

Циклічні випадкові процеси як основа моделювання гемодинамічних сигналів у задачах машинного навчання

У статті розглянуто можливості використання концепції циклічних випадкових процесів (ЦВП) для моделювання гемодинамічних сигналів у задачах машинного навчання. Показано, що традиційні підходи (лінійні моделі, системи диференціальних рівнянь, спектральний та вейвлет-аналіз) не повною мірою враховують ритмічну та стохастичну природу біологічних сигналів, що знижує точність їх аналізу. Запропоновано математичну формалізацію гемодинамічних даних на основі ЦВП, яка забезпечує опис як періодичних, так і випадкових варіацій. Виконано приклади морфологічного та ритмічного аналізу пульсової хвилі, розглянуто статистичні параметри (Mean, Variance, SDNN, RMSSD) та спектральні характеристики (LF, HF). Особливу увагу приділено формуванню інформативних ознак для алгоритмів машинного навчання. Розроблена блок-схема моделювання демонструє узагальнений підхід до обробки біосигналів, починаючи від попередньої фільтрації до класифікації та прогнозування. Отримані результати доводять доцільність використання ЦВП як основи для створення гібридних систем аналізу, що поєднують методи математичного моделювання та штучного інтелекту.

Ключові слова: гемодинаміка; біосигнали; циклічні випадкові процеси; стохастичне моделювання; машинне навчання.

Актуальність теми. Гемодинамічний моніторинг є одним із ключових напрямів сучасної біомедичної інженерії [1, 6]. Висока варіативність серцево-судинних параметрів та стохастичність біологічних процесів ускладнюють побудову адекватних моделей для їх аналізу. Традиційні методи моделювання часто ігнорують ритмічність та циклічність сигналів, що знижує їхню прогностичну здатність [2, 3]. Сучасні дослідження з машинного навчання демонструють можливість автоматизованого виявлення прихованих закономірностей у біомедичних даних, проте без адекватної математичної формалізації результативність таких методів може бути обмеженою [4, 5]. У цьому контексті перспективним є використання концепції циклічних випадкових процесів, які дозволяють відобразити імовірнісну та періодичну природу гемодинамічних сигналів [7, 8]. Таким чином, виникає необхідність у розробці методів моделювання біомедичних сигналів на основі ЦВП для підвищення точності та інформативності їх аналізу [9].

Аналіз останніх досліджень та публікацій, на які спирається автор. Останні дослідження вказують на зростання застосування штучного інтелекту в медичній діагностиці, зокрема у кардіології [1–4]. Значна увага приділяється глибинному навчанню та інтерпретації результатів [5]. Водночас математичні моделі гемодинаміки здебільшого базуються на диференціальних рівняннях, які погано відображають стохастичність процесів [6]. Використання ЦВП як інструменту статистичного аналізу дозволяє сформувати більш адекватну основу для машинного навчання [7–9].

Метою статті є обґрунтування доцільності використання циклічних випадкових процесів для моделювання гемодинамічних сигналів і підготовки даних до аналізу методами машинного навчання.

Викладення основного матеріалу. Моделювання гемодинамічних сигналів потребує урахування їх ритмічної та стохастичної природи. Традиційні методи ґрунтуються на стаціонарних припущеннях або на використанні спрощених детерміністичних рівнянь, що не відображає реальної варіабельності серцево-судинної динаміки. У цьому контексті перспективним є застосування циклічних випадкових процесів (ЦВП), які поєднують періодичність серцевих ритмів із властивою їм випадковістю.

1. Формалізація циклічного випадкового процесу. Нехай $X(t)$ – випадковий процес, що описує пульсову хвилю тиску. Процес називається циклічно стаціонарним, якщо його статистичні характеристики повторюються через фіксований період T :

$$R_X(t + \tau) = R_X(t + T, t + \tau + T),$$

де R_X – кореляційна функція процесу.

Це означає, що властивості сигналу залишаються незмінними від циклу до циклу, але в межах одного циклу допускаються випадкові варіації (рис. 1).

