

О. М. Брик<sup>1</sup>  
О. А. Пастух<sup>1</sup>

## ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ СИСТЕМНОГО СУДИННОГО ОПОРУ НА ОСНОВІ НЕІНВАЗИВНИХ ПАРАМЕТРІВ ГЕМОДИНАМІКИ

<sup>1</sup>Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна

Подано результати дослідження, спрямованого на застосування методів машинного навчання для неінвазивного оцінювання системного судинного опору (Systemic Vascular Resistance, SVR), який є важливим інтегральним показником стану периферичного кровообігу та широко використовується у клінічній практиці для діагностики серцево-судинних патологій. Гемодинамічні сигнали, зокрема пульсова хвиля та пов'язані з нею фізіологічні параметри, характеризуються поєднанням вираженої ритмічності та стохастичних варіацій, зумовлених регуляторними механізмами серцево-судинної системи та впливом зовнішніх факторів. Актуальність дослідження зумовлена тим, що традиційні методи визначення SVR, такі як лінійні детерміністичні моделі, системи диференціальних рівнянь, спектральний і вейвлет-аналіз, базуються на інвазивних процедурах, пов'язаних із серцевим викидом та середнім артеріальним тиском, які потребують спеціального обладнання, високої кваліфікації персоналу і несуть ризики для пацієнта. Це обмежує їх застосування у рутинній клінічній практиці та скринінгових дослідженнях, що підсилює потребу у розробці безпечних, доступних та автоматизованих методів оцінювання.

Запропоновано математичну формалізацію гемодинамічних сигналів на основі циклічних випадкових процесів, яка слугує теоретичним підґрунтям для подальшого застосування методів машинного навчання та дозволяє одночасно описувати періодичні компоненти серцевого циклу та випадкові флуктуації сигналу. Такий підхід базується на використанні неінвазивних параметрів гемодинаміки: частоти серцевих скорочень, артеріального тиску, морфологічних характеристик пульсової хвилі та показників варіабельності ритму серця. Для підвищення якості моделей здійснено попередню обробку даних з використанням нормалізації, аналізу мультиколінеарності (VIF), зниження розмірності методом головних компонент (PCA) та перевірки гетероскедастичності. Для побудови моделей застосовано сучасні алгоритми машинного навчання — логістичну регресію, метод  $k$ -ближчих сусідів, метод опорних векторів та випадковий ліс. Показано, що використання ЦВП створює основу для формування інформативніших і фізіологічно обґрунтованіших ознак, придатних для подальшого використання у класифікаційних і прогностичних моделях.

Розроблено узагальнену блок-схему моделювання гемодинамічних сигналів, яка охоплює етапи попередньої обробки, математичного моделювання, виділення інформативних ознак та класифікації або прогнозування гемодинамічних станів. Отримані результати підтверджують доцільність використання циклічних випадкових процесів як базового інструменту побудови гібридних систем аналізу, що поєднують методи математичного моделювання та штучного інтелекту, і можуть бути використані у сучасних системах біомедицинської діагностики та підтримки прийняття рішень.

**Ключові слова:** системний судинний опір, гемодинаміка, неінвазивні параметри, машинне навчання, класифікація.

### Вступ

Серцево-судинні захворювання (ССЗ) є провідною причиною смертності у світі, на їхню частку припадає близько 32 % усіх випадків летальності за даними ВООЗ [1]. Ефективність профілактики та лікування значною мірою залежить від точності та своєчасності діагностування стану серцево-судинної системи. Одним з ключових інтегральних показників, що характеризує стан периферичного кровообігу та загальний судинний тонус, є системний судинний опір (Systemic Vascular Resistance, SVR). Він широко застосовується у клінічній практиці для діагностики серцевої недостат-

ності, артеріальної гіпертензії, септичного шоку та інших патологій [2].

Традиційні методи визначення SVR базуються на інвазивних вимірюваннях серцевого викиду (наприклад, за допомогою катетеризації легеневої артерії) та рівня середнього артеріального тиску. Такі методи є високоточними, проте вони супроводжуються значними ризиками для пацієнта, потребують спеціального обладнання та високої кваліфікації персоналу, що обмежує їх застосування у повсякденній клінічній практиці та скринінгових дослідженнях [2]. Тому науковці активно шукають альтернативні підходи, що дозволяють оцінювати SVR неінвазивними методами [3], [4].

