

Методологічні засади формування індивідуалізованих моделей тренувального процесу на основі показників варіабельності серцевого ритму

Дорошенко В. В.¹, Захарченко А. В.²

Опубліковано	Секція	УДК
29.12.2025	Освіта/Педагогіка	796.01:616.1: 519.7

DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.18084570>

Анотація. У статті розглядаються існуючі наукові підходи щодо використання показників варіабельності серцевого ритму (HRV) як провідного індикатора функціонального стану організму під час фізичних навантажень. Проведено огляд сучасних клінічних і експериментальних досліджень, присвячених оцінці HRV в контексті контролю кардіоваскулярної реактивності та підтримання безпечного рівня фізичної активності. Розглянуто підходи до моделювання серцевого ритму за допомогою методів машинного навчання, зокрема нейромережеві архітектури, що можуть опрацьовувати часові біомедичні сигнали й прогнозувати фізіологічні реакції в реальному часі. Перспективи подальших досліджень полягають у вдосконаленні моделей прогнозування з урахуванням більш широкого спектру фізіологічних факторів, розширенні застосування цих технологій у клінічній практиці та розробці персоналізованих тренувальних систем.

Ключові слова: кардіологічна реабілітація, алгоритми машинного навчання, цифрові технології, здоровий спосіб життя, носимі електронні пристрої.

Personalized training process models based on heart rate variability analysis

Annotation. The article reviews existing scientific approaches to the use of heart rate variability (HRV) as a leading indicator of the body's functional state during physical exertion and substantiates the prospects for developing personalized models of the training process based on heart rate prediction. Particular attention is paid to wearable sensor technologies and artificial intelligence systems that provide continuous monitoring of physical activity, improve the accuracy of training load assessment, and enable timely prevention of cardiovascular system overload risks. A review of modern clinical and experimental studies on HRV assessment in the context of cardiovascular reactivity control, overfatigue prevention, determination of optimal training intensity, and maintenance of a safe level of physical activity is presented. Approaches to heart rate modeling using machine learning methods are considered, in particular, neural network architectures that can process temporal biomedical signals and predict physiological reactions in real time. The feasibility of building individual models of the training process that take into account individual physiological and anatomical

¹ кандидат наук з фізичного виховання та спорту, доцент, доцент кафедри медико-біологічних основ фізичної культури та спорту, Запорізький національний університет, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9818-8520>.

² аспірант кафедри медико-біологічних основ фізичної культури та спорту, Запорізький національний університет, ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-1707-8899>.

features, training level, age characteristics, and the dynamics of changes in the body's functional state is substantiated. It is emphasized that heart rate prediction and HRV analysis make it possible not only to increase the effectiveness of training, but also to make it safe, by preventing excessive loads and undesirable reactions of the cardiovascular system. In summary, scientific data indicate that combining modern biosensor technologies, digital platforms, and machine learning algorithms creates favorable conditions for the development of intelligent systems to support the training process. Prospects for further research include improving prediction models by accounting for a wider range of physiological and microenvironmental factors, expanding the application of these technologies in clinical practice, sports training, and rehabilitation, and integrating personalized training systems with telemedicine services.

Keywords: cardiac rehabilitation, machine learning algorithms, digital technology, healthy lifestyle, wearable electronic devices.