2. Морфологічний аналіз. ЦВП дозволяють описати морфологію пульсової хвилі з урахуванням випадкових коливань амплітуди та форми. Наприклад, тривалість систолічної та діастолічної фаз, індекс жорсткості судин, час до відбитої хвилі можуть бути представлені як випадкові змінні, що повторюються з періодом серцевого циклу. Це забезпечує статистичний опис морфологічних характеристик у вигляді розподілів, а не лише середніх значень.

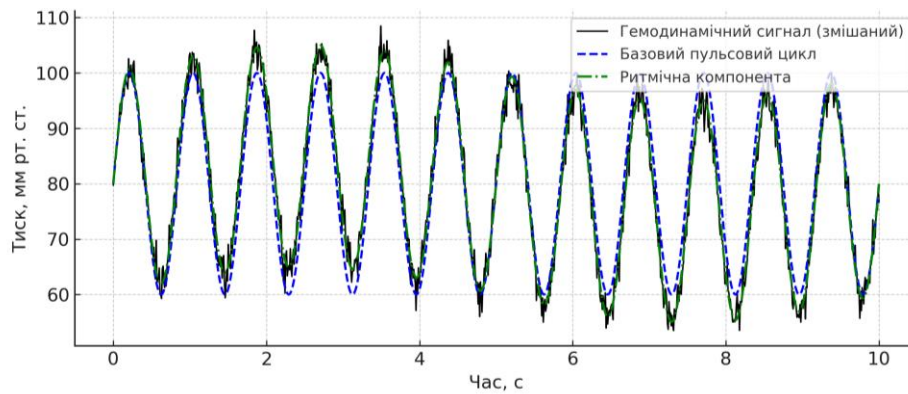


Рис. 1. Приклад гемодинамічного сигналу з ритмічними та випадковими компонентами

3. Ритмічний аналіз. Гемодинамічні сигнали містять багаторівневу ритміку:

- основний серцевий ритм (~ 1 Гц);
- дихальні модуляції ($\sim 0,25$ Гц);
- низькочастотні коливання ($\sim 0,1$ Гц), пов'язані з регуляцією судинного тону.

Застосування ЦВП дозволяє формально описати ці ритми у вигляді спектральних характеристик (рис. 2).

$$S_X(f, t) = E\{|X(f, t)|^2\},$$

де $S_X(f, t)$ – спектр потужності, що змінюється циклічно з часом.

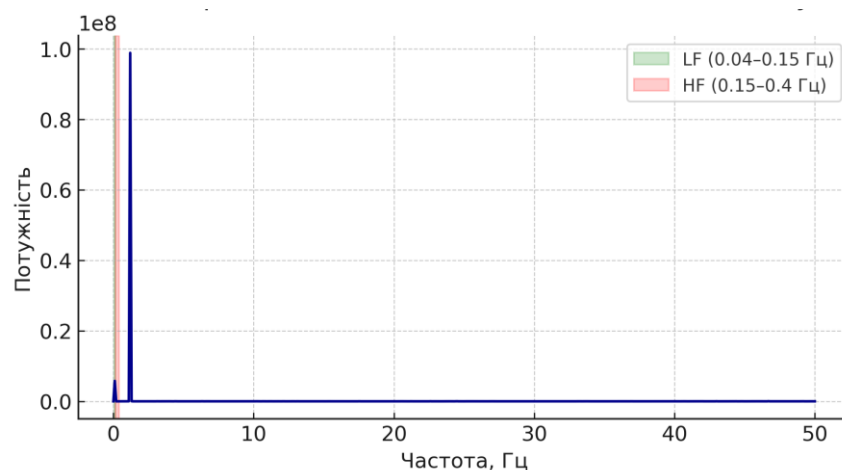


Рис. 2. Спектральний аналіз гемодинамічного сигналу з виділенням LF та HF компонент

4. Інформативні ознаки для ML. Моделювання на основі ЦВП дозволяє сформувати інформативні ознаки для алгоритмів машинного навчання:

- статистичні параметри (середнє, дисперсія, SDNN, RMSSD) представлені у таблиці 1;
- спектральні характеристики (потужність у діапазонах LF/HF);
- морфологічні індекси пульсової хвилі (час підйому, співвідношення амплітуд).