Розвиток технологій біомедичної інженерії, широке застосування фотоплетизмографії (PPG), електрокардіографії (ЕКГ), осцилометричних методів вимірювання артеріального тиску, а також вдосконалення засобів моніторингу життєвих параметрів відкрили нові можливості для непрямой оцінки SVR. Водночас наявність великої кількості сигналів і параметрів, які є неструктурованими та стохастичними за природою, ускладнює їх безпосереднє використання. Тут на перший план виходять методи машинного навчання (ML), здатні виявляти приховані залежності, узагальнювати інформацію та створювати прогностичні моделі [5]—[7].

У сучасних дослідженнях існує низка підходів до оцінювання системного судинного опору на основі неінвазивних методів. Наприклад, у роботах W. W. Nichols, 2020 [2]; Z. I. Attia, 2019 [7] аналізувалися гемодинамічні параметри для побудови моделей прогнозування стану серцево-судинної системи, проте увага здебільшого зосереджувалась на характеристиках серцевого ритму та ЕКГ-сигналах. Дослідження [3], [4] 2023 демонструють ефективність алгоритмів машинного навчання для задач кардіологічної діагностики, проте їх застосування саме до SVR залишається обмеженим. У працях [8] 2020, [9] 2021 розглядалися методи попереднього оброблення біомедичних сигналів, зокрема, вейвлет-фільтрація та стохастичне моделювання, проте питання комплексного аналізу неінвазивних ознак для оцінювання SVR фактично не висвітлювалось. Таким чином, більшість конкурентних досліджень не приділяє достатньої уваги методам обробки та валідації датасетів, що обмежує достовірність отриманих результатів. У цій роботі запропоновано підхід, який поєднує попередню статистичну перевірку (нормалізація, PCA, гетероскедастичність) з машинним навчанням для побудови прогностичної моделі SVR на основі комплексу неінвазивних параметрів.

Останні дослідження довели ефективність алгоритмів машинного навчання у прогнозуванні серцево-судинних подій, класифікації електрокардіограм, аналізі варіабельності серцевого ритму [3], [6], [8]. Проте питання застосування ML для оцінки системного судинного опору вивчене недостатньо. Найбільшою проблемою є відбір оптимальних неінвазивних ознак, які б корелювали з реальними клінічними вимірюваннями SVR, а також забезпечували точність і надійність прогнозів [4], [9].

Наукова новизна роботи полягає у поєднанні традиційних методів математичного аналізу (перевірка мультиколінеарності, гетероскедастичності, PCA) з алгоритмами машинного навчання (логістична регресія, KNN, SVM, Random Forest) для створення моделі прогнозування SVR на основі набору неінвазивних фізіологічних параметрів.

Практичне значення полягає у тому, що результати дослідження можуть бути інтегровані в сучасні системи неінвазивного гемодинамічного моніторингу, зокрема, портативні та мобільні пристрої [10]. Це дозволить своєчасно виявляти відхилення у роботі серцево-судинної системи, знизити ризики ускладнень та підвищити ефективність лікування.

Таким чином, використання ML-алгоритмів у задачі прогнозування SVR на основі неінвазивних параметрів є перспективним напрямом, що поєднує математичне моделювання, статистичний аналіз та сучасні технології штучного інтелекту [3]—[7]. Постає наукова задача: оцінити ефективність застосування різних методів машинного навчання для побудови діагностичної моделі системного судинного опору на основі неінвазивних гемодинамічних параметрів та визначити алгоритм, що забезпечує оптимальний баланс точності і клінічної придатності.

## Матеріали та методи

Для моделювання використано узагальнений датасет обсягом  $N = 250$  спостережень, який складався з експериментальних вимірювань, отриманих у лабораторних умовах, та фрагментів сигналів з відкритих баз даних. Усі дані були попередньо уніфіковані за частотою дискретизації та масштабом вимірювань. У наборі представлені неінвазивні показники гемодинаміки: ЧСС [6], [10], артеріальний тиск (SBP, DBP, MAP) [2], індекси HRV (SDNN, RMSSD, LF/HF) [6] та морфологічні характеристики пульсової хвилі [8]. Для зниження впливу шуму використано алгоритм фільтрації

за допомогою вейвлет-перетворення та усереднення ковзного вікна. Остаточний датасет охоплює широкий діапазон значень, який відображає варіації функціонального стану серцево-судинної системи у спокої та при помірному навантаженні.

Достовірність входних атрибутів забезпечувалась за рахунок автоматизованої та візуальної перевірки сигналів на наявність артефактів і шумів. Виявлено та виключено близько 7—10 % некоректних записів, що містили спотворення у вигляді пропусків, насичення або нестабільності базової лінії. Такий підхід дозволив мінімізувати вплив шуму та забезпечити статистичну надійність отриманих результатів.