Вступ

Ефективність тренувального процесу значною мірою залежить від індивідуальної відповіді організму спортсмена на силове навантаження, що передусім визначається рівнем функціональної підготовленості, адаптаційними можливостями та станом відновлення [1,2,3]. Застосування уніфікованих програм тренувань далеко не завжди дає змогу не тільки розвивати, а й зберігати фізичні якості, і, у свою чергу, може призводити до перевантаження, зниження ефективності й збільшення ризику травматизму [4,5]. У цьому зв'язку все більш актуальним постає впровадження персоналізованих моделей тренувального процесу, що ґрунтуються на об'єктивних маркерах функціонального стану спортсмена [6,7]. Одним з найінформативніших таких маркерів є варіабельність серцевого ритму (BCR), яка відображає стан вегетативної регуляції серцево-судинної системи, рівень стресового впливу та відновлення організму [8]. Інтенсивність фізичних навантажень характеризує, наскільки сильно працює організм впродовж тренувальної сесії. Залежно від рівня інтенсивності, вони можуть по-різному впливати на організм і користь від них для здоров'я [9,10]. Аеробне тренування підвищує рівень фізичної підготовки за рахунок збільшення густини мітохондрій і покращення окиснення жирових кислот, що дає змогу спалювати більше калорій за хвилину тренування [1,11]. Слідуючи певній інтенсивності під час занять, можна підвищувати продуктивність і ефективність тренувань. Однак тривале перебування в зоні високої інтенсивності може підвищувати ризик серцево-судинних ускладнень, а тому дуже важливо, щоб спортсмен контролював інтенсивність своїх тренувань, для того, щоб вони були не лише ефективними, а й безпечними [12,13]. Найбільш поширеним фізіологічним показником є частота серцевих скорочень (ЧСС). Залежно від типу і тривалості вправи вона визначає ритм, і, відповідно, моніторинг тренувань і спортсменів часто базується саме на ній. На відміну від решти маркерів моніторингу [14], Концепція зон ЧСС передбачає оцінювання інтенсивності тренувань шляхом співвідношення відсотків максимальної частоти серцевих скорочень (HRmax) з рівнем навантаження [15,16]. Тобто, можна отримувати реальні показники інтенсивності тренувань в режимі реального часу. Однак простий моніторинг ЧСС не гарантує, що користувач завжди перебуватиме в межах встановленої зони інтенсивності тренувань. Згідно з дослідженнями, у деяких випадках, після того, як навантаження було знижено, ЧСС не завжди миттєво повертається до початкової точки, що підвищує ризик у пацієнтів із серцево-судинними захворюваннями [17,18]. Затримка у відповіді серця і є радше причиною для того, щоб брати до уваги потребу в розробці системи прогнозування ЧСС і тренувальної інтенсивності, яка попереджає користувача про те, що він наближається до межі зони інтенсивності тренувань.

Водночас, незважаючи на велику кількість досліджень, питання інтеграції показників BCR у системи персоналізації тренувального процесу, критеріїв для адаптації навантаження та оцінки їх ефективності для підвищення спортивних результатів,

залишаються недостатньо розкритими [2,19,20]. Це зумовлює необхідність наукового обґрунтування та розробки персоналізованих тренувальних моделей на основі аналізу варіабельності серцевого ритму.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Серед сучасних наукових напрямів особливою популярністю користується прогнозування частоти серцевих скорочень, персоналізація тренувань та оптимізація фізичної активності за допомогою носимих пристроїв і технологій машинного навчання. Так, у різних дослідженнях пропонуються моделі для прогнозування пульсу під час різних видів рухової активності, що відкриває можливість для створення індивідуальних рекомендацій як для користувачів систем фітнесу, так і для спортсменів. Наприклад, З. Чжу та його колеги розробили систему оптимізації тренувань, яка поєднує технології розпізнавання діяльності та прогнозування пульсу з метою покращення ефективності тренувального процесу [1]. У свою чергу, дослідження Х. Каянга та інших дослідників показало, що взаємодоповнюючі підходи, які поєднують різні моделі глибинного навчання та дані з носимих сенсорів, можуть досягати високої точності у наданні персоналізованих рекомендацій [2]. Також у низці досліджень, присвячених розгляду можливостей машинного навчання у діагностиці захворювань серця, наголошується на потенціалі предиктивних моделей у виявленні кардіоваскулярних ризиків та у підтримці прийняття лікарських рішень [3; 12].

Великий внесок у розвиток даної теми було зроблено дослідженнями з розпізнавання фізичної активності на основі глибинного навчання, що надають можливість надійно визначати тип рухової діяльності та слугують базою для подальшого точного прогнозування фізіологічних параметрів, зокрема частоти пульсу [4; 5]. В інших дослідженнях доведено, що варіабельність серцевого ритму (HRV) є чутливим індикатором фізичного навантаження, стресу та втоми, що робить її важливою складовою моделей адаптивного тренування [6–10]. Також показано, що персоналізовані рекомендації щодо фізичних вправ можуть бути ефективними для різних вікових груп, зокрема для людей літнього віку, де за допомогою машинного навчання можна враховувати унікальні особливості організму кожної людини [11]. Окремі дослідження показують, що врахування фізичних параметрів користувача, умов навколишнього середовища та показників виконуваних вправ може сприяти підвищенню точності прогнозу пульсу і дозволяє краще контролювати інтенсивність навантаження [13–17].

