перетворення Фур'є (FFT) для детального аналізу частотного складу сигналів до та після фільтрації.

На рис. 1 представлений первісний (невідфільтрований) ЕКГ сигнал, який відображає електричну активність серця протягом певного часового інтервалу. Основні компоненти ЕКГ сигналу включають зубці P, Q, R, S та T, кожен з яких відповідає певним електричним аномаліям серця.

На графіку можна побачити періодичні піки, які відповідають R-зубцям. R-зубці є найвищими та найпомітнішими піками на ЕКГ сигналі і відображають деполяризацію шлуночків серця. Ці піки є ключовими для аналізу серцевого ритму та діагностики різних серцевих патологій. Зубці P та T відповідають деполяризації та реполяризації передсердь і шлуночків, відповідно. Однак ці компоненти менш виражені та можуть мати шум.

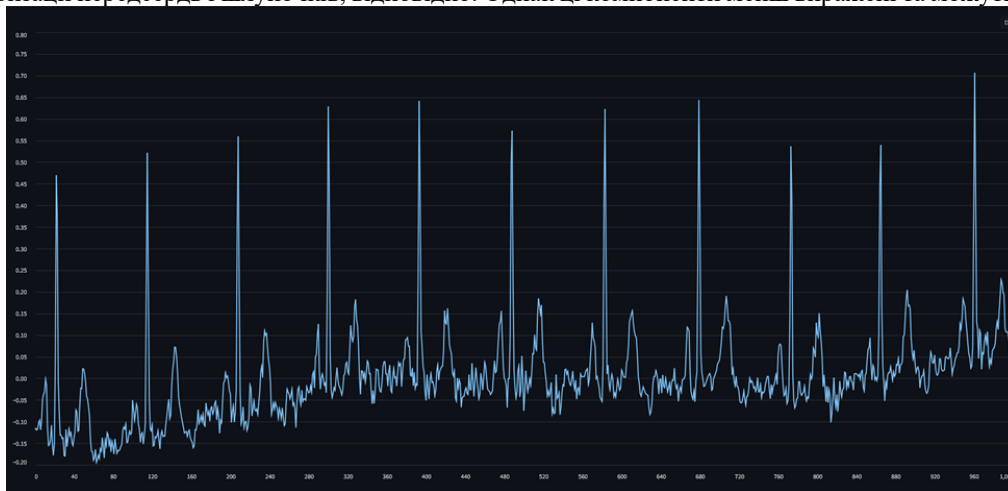


Рис. 1. Первісний сигнал

Далі проводився аналіз відфільтрованого сигналу. Всі три фільтри були налаштовані з однаковими параметрами: нижня гранична частота 0.5 Гц, верхня гранична частота 40 Гц та порядок фільтра 5. Частота дискретизації сигналу становила 100 Гц.

Фільтр Баттерворта має плоский відгук в області пропускання та швидке зниження в області затримки. Це дозволяє ефективно видалити як низькочастотні, так і високочастотні шуми, зберігаючи при цьому ключові особливості сигналу. Можна побачити, що R-зубці чітко виділяються, а шуми значно зменшені порівняно з невідфільтрованим сигналом. Це свідчить про те, що фільтр Баттерворта ефективно видаляє шуми та покращує якість сигналу. Однак помітні невеликі спотворення сигналу, які можуть бути пов'язані з характеристиками фільтра.

Фільтр Чебишева характеризується більш крутим спадом в області затримки, але містить хвильовий відгук в області пропускання. Це дозволяє більш точно видаляти шуми, але може призвести до деяких спотворень сигналу.

Еліптичний фільтр має найкрутіший спад в області затримки, але має хвильовий відгук як в області пропускання, так і в області затримки. Це дозволяє найбільш точно видаляти шуми, але може призвести до значних спотворень сигналу.

Вибір оптимального фільтра залежить від конкретних потреб та умов аналізу. Фільтр Баттерворта можна рекомендувати для загального використання, тоді як фільтр Чебишева та еліптичний фільтр більш корисні для завдань, які потребують більш точну фільтрацію.

Використання таких метрик як співвідношення сигнал/шум (SNR) та середньоквадратична помилка (MSE) дозволяють оцінити, наскільки ефективно кожен фільтр видаляє шуми та точно зберігає корисний сигнал (рис. 2). Всі три методи фільтрації мають високі значення SNR, що свідчить про ефективне видалення шумів. Водночас значення MSE для всіх методів фільтрації є низькими, що показує мінімальні спотворення корисного сигналу. Проаналізовано вплив різних параметрів фільтрації, таких як нижня та верхня граничні частоти, а також порядок фільтра, на якість фільтрації.