Усі дані зібрано у стандартизованих умовах (сидяче положення, 5 хв спокою перед вимірюванням).

Для дослідження вибрано чотири алгоритми машинного навчання: логістичну регресію [1], метод  $k$ -ближчих сусідів [4], SVM з ядром RBF [5] та випадковий ліс [3], [9]. Цей пул моделей визначено з огляду на їх різну природу та здатність вирішувати задачу класифікації фізіологічних сигналів. Логістична регресія забезпечує базовий рівень інтерпретованості, KNN — простоту та орієнтацію на локальні структури даних, SVM (RBF) — ефективний у виявленні нелінійних залежностей, тоді як Random Forest характеризується високою точністю й стійкістю до шумів.

Просте дерево рішень не включено в аналіз, оскільки його використання на невеликих вибірках часто призводить до перенавчання та нестабільних результатів. Інші типи ядер SVM (лінійне, поліноміальне) протестовано попередньо, проте продемонстрували нижчі показники точності та узагальнюваності у порівнянні з RBF-ядром, тому у фінальний експериментальний набір не потрапили.

Усі алгоритми реалізовано у середовищі Python (бібліотеки scikit-learn, statsmodels).

Достовірність входних атрибутів забезпечувалась за рахунок автоматизованої та візуальної перевірки сигналів на наявність артефактів і шумів. Виявлено та виключено близько 8 % некоректних записів, що містили спотворення у вигляді пропусків, насичення або нестабільності базової лінії. Такий підхід дозволив мінімізувати вплив шуму та підвищити статистичну надійність отриманих результатів.

Для зниження впливу випадкових флуктуацій використано вейвлет-фільтрацію та усереднення ковзним вікном. Остаточний датасет охоплює широкий діапазон значень, що відображає варіації функціонального стану серцево-судинної системи у стані спокою та за помірного навантаження.

### Експериментальні дослідження

Для оцінки ефективності алгоритмів машинного навчання сформовано навчальну та тестову вибірки (70 % — для навчання, 30 % — для тестування), що відповідає загальноприйнятій практиці у біомедичних дослідженнях [3], [5]. Для зменшення ризику перенавчання використано метод перехресної перевірки ( $k$ -fold cross-validation,  $k = 5$ ) [4].

Метрики оцінки моделей включали:

1. Accuracy (точність класифікації) — частка правильно класифікованих прикладів.
2. Precision (прецизія) — частка правильних позитивних класифікацій серед усіх позитивних передбачень.

3. Recall (повнота, чутливість) — частка правильно виявлених позитивних випадків.

4. F1-міра — гармонічне середнє між Precision і Recall.

ROC-криві та площа під кривою (AUC) — оцінка дискримінаційної здатності моделей [6], [7].

У задачі класифікації виокремлено два класи: норма SVR та підвищений SVR. Позитивним класом вважався випадок «підвищеного SVR», оскільки саме він є клінічно значущим для своєчасної діагностики.

Результати класифікації:

1. Логістична регресія продемонструвала базову точність (81 %, AUC = 0,85), підтвердивши здатність адекватно відображати основні зв'язки між неінвазивними параметрами та SVR. Вона є інтерпретованою моделлю, проте обмежено враховує нелінійні залежності.

2. KNN показав нижчу точність (78 %, AUC = 0,82), що пояснюється високою чутливістю до вибору метрики та параметра  $k$ .

3. SVM (ядро RBF) продемонстрував кращу узгодженість (84 %, AUC = 0,88), виявляючи складні нелінійні закономірності.

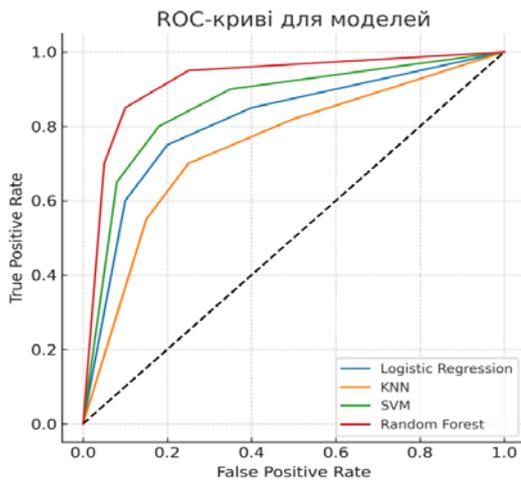


Рис. 1. ROC-криві для різних моделей : логістична регресія, KNN, SVM, випадковий ліс