Завдяки розвитку носимих технологій з'явилися нові можливості для безперервного моніторингу функціонального стану організму, збору високоточних багатоканальних сенсорних даних і формування на їх основі комплексних моделей фізичної активності та серцево-судинної відповіді [18–20]. У сучасних роботах підкреслюється, що саме поєднання багатосенсорних даних, глибинних нейронних мереж і алгоритмів персоналізації дозволяє суттєво підвищити точність прогнозування показників серцевого ритму та їхню практичну значущість у спортивній підготовці, реабілітації та профілактиці перевантаження.

Проте, попри значний науковий прогрес, деякі важливі аспекти залишаються недостатньо вивченими. Зокрема, потребують подальших досліджень питання стабільності моделей за умов змінних середовищних факторів, універсальності алгоритмів для різних типів діяльності та рівнів фізичної підготовленості користувачів, а також інтеграції предиктивних моделей у практичні системи з оперативним зворотним зв'язком. Дещо недостатньо вивченими залишаються також питання довготривалої персоналізації, адаптації моделей до індивідуальних змін фізіологічного стану з часом та обґрунтованості меж тренувальних зон для різних категорій користувачів. Саме цим малодослідженим аспектам присвячене дане дослідження,

спрямоване на вдосконалення підходів до прогнозування серцевого ритму та оптимізації тренувального процесу на основі інтелектуальних технологій.

Метою даної статті є розгляд можливостей застосування індивідуальних моделей тренувального процесу на основі аналізу варіабельності серцевого ритму та прогнозування динаміки частоти серцевих скорочень у підвищенні ефективності, безпеки та індивідуалізації фізичних навантажень.

Завдання статті:

1. Провести огляд клінічних досліджень моніторингу фізичної активності та стану здоров'я пацієнтів згідно варіабельності серцевого ритму
2. Дослідити роль носимих пристроїв для забезпечення оптимального тренувального процесу на основі аналізу серцевого ритму.
3. Провести порівняння моделей машинного навчання для тренувального процесу на основі аналізу варіабельності серцевого ритму.

Результати

Взаємозв'язок фізичних параметрів пацієнтів та варіабельності серцевого ритму

Зв'язок між пульсом та такими змінними, як вік, стать і ступінь тренуваності, свідчить про те, що старіння і звички до фізичних вправ впливають на функціонування β_1 -адренорецепторів, що, у свою чергу, визначає пульс під час тренувань. Зокрема, зі старінням спостерігаються значні відмінності у пульсі під час поступового збільшення навантаження на велоергометр. Ці дані вказують на важливу роль віку, статі та ступеня тренуваності як для максимальної частоти серцевих скорочень, так і для відновлення після навантаження. Зокрема, молодший вік, більш високий рівень фізичної активності пов'язані з кращими показниками максимальної частоти серцевих скорочень і відновлення пульсу.

Махмуд Алі, Ахмед Абдельсаллам, Ахмед Расслан та Абдалла Рабі становили також значущий зв'язок між рівнем фізичної активності, часом, проведеним у малорухомомо стані, кардіореспіраторною підготовленістю та варіабельністю пульсу (HRV) у дітей [16]. Високі показники HRV, що є основним показником функції автономної нервової системи у регуляції серцевої діяльності, пов'язані з високим рівнем фізичної активності і кращою кардіореспіраторною підготовленістю.