	SNR	MSE
Butterworth	9.5902	0.0013
Chebyshev	9.5899	0.0013
Elliptic	9.6245	0.0013

Рис. 2. Порівняння методів фільтрації

Таблиця з метриками (рис. 3) варіабельності серцевого ритму (HRV) свідчить про стабільний та регулярний серцевий ритм, що є важливим показником для оцінки стану серцево-судинної системи.

HRV Metrics:	
	Value
Mean RR	0.9390
SDNN	0.0145
RMSSD	0.0186
pNN50	0.0000
Heart Rate (bpm)	63.8978

Рис. 3. HRV метрики

Отримана спектрограма відфільтрованого ЕКГ сигналу (рис. 4) відображає розподіл енергії сигналу за частотами в залежності від часу. Основні компоненти спектрограми включають частоту (вісь Y) та час (вісь X), а колір відображає потужність/частоту в децибелах на герц (dB/Hz). На спектрограмі видно, що основна енергія сигналу зосереджена в діапазоні частот від 0 до 40 Гц, що відповідає основним компонентам ЕКГ сигналу. Високочастотні шуми (вище 40 Гц) практично відсутні, це свідчить про ефективність фільтрації.

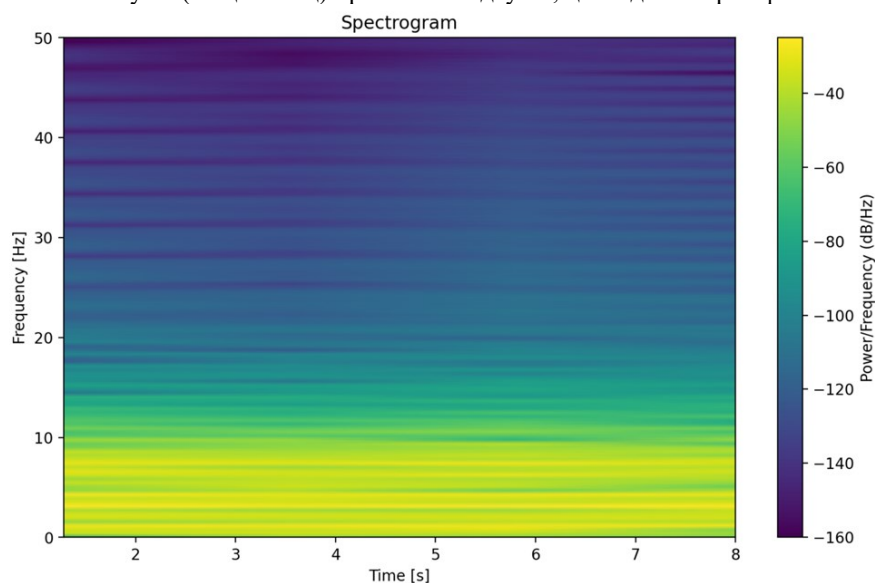


Рис. 4. Спектрограма

На рисунку 5 представлено результат частотного аналізу відфільтрованого ЕКГ сигналу за допомогою швидкого перетворення Фур'є (FFT).

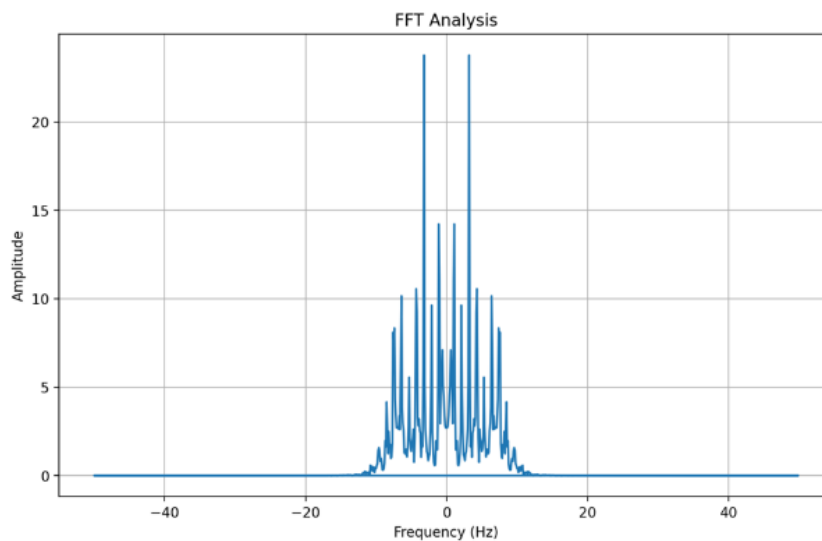


Рисунок 5. FFT-аналіз

На рисунках 4 та 5 видно, що основна енергія сигналу зосереджена в діапазоні частот від 0 до 40 Гц, що відповідає основним компонентам ЕКГ сигналу. Високочастотні шуми (вище 40 Гц) практично відсутні, це свідчить про ефективність фільтрації.