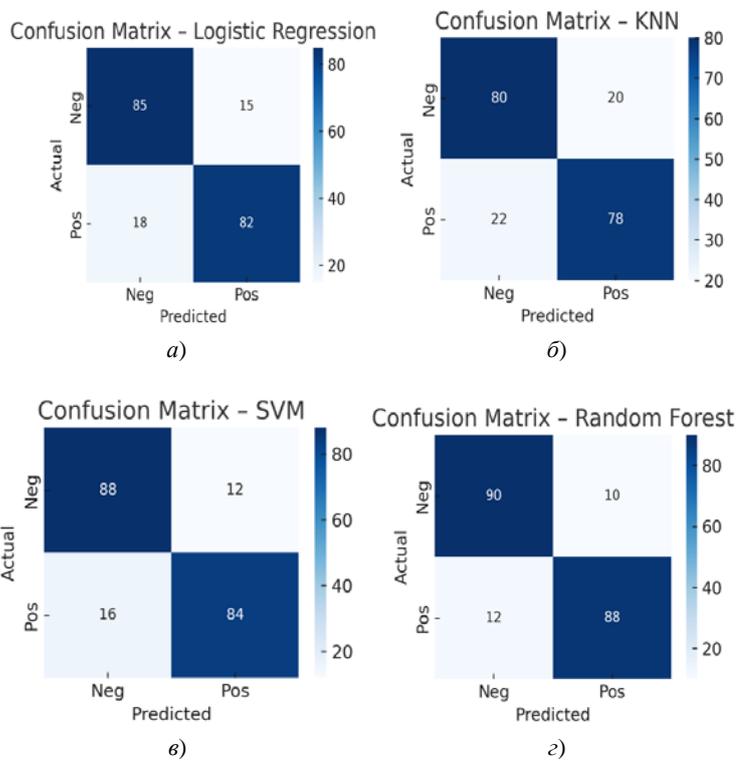


Рис. 2. Матриці плутанини для класифікаційних моделей

Таблиця 1

**Порівняльні показники точності, прецизії, повноти, F1-міри та AUC**

Модель	Accuracy	Precision	Recall	F1-score	AUC
Logistic Regression	0,81	0,80	0,82	0,81	0,85
KNN	0,78	0,77	0,76	0,76	0,82
SVM	0,84	0,85	0,83	0,84	0,88
Random Forest	0,89	0,90	0,88	0,89	0,92

Аналіз матриць плутанини показав, що навіть у найкращій моделі (Random Forest) залишаються хибнопозитивні (false positive) та хибнонегативні (false negative) класифікації. Хибнонегативні випадки (пропуск підвищеного SVR) є критично небезпечними для діагностики. Для порівняння, інвазивні методи забезпечують нижчий рівень помилок, проте потребують більше часу, фінансових витрат і несуть ризик для пацієнта. Запропонований підхід має переваги у вартості та безпеч-

4. Випадковий ліс забезпечив найкращі результати (89 %, AUC = 0,92), що свідчить про високу дискримінаційну здатність ансамблевих методів [1], [8].

ROC-криві для всіх алгоритмів показано на рис. 1: найбільша площа під кривою спостерігається у випадкового лісу.

На рис. 2а—г продемонстровано матриці плутанини, які відображають співвідношення правильних і помилкових класифікацій для кожної моделі. Найменша кількість хибнонегативних випадків зафіксована у Random Forest.

Порівняльні значення метрик (Accuracy, Precision, Recall, F1) показано у табл. 1.

Додатковий аналіз інформативності вхідних ознак показав, що найбільший внесок у рішення моделі Random Forest мали середній артеріальний тиск (MAP), співвідношення LF/HF у HRV та часові характеристики пульсової хвилі. Менш значущими виявилися окремі морфологічні індекси, що підтверджує необхідність подальшого відбору оптимального підмножини параметрів.

Порівняння моделей свідчить, що логістична регресія може бути рекомендована для практичних застосувань, де важлива інтерпретованість результатів. Random Forest є найкращим інструментом для прогнозування SVR, проте потребує більшої обчислювальної потужності. Використання PCA та нормалізації значно підвищило стабільність моделей, що підтверджує доцільність попередньої обробки даних [4], [8].