Порівняння досліджень впливу тренувань різної інтенсивності на артеріальний тиск і судинну еластичність показало, що інтервальні тренування високої інтенсивності (HIIT) більш ефективні для зниження систолічного артеріального тиску (САТ), ніж тренування середньої інтенсивності (MIT), що свідчить про те, що інтенсивність вправ є важливим фактором, який визначає корисні серцево-судинні ефекти тренувань, у тому числі для нормалізації пульсу і контролю артеріального тиску [9,11]. Це важливо для розробки програм фізичної активності для дорослих середнього і старшого віку з артеріальною гіпертензією. Багато уваги приділяють впливу інтенсивності силових тренувань на пульс і серцево-судинне здоров'я. Виявлено, що у дорослих середнього і старшого віку інтенсивні силові тренування позитивно впливають на пульс у спокої, HRV і судинну еластичність [8,9]. Це свідчить про те, що такі тренування можуть позитивно впливати на функцію автономної нервової системи, що регулює діяльність серця, і таким чином потенційно знижувати ризик серцево-судинних захворювань.

Мотивом для цього дослідження є комплексний аналіз взаємозв'язків між станом серцево-судинної системи, рівнем фізичної активності і новими можливостями, які відкриваються у зв'язку з використанням технологій машинного навчання (ML). Серцево-судинні захворювання (ССЗ) є найбільшою причиною смерті у світі і значною мірою спричинені змінюваними факторами ризику, у тому числі низьким рівнем фізичної активності [18]. Традиційні методи контролю і прогнозування реакцій серця часто недостатньо враховують складний вплив індивідуальних фізичних характеристик

і параметрів тренувань, що обмежує можливості для розробки персоналізованих рекомендацій для підтримки здоров'я [17]. Метою є застосування сучасних алгоритмів машинного навчання для створення прогностичної моделі, що володіє вищою точністю і персоналізацією за рахунок урахування індивідуальних відмінностей і особливостей різних видів фізичних вправ. Планується порівняти моделі, що включають лінійну регресію, XGB-регресор, Lasso, RF-регресор, Ridge і багатошаровий перцептрон за допомогою метрик MAE, MSE, RMSE і R^2 для точного прогнозування пульсу. Використання даних з носимих пристроїв може допомогти створювати персоналізовані рекомендації, що мають потенціал для значного поліпшення ефективності програм оздоровлення, оптимізації спортивних тренувань, а також для підтримки клінічних рішень. Таким чином, проєкт робить корисний внесок у розвиток фізіології фізичних вправ і наук про здоров'я [18]. Нижче представлена зведена таблиця 1 на основі наведених клінічних досліджень.

Таблиця 1

Огляд клінічних досліджень моніторингу фізичної активності та стану здоров'я пацієнтів за допомогою носимих пристроїв

Дослідження	Дизайн (n)	Пристрій	Показники	Основні результати
Фізична активність і носимі пристрої	Проспективне когортне (16741)	Actigraph GT3X+	Кроки і інтенсивність	Зростання кількості кроків знижує смертність до ≈ 7500 крок/день
	SR/МА РКД (3646)	Різні трекери	Кроки, інтенсивність	Багатокомпонентні втручання ефективніші, ніж лише трекер
	SR/МА РКД (4203)	Різні трекери	Кроки, інтенсивність	Поєднання трекерів з консультаціями підвищує РА у пацієнтів з кардіометаболічними станами
	РКД (500)	Fitbit Alta/Inspire	Кроки, інтенсивність	Кращі результати при самостійному виборі цілей
	Умбрела-огляд (163992)	Різні трекери	Кроки, MVPA, вага	+1800 кроків/день; +6 хв MVPA; -1 кг, ефект ≥ 6 міс
Фібриляція передсердь	РКД (1001)	Kardia	1-відведення ECG	4-кратне зростання виявлення AF у ≥ 65 років
	РКД + когорта (2659)	Zio Patch	ECG	Більше діагнозів AF, призначень АС, вищий медичний фоллоу-ап
	Проспективне (419297)	Apple Watch	PPG	0,52% сповіщень; PPV = 0,84
	Когорта (187912)	Huawei/Honor	PPG	0,2% підозри AF; PPV = 91,6%