Отримана вейвлет-скалограма (рис. 6) відфільтрованого ЕКГ сигналу дозволяє аналізувати сигнал одночасно в часовій та частотній областях. Основні компоненти вейвлет-скалограми включають масштаби (вісь Y) та час (вісь X), а колір відображає потужність/частоту в децибелах на герц (dB/Hz).

На вейвлет-скалограмі бачимо періодичні структури, які відповідають R-зубцям ЕКГ сигналу. Ці структури повторюються з певною періодичністю, що відповідає серцевому ритму. Можна детально розглянути локальні особливості сигналу та виявити транзйентні події.

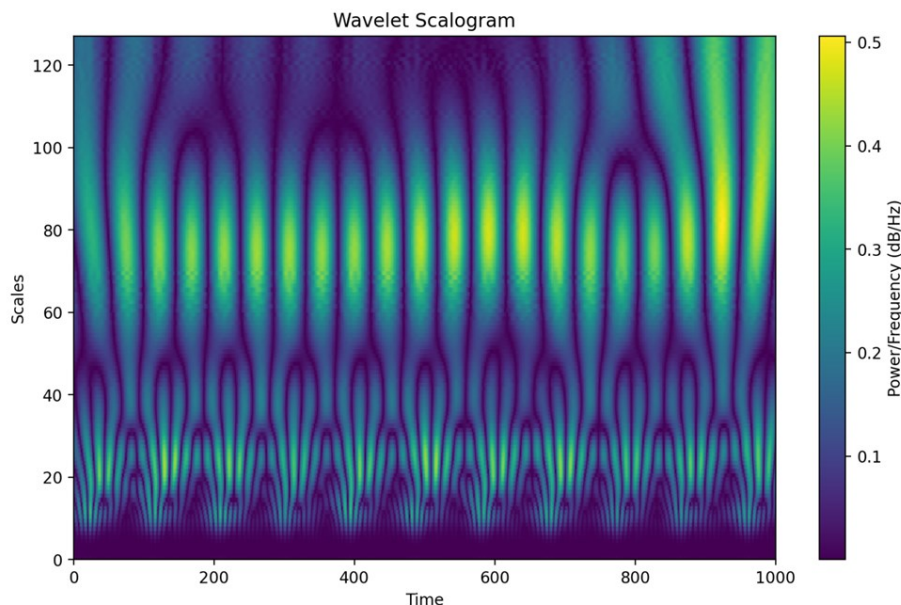


Рис.6. Вейвлет-аналіз

На рисунку 7 представлено відфільтрований ЕКГ сигнал з позначеними R-зубцями, які є найвищими та найпомітнішими піками на ЕКГ сигналі і відображають деполяризацію шлуночків серця. R-зубці позначені червоними колами, це дозволяє легко їх ідентифікувати. Інші компоненти ЕКГ сигналу, такі як зубці Р та Т, також стали більш помітними. Виявлення R-зубців є важливим для аналізу серцевого ритму та діагностики серцевих патологій.

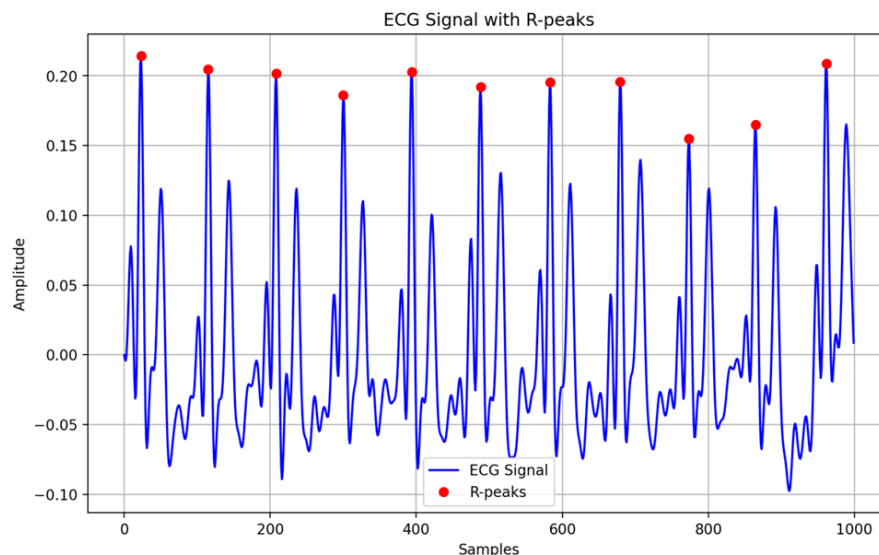


Рис.7. R-зубці

Висновки

За допомогою фільтрів Баттерворта, Чебишева та еліптичного проводилася попередня обробка сигналів електрокардіограм (ЕКГ). Оцінка якості фільтрації шляхом порівняння вихідних і відфільтрованих сигналів показала, що всі три методи фільтрації ефективно видаляють шуми та покращують якість ЕКГ сигналів. Вибір оптимального методу фільтрації залежить від конкретних потреб та умов аналізу.