Порівняння моделей свідчить, що логістична регресія може бути рекомендована для практичних застосувань, де важлива інтерпретованість результатів. Random Forest є найкращим інструментом для прогнозування SVR, проте потребує більшої обчислювальної потужності. Використання PCA та нормалізації значно підвищило стабільність моделей, що підтверджує доцільність попередньої обробки даних [4], [8].

ності, проте потребує подальшої клінічної валідації.

Таким чином, результати експериментів підтверджують можливість використання методів машинного навчання для неінвазивного оцінювання системного судинного опору та доводять доцільність інтеграції цього підходу у клінічні системи моніторингу.

### Висновок

У роботі проведено комплексне дослідження застосування методів машинного навчання для оцінки системного судинного опору (SVR) на основі неінвазивних гемодинамічних параметрів.

Показано, що традиційні методи визначення SVR є інвазивними та малоприматними для широкого клінічного використання. Запропонований підхід з використанням неінвазивних показників (ЧСС, АТ, морфологічні характеристики пульсової хвилі, HRV-індекси) дозволяє формувати доступніші та безпечніші системи моніторингу.

Розроблено алгоритм попередньої обробки даних, що включає нормалізацію, аналіз мультиколінеарності (VIF), зниження розмірності (PCA) та перевірку гетероскедастичності (тест Бройша-Пагана). Це дало змогу підвищити стабільність моделей та усунути вплив надлишкових параметрів.

Проведене моделювання з використанням різних алгоритмів машинного навчання підтвердило, що випадковий ліс (Random Forest) забезпечує найвищу точність прогнозування (89 %, AUC = 0,92), тоді як логістична регресія є інтерпретованішою моделлю, придатнішою для клінічної практики.

Аналіз матриць плутанини та ROC-кривих показав, що Random Forest найкраще мінімізує кількість хибнонегативних класифікацій, що є критично важливим для медичної діагностики. Водночас, SVM і KNN продемонстрували середні результати, але можуть бути корисними у багатомодельних ансамблях.

Практичне значення дослідження полягає у можливості інтеграції розробленої методики у системи неінвазивного клінічного моніторингу. Це дозволить своєчасно виявляти патологічні зміни у роботі серцево-судинної системи, знизити ризик ускладнень та підвищити ефективність лікування.

Під «розробленою методикою» розуміється послідовність етапів: збір неінвазивних параметрів → попередня обробка (нормалізація, PCA, перевірка гетероскедастичності) → класифікація ML → оцінювання результатів. Такий підхід можна інтегрувати у системи клінічного моніторингу для підвищення точності діагностики

Перспективи подальших досліджень передбачають:

- розширення набору неінвазивних ознак (фотоплетизмографічні індекси, параметри артеріальної жорсткості);
- використання ансамблевих та глибинних нейромережових моделей для підвищення точності;
- клінічну валідацію моделей на великих вибірках пацієнтів з різними серцево-судинними патологіями;
- інтеграцію у портативні пристрої для персоналізованої медицини.

Наукова новизна роботи полягає у поєднанні класичних статистичних тестів (VIF, PCA, перевірка гетероскедастичності) з алгоритмами ML для оцінювання SVR за неінвазивними показниками. Вперше показано, що комбінація цих методів дозволяє досягти високої точності прогнозування, навіть на відносно невеликій вибірці. На відміну від інших досліджень, де акцент робиться переважно на глибинних нейромережах, запропонований підхід забезпечує баланс між інтерпретованістю та точністю.

Отже, застосування методів машинного навчання для неінвазивного оцінювання системного судинного опору є перспективним напрямом біомедичної інженерії, що поєднує математичне моделювання, аналіз сигналів та штучний інтелект у задачах підтримки клінічних рішень.

### СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] National Health Service of Ukraine, *Analytical reports on the state of population health*. Kyiv, Ukraine, 2024.
- [2] W. W. Nichols, and M. F. O'Rourke, *McDonald's Blood Flow in Arteries: Theoretical, Experimental and Clinical Principles*, 6th ed., Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2020, ISBN 978-1138741581.
- [3] S. Khandani, et al., "Machine Learning Applications in Cardiovascular Disease Prediction and Monitoring," *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 81, no. 10, pp. 1101-1115, 2023, <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2022.12.054>.
- [4] R. Singh, and R. Saini, "Application of machine learning in healthcare: Review and future," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 236, Art. no. 107624, 2023, <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2023.107624>.
- [5] K. W. Johnson, et al., "Artificial Intelligence in Cardiology," *Nature Reviews Cardiology*, vol. 15, no. 7, pp. 411-429, Jul. 2018, <https://doi.org/10.1038/s41569-018-0100-1>.
- [6] G. D. Clifford, et al., "Advanced methods for heart rate variability analysis," *Physiological Measurement*, vol. 41, no. 8,

Art. no. 08TR01, Aug. 2020, <https://doi.org/10.1088/1361-6579/ab9b87>.