Дослідження	Дизайн (n)	Пристрій	Показники	Основні результати
	РКД (116)	Zio Patch	ECG	Вища діагностика АФ після інсульту/ТІА vs Холтер
	РКД (336)	SEEQ/CardioS TAT	ECG	+17,9% виявлення АФ за 30 днів
	РКД (856)	Zio Patch + BP	ECG + BP	10-разове зростання діагностики АФ; 75% – початок АС
Серцева недостатність	РКД (710)	ECG + BP	3-відв. ECG, BP	Телемоніторинг не зменшив смертність
	РКД (1437)	BP+HR монітор	HR, BP	Не зменшив повторні госпіталізації
	РКД (1571)	PhysioMem + BP	ECG, BP	Менше втрачених днів через CV події у певної підгрупи
	Проспективне (100)	Multisensor Patch	ECG, PA, імпеданс	ML прогнозував госпіталізацію за 6,5 дня з високою точністю
Кардіореабілітація	РКД (80)	Yorbody	Кроки, інтенсивність	Підвищення peak VO ₂ vs контроль
	РКД (162)	BioHarness 3	HR, RR, ECG, PA	Немає гірше за традиційну CR; нижча вартість
	РКД (300)	Mio Alpha + Actigraph	Інтенсивність PA, HR	Подібна ефективність до центральної CR; економічно доцільно
	РКД (30)	Fitbit Inspire	Кроки	Поліпшення 6MWD і сили у пацієнтів з HF і крихкістю
Захворювання периферичних артерій	РКД (119)	StepWatch	Щоденна кількість кроків та інтенсивність активності	Домашня програма ефективна як стаціонарна
	РКД (194)	Caltrac	Одиниці активності	Поліпшення PA і стану
	РКД (200)	Fitbit Zip	Щоденна кількість кроків	Без відчутної переваги
	РКД (305)	Акселерометр	Одиниці активності	Висока інтенсивність ефективніша

Примітка: РКД – рандомізоване контрольоване дослідження

Джерело: систематизовано на основі [1,5,18]

Роль носимих пристроїв для забезпечення оптимального тренувального процесу на основі аналізу серцевого ритму

Результати великої кількості когортних досліджень свідчать про те, що рівень щоденної фізичної активності надзвичайно важливий для здоров'я і тривалості життя.

Так, в одному з таких досліджень за участю 16 741 жінки похилого віку, було виявлено обернену залежність між кількістю кроків, зроблених за день (виміряною за допомогою акселерометра) та загальною смертністю: більше щоденних кроків – нижчий ризик смерті, причому максимум ефекту спостерігався приблизно на рівні 7500 кроків на добу. Ще одне багаторічне дослідження із програми “All of Us”, яке аналізувало дані з комерційних носимих пристроїв у поєднанні з електронними медичними записами, теж показало зв'язок між рівнем активності та загрозою розвитку хронічних захворювань. Вибірка становила 6042 учасники (5,9 млн людино-днів спостережень), і вищі рівні щоденних кроків асоціювалися з меншим ризиком гіпертензії, діабету, ожиріння та апное уві сні. Беручи до уваги, що велика частина дорослого населення не є досить фізично активною, це має велике значення з позиції громадського здоров'я [18].

Станом на зараз збільшується кількість рандомізованих контрольованих досліджень про ефективність використання носимих трекерів активності у різних популяціях. Загалом, дослідження показують, що внесення таких пристроїв у програми втручання може підвищити рівень фізичної активності на близько 1800 кроків на добу, збільшити час ходьби приблизно на 40 хвилин, а також покращити результати за активністю помірної та високої інтенсивності на 6 хвилин на день. Такі втручання також асоціюються з середньою втратою ваги близько 1 кг. Однак на інші клінічні показники (артеріальний тиск, ліпідний профіль, рівень HbA1c) та якість життя вплив, як правило, є невеликим і не завжди значущим статистично, можливо, через необхідність довшого часу спостереження для прояву віддалених ефектів.

Огляди різних досліджень свідчать про широке різноманіття способів застосування носимих пристроїв. Наприклад, деякі втручання використовують повністю автоматизовану систему, яка передає дані про активність до онлайн-платформи та генерує щоденні індивідуалізовані рекомендації, тоді як в інших моделях носимі пристрої поєднуються з консультуванням, груповими чи індивідуальними сесіями. Втручання, що включають кілька компонентів (наприклад, носимі пристрої та консультування), є більш ефективними, ніж лише використання самих пристроїв. Систематичні огляди, спрямовані на хворих з кардіометаболічними порушеннями, показують, що саме поєднання носимих пристроїв та регулярних контактів з лікарем дає найкращі результати у збільшенні фізичної активності.