Розроблене програмне забезпечення дозволяє завантажувати та обробляти ЕКГ сигнали, застосовувати різні методи фільтрації, виявляти R-зубці та виконувати аналіз варіабельності серцевого ритму (HRV). Програма також включає модулі для частотного аналізу сигналів за допомогою FFT та вейвлет-аналізу. Візуалізація результатів фільтрації та аналізу допомогла наочно оцінити ефективність фільтрації та інтерпретувати отримані дані.

Проведені дослідження дозволяють ефективно обробляти та аналізувати ЕКГ сигнали, що є важливим для точної діагностики та лікування серцево-судинних захворювань.

Література

1. Gacek A., Pedrycz W. (Eds) ECG signal processing, classification and interpretation. A comprehensive framework of computational intelligence. Springer - London, Dordrecht, Heidelberg, New York, 2012
2. A. V. Mnevetsf, N. H. Ivanushkinas The Method of Preprocessing of ECG Signals for Detection of Atrial and Ventricular Late Potentials, *MicrosystElectronAcoust*, 2023, vol. 28, no. 2 281741.1–281741.13
3. Heart rate variability : standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. Guidelines. *European Heart Journal*. 1996. 17. P. 354–381.
4. Koshy A., Okwose N. C., Nunan D. Association between heart rate variability and haemodynamic response to exercise in chronic heart failure. *Scandinavian Cardiovascular Journal*, 2019.
5. Selvaraj N., Jaryal A., Santhosh J., Deepak K. K., Anand S. Assessment of heart rate variability derived from finger-tip photoplethysmography as compared to electrocardiography. *Journal of Medical Engineering & Technology*. Volume 32. 2008. Issue 6.
6. Porges S.W. The Polyvagal Theory : phylogenetic contributions to social behavior. *Physiology & Behavior*. 2003, 79 (3): P. 503–513.
7. Rabkin S.W., Szefer E., Thompson D. J.S.. A New QT Interval Correction Formulae to Adjust for Increases in Heart Rate. *JACC : Clinical Electrophysiology*, Volume 3. Issue 7. 2017. P. 756–766.
8. Tawfik M.M., Selim H., Kamal T. Human identification using time normalized QT signal and the QRScomplex of the ECG. In *Proc. 7th Int. Symp. Commun. Syst. Netw. Digit. Signal Process. (CSNDSP)*, Jul. 2010. P. 755–759.
9. Fatemian S. Z., Hatzinakos D. A new ECG feature extractor for biometric recognition. In *Proc. IEEE Int.Conf. Digit. Signal Process.* Jul. 2009. P. 1–6.
10. S. Narayanaswamy, "High resolution electrocardiography," *Indian Pacing Electrophysiol. J.*, vol. 2, no. 2, pp. 50–56, Apr. 2002.
11. P. Gomis and P. Caminal, "Evaluation of very low amplitude intra-QRS potentials during the initial minutes of acute transmural myocardial ischemia," *J. Electrocardiol.*, vol. 47, no. 4, pp. 512–519, Jul. 2014,
12. E. Bou Assi, L. Gagliano, S. Rihana, D. K. Nguyen, and M. Sawan, "Bispectrum Features and Multilayer Perceptron Classifier to Enhance Seizure Prediction," *Sci. Rep.*, vol. 8, no. 1, p. 15491, Oct. 2018,

-
13. Giorgio, Rizzi, and Guaragnella, "Efficient Detection of Ventricular Late Potentials on ECG Signals Based on Wavelet Denoising and SVM Classification," *Information*, vol. 10, no. 11, p. 328, Oct. 2019.
 14. X. Fagan, K. Ivanko, and N. Ivanushkina, "Detection of Ventricular Late Potentials in Electrocardiograms Using Machine Learning", in *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 1247, 2021, pp. 487–497.
 15. Jane Huff ECG Workout: Exercises in Arrhythmia Interpretation. 8th ed.. Lippincott Williams & Wilkins (LWW). 2022.
 16. Hampton J. : John Hampton, Joanna Hampton The ECG Made Easy. 9th ed. Elsevier. 2019, 270 p.
 17. PhysioNet. PTB-XL: A large publicly available electrocardiography dataset: URL: <https://physionet.org/content/ptb-xl/1.0.1/>
 18. LearnECG.: URL: <https://learnecg.ru/lessons/otvedenia.php>