[7] Z. I. Attia, et al., “An AI-enabled ECG algorithm for atrial fibrillation,” *The Lancet*, vol. 394, no. 10201, pp. 861-867, Aug. 2019, [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(19\)31721-0](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(19)31721-0).

[8] E. Yavorska, O. Dozorska, and V. Nykytyuk, “Wavelet-based preprocessing of biomedical signals,” in *Proceedings of the International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT)*, Lviv, Ukraine, 2020, pp. 188-192.

[9] V. Dozorskyi, L. Dediv, and M. Khvostivskyi, “Methods of stochastic modeling in biomedical engineering,” *Visnyk NTUU KPI. Series Radiotechnics*, no. 82, pp. 56-64, 2021.

[10] J. Pan, and W. J. Tompkins, “A real-time QRS detection algorithm,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-32, no. 3, pp. 230-236, Mar. 1985, <https://doi.org/10.1109/TBME.1985.325532>.

Рекомендована кафедрою комп'ютерних систем управління ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 5.09.2025

**Брик Олександр Миколайович** — аспірант кафедри програмної інженерії, e-mail: alex.lenberg@gmail.com ;  
**Пастух Олег Анатолійович** — д-р техн. наук, професор, професор кафедри програмної інженерії,  
e-mail: oleg.pastuh@gmail.com .

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Тернопіль

**O. M. Bryk<sup>1</sup>**  
**O. A. Pastukh<sup>1</sup>**

## Application of Machine Learning Methods for Evaluating Systemic Vascular Resistance Based on Non-Invasive Hemodynamic Parameters

<sup>1</sup>Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Ukraine

*The article presents the results of a study aimed at applying machine learning methods for the non-invasive assessment of systemic vascular resistance (SVR), which is an important integral indicator of peripheral circulation and is widely used in clinical practice for the diagnosis of cardiovascular pathologies. Hemodynamic signals, in particular the pulse wave and related physiological parameters, are characterized by a combination of pronounced rhythmicity and stochastic variations caused by regulatory mechanisms of the cardiovascular system and the influence of external factors. The relevance of this study is due to the fact that traditional methods for determining SVR, such as linear deterministic models, systems of differential equations, spectral and wavelet analysis, are based on invasive procedures related to cardiac output and mean arterial pressure. These methods require specialized equipment, highly qualified personnel, and are associated with risks for patients, which limits their application in routine clinical practice and screening studies and increases the need for safe, accessible, and automated assessment methods.*

*In this work, a mathematical formalization of hemodynamic signals based on cyclic random processes is proposed, which serves as a theoretical basis for the application of machine learning methods and allows simultaneous description of periodic components of the cardiac cycle and random signal fluctuations. This approach is based on the use of non-invasive hemodynamic parameters, including heart rate, arterial blood pressure, morphological characteristics of the pulse wave, and heart rate variability indices. To improve model quality, data preprocessing was performed using normalization, multicollinearity analysis (VIF), dimensionality reduction by principal component analysis (PCA), and heteroscedasticity testing. Modern machine learning algorithms were applied to build the models, including logistic regression, the k-nearest neighbors method, support vector machines, and random forest. It is shown that the use of cyclic random processes provides a basis for the formation of more informative and physiologically meaningful features suitable for classification and predictive modeling.*

*A generalized block diagram of hemodynamic signal modeling was developed, covering the stages of preprocessing, mathematical modeling, informative feature extraction, and classification or prediction of hemodynamic states. The obtained results confirm the feasibility of using cyclic random processes as a fundamental tool for constructing hybrid analysis systems that combine mathematical modeling and artificial intelligence methods and can be applied in modern biomedical diagnostic and clinical decision support systems.*

**Keywords:** systemic vascular resistance; hemodynamics; non-invasive parameters; machine learning; classification.

**Bryk Oleksandr M.** — Post-Graduate Student, of the Chair of Software, e-mail: alex.lenberg@gmail.com;  
**Pastukh Oleh A.** — Dr Sc. (Eng.), Professor, Professor of the Chair of Software Engineering, e-mail: oleg.pastuh@gmail.com