Використання поведінкових стратегій, зокрема персоналізованих текстових повідомлень, ігрових елементів чи адаптивних втручань у реальному часі, також може підвищити ефективність носимих технологій. У цьому контексті поєднання даних про активність та про варіабельність серцевого ритму відкриває нові можливості перед створенням персоналізованих моделей тренувань. Аналіз варіабельності серцевого ритму дає змогу визначити стан автономної регуляції серцево-судинної системи, рівень впливу стресу та відновлення, що є важливими для індивідуального дозування фізичних навантажень. Поєднання сучасних носимих пристроїв, методів машинного навчання та персоналізованої інтерпретації фізіологічних сигналів створює основу для розроблення інтелектуальних моделей тренувань, які можуть адаптувати інтенсивність і тип навантажень відповідно до поточного стану людини. Такі системи можуть допомогти вдосконалити спортивні тренування, запобігти перевантаженню, підтримати кардіоваскулярне здоров'я та підвищити ефективність оздоровчих програм, що є важливим у контексті старіння населення та поширення хронічних захворювань.

Застосування моделей машинного навчання для тренувального процесу на основі аналізу варіабельності серцевого ритму

Інноваційні ідеї концепції Healthcare 5.0 відкривають нові горизонти можливостей для покращення життя людей, зокрема літніх, шляхом мінімізації впливу вікових змін на якість життя, а також підтримки їх активності і незалежності. У цьому контексті проєкт Active3 спрямований на розробку інтегрованої системи, що поєднує тренування

на велотренажері і когнітивні ігри у середовищі віртуальної реальності. Такий підхід сприяє не лише стимуляції регулярної фізичної активності, а й соціальній взаємодії, що може знизити ризики ізоляції та зниження когнітивних функцій.

У своїй статті Атієх Махру, Віра Коломбо, Даніеле Споладоре та Марко Сакко представили алгоритм машинного навчання для персоналізації навантаження під час велоергометричних тренувань з метою надання безпечного, але достатнього інтенсивного кардіотренування [11]. Алгоритм використовує дані з портативних датчиків частоти серцевих скорочень (ЧСС) користувача, а також інформацію про рівень фізичного навантаження для прогнозування реакції серцево-судинної системи і динамічного регулювання тренувального навантаження. Такий підхід дозволяє створювати індивідуальні тренувальні програми відповідно до фізіологічного стану людини, забезпечуючи персоналізовану і контрольовану фізичну активність без необхідності постійного клінічного нагляду. Розроблена модель використовує лінійну регресію, що враховує показники ЧСС, навантаження на велоергометр, а також індивідуальні характеристики користувача. Це дозволяє встановити залежність між тренувальним навантаженням і серцевою реакцією організму та побудувати просту і ефективну модель адаптивного управління інтенсивністю вправ. Модель була перевірена на наборі даних, отриманому в результаті попередніх досліджень серед людей похилого віку, які включали показники ЧСС у стані спокою і при виконанні вправ, навантаження на велоергометр, а також вік, стать, масу тіла і зріст користувачів. Це дозволило авторам оцінити вплив індивідуальних характеристик на ефективність персоналізації тренувального процесу.

Модель прогнозування частоти серцевих скорочень

Для оптимізації різних типів тренувань використовують дані серцевого ритму. Модель розпізнавання активності робить прогноз щодо серцевого ритму після навантаження. На наступному етапі робиться прогноз щодо оптимізації тренувань. У дослідженні Зетао Чжу та колег представлено архітектуру моделі прогнозування ЧСС [1]. Модель складається з одного LSTM-шару і трьох повнозв'язаних шарів. Для запобігання перенавчанню в модель також було додано шари Dropout та регуляризацию ваг. Вхідними даними для LSTM є двовимірна матриця: у першому вимірі розташовані показники ЧСС, сигнали з тривісного акселерометра та датчика гравітації, у другому – часова послідовність цих вимірів. Таким чином, мережа отримує інформацію про зміни у роботі серця, рухову активність та положення тіла у просторі під час виконання фізичних вправ. Наступні повнозв'язані шари відповідають за перетворення вихідних даних LSTM до бажаного формату прогнозу.