Таблиця 1

Статистичні характеристики гемодинамічного сигналу (Mean, Variance, SD, SDNN, RMSSD)

Показник	Значення
Середнє значення (Mean)	79,89
Дисперсія (Variance)	213,22
Стандартне відхилення (SD)	14,60
SDNN	2,99
RMSSD	2,99

Порівняння традиційних методів і підходу на основі ЦВП

Метод моделювання	Основні характеристики	Переваги	Недоліки
Лінійні детерміністичні моделі	Використання спрощених рівнянь, що описують судинний тонус і тиск	Простота реалізації, аналітичність	Ігнорують випадковість та ритмічні варіації, погано узгоджуються з реальними даними
Системи диференціальних рівнянь	Докладний опис динаміки кровотоку	Висока точність у контрольованих умовах	Складність параметризації, великі вимоги до обчислень, недостатня адаптивність
Моделі на основі Фур'є / спектрального аналізу	Подання сигналів у частотній області	Виявлення основних ритмів (LF, HF), інформативність	Припущення про стаціонарність сигналів, втрата локальних особливостей
Вейвлет-аналіз	Розклад сигналів у часово-частотній області	Добре виділяє локальні особливості	Чутливість до вибору базису, складність інтерпретації
Циклічні випадкові процеси (ЦВП)	Врахування періодичності та випадкових варіацій, опис кореляційних властивостей	Моделювання ритмічності та стохастичності одночасно, формалізація для ML, узгодженість із фізіологічною природою сигналів	Потреба у спеціалізованих алгоритмах, складність математичного апарату

Аналіз представлених методів моделювання (табл. 2) показує, що традиційні підходи (лінійні детерміністичні моделі, системи диференціальних рівнянь, спектральний та вейвлет-аналіз) мають важливе значення для фундаментальних досліджень, проте вони або надмірно спрощують біологічні процеси, або не повною мірою враховують стохастичну природу гемодинамічних сигналів.

Метод циклічних випадкових процесів є найбільш перспективним, оскільки поєднує дві ключові властивості: ритмічність, притаманну біологічним сигналам (серцевий цикл, хвиля тиску, HRV), та випадковість, зумовлену варіабельністю фізіологічних процесів і впливом зовнішніх факторів.

ЦВП дозволяють не лише глибше відобразити динаміку гемодинамічних сигналів, а й сформувати більш інформативні ознаки для подальшого застосування алгоритмів машинного навчання, що є ключовим для сучасних клінічних систем підтримки прийняття рішень.

Узагальнений алгоритм можна подати у вигляді блок-схеми, що показана на рисунку 3.



Рис. 3. Блок-схема моделювання гемодинамічного сигналу на основі ЦВП

Таким чином, використання циклічних випадкових процесів у моделюванні гемодинамічних сигналів забезпечує адекватне врахування їх ритмічної та стохастичної природи, формує основу для статистично достовірного аналізу та дозволяє підвищити ефективність алгоритмів машинного навчання у задачах біомедичної діагностики.

Висновки та перспективи подальших досліджень. У цій статті проведено обґрунтування доцільності застосування циклічних випадкових процесів (ЦВП) для моделювання гемодинамічних сигналів. Показано, що на відміну від традиційних підходів (лінійні моделі, диференціальні рівняння, спектральний та вейвлет-аналіз), які або надмірно спрощують фізіологічні процеси, або частково ігнорують стохастичні складові, метод ЦВП дозволяє поєднати ритмічну та випадкову природу сигналів. Це створює передумови для більш адекватної математичної формалізації серцево-судинних процесів та підвищує інформативність їх аналізу. Використання ЦВП забезпечує можливість не лише морфологічного та ритмічного аналізу, а й створює основу для виділення клінічно значущих ознак, придатних для алгоритмів машинного навчання. Таким чином, метод ЦВП може бути ключовим інструментом попередньої обробки даних у сучасних системах біомедицинської аналітики.

Перспективи подальших досліджень передбачають:

- інтеграцію ЦВП у модулі штучного інтелекту для підвищення точності діагностичних систем;
- розробку програмних прототипів для реального часу, що забезпечать адаптивний аналіз неструктурованих медичних даних;
- поєднання ЦВП із методами глибокого навчання для комплексної інтерпретації гемодинамічних сигналів;
- проведення клінічних експериментів для оцінки ефективності застосування ЦВП у практичній кардіології та інтенсивній терапії.

Таким чином, застосування циклічних випадкових процесів є перспективним напрямом, що поєднує математичне моделювання, статистичний аналіз та сучасні технології машинного навчання для вирішення актуальних завдань медичної діагностики.

References:

1. Khandani, S. et al. (2023), «Machine Learning Applications in Cardiovascular Disease Prediction and Monitoring», *Journal of the American College of Cardiology*, Vol. 81, No. 10, pp. 1101–1115, doi: 10.1016/j.jacc.2022.12.054.
2. Johnson, K.W. et al. (2018), «Artificial Intelligence in Cardiology», *Nature Reviews Cardiology*, Vol. 15, pp. 411–429, doi: 10.1038/s41569-018-0100-1.
3. Singh, R. and Saini, R. (2023), «Application of machine learning in healthcare: Review and future», *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, Vol. 236.
4. Clifford, G.D. et al. (2020), «Advanced methods for heart rate variability analysis», *Physiological Measurement*, Issue 41, Vol. 8.
5. Attia, Z.I. et al. (2019), «An AI-enabled ECG algorithm for atrial fibrillation», *The Lancet*, Vol. 394, pp. 861–867.
6. Nichols, W.W. and O'Rourke, M.F. (2020), *McDonald's Blood Flow in Arteries*, CRC Press.
7. Yavorska, E., Dozorska, O. and Nykytyuk, V. (2020), «Wavelet-based preprocessing of biomedical signals», *Proceedings of the CSIT Conference*, pp. 188–192.
8. Dozorskyi, V., Dediv, L. and Khvostivskyi, M. (2021), «Methods of stochastic modeling in biomedical engineering», *Visnyk NTUU KPI. Ser. Radiotekhnika*, Vol. 82, pp. 56–64.
9. Pan, J. and Tompkins, W. (1985), «Real-time QRS detection algorithm», *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 32 (3), pp. 230–236.
10. National Health Service of Ukraine (2024), *Analytical reports on the state of population health*, NHSU, Kyiv.

Брик Олександр Миколайович – аспірант кафедри програмної інженерії Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя.

<https://orcid.org/0009-0005-6564-1102>.

Наукові інтереси:

- програмна інженерія;
- машинне навчання;
- інформаційні технології;
- медична діагностика.

E-mail: alex.lenberg@gmail.com.

Bryk O.M.

Cyclic random processes as the basis for modeling hemodynamic signals in machine learning tasks

The article examines the use of cyclic random processes (CRP) for modeling hemodynamic signals in machine learning tasks. It is shown that traditional approaches (linear models, differential equation systems, spectral and wavelet analysis) do not fully account for the rhythmic and stochastic nature of biomedical signals, which reduces the accuracy of their analysis. A mathematical formalization of hemodynamic data based on CRP is proposed, which describes both periodic and random variations. Examples of morphological and rhythmic analysis of the pulse wave are presented, including statistical parameters (Mean, Variance, SDNN, RMSSD) and spectral features (LF, HF). Particular attention is paid to the extraction of informative features for machine learning algorithms. The developed block diagram demonstrates a generalized approach to biosignal processing, from preprocessing and filtering to classification and prediction. The obtained results confirm the feasibility of CRP as a basis for hybrid analysis systems that combine mathematical modeling and artificial intelligence methods.

Keywords: hemodynamics; biosignals; cyclic random processes; stochastic modeling; machine learning.

Стаття надійшла до редакції 03.09.2025.