Загальна кількість параметрів, що навчаються, у мережі становить 11 651, а для оптимізації навчального процесу використовується алгоритм Adam. Як функцію втрат обрано середню абсолютну відсоткову помилку (MAPE), що є популярним показником для вимірювання точності прогнозів. Вона визначається як:

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|, \quad (1)$$

де A_t – це фактичні значення, F_t – прогнозовані значення, а n – кількість спостережень.

Таким чином ми отримуємо відносну помилку прогнозу у відсотках.

Для підвищення точності були розроблені окремі моделі для різних типів активностей – ходьби, бігу та стрибків через скакалку. Такий підхід дозволив детальніше врахувати фізіологічні реакції організму на різні види навантажень [1,2,11]. Отже, точність прогнозування склала 96,24% для ходьби, 97,71% для бігу та 94,22% для стрибків, що свідчить про ефективність запропонованого підходу.

Сценарій оптимізації тренувального процесу

Сценарій оптимізації тренувань побудований на комбінації моделі розпізнавання виду діяльності, моделі прогнозування ЧСС і системи сповіщень Android. Користувач

вводить свій вік і бажану цільову зону частоти серцевих скорочень перед початком тренування. Під час виконання вправ додаток збирає сенсорні дані; модель розпізнає тип активності, що дає змогу подальшого детального аналізу тренувального процесу [5].

Після цього, залежно від визначеного типу активності, запускається відповідна модель прогнозування ЧСС, яка отримує сенсорні дані в реальному часі і формує прогноз частоти серцевих скорочень. Якщо отримані прогнозні значення виходять за межі індивідуально встановленої користувачем безпечної зони, автоматично надсилається сповіщення на мобільний телефон. Це дає можливість своєчасно відрегулювати інтенсивність навантаження, уникнути перевантаження та забезпечити більш безпечний і персоналізований тренувальний процес.

Дискусія

Серед сучасних наукових напрямів особливою популярністю користується прогнозування частоти серцевих скорочень, персоналізація тренувань та оптимізація фізичної активності за допомогою носимих пристроїв і технологій машинного навчання. Так, у різних дослідженнях пропонуються моделі для прогнозування пульсу під час різних видів рухової активності, що відкриває можливість для створення індивідуальних рекомендацій як для користувачів систем фітнесу, так і для спортсменів. Наприклад, З. Чжу та його колеги розробили систему оптимізації тренувань, яка поєднує технології розпізнавання діяльності та прогнозування пульсу з метою покращення ефективності тренувального процесу [1]. У свою чергу, дослідження Х. Каянга та інших дослідників показало, що взаємодоповнюючі підходи, які поєднують різні моделі глибинного навчання та дані з носимих сенсорів, можуть досягати високої точності у наданні персоналізованих рекомендацій [2]. Також у низці досліджень, присвячених розгляду можливостей машинного навчання у діагностиці захворювань серця, наголошується на потенціалі предиктивних моделей у виявленні кардіоваскулярних ризиків та у підтримці прийняття лікарських рішень [3; 12].

Великий внесок у розвиток даної теми було зроблено дослідженнями з розпізнавання людської діяльності на основі глибинного навчання, що надають можливість надійно визначати тип рухової діяльності та слугують базою для подальшого точного прогнозування фізіологічних параметрів, зокрема частоти пульсу [4; 5]. В інших дослідженнях доведено, що варіабельність серцевого ритму (HRV) є чутливим індикатором фізичного навантаження, стресу та втоми, що робить її важливою складовою моделей адаптивного тренувального наставництва [6–10]. Також показано, що персоналізовані рекомендації щодо фізичних вправ можуть бути ефективними для різних вікових груп, зокрема для людей літнього віку, де за допомогою машинного навчання можна враховувати унікальні особливості організму кожної людини [11]. Окремі дослідження показують, що врахування фізичних параметрів користувача, умов навколишнього середовища та показників виконуваних вправ може сприяти підвищенню точності прогнозу пульсу і дозволяє краще контролювати інтенсивність навантаження [13–17].

Завдяки розвитку носимих технологій з'явилися нові можливості для безперервного моніторингу функціонального стану організму, збору високоточних багатоканальних сенсорних даних і формування на їх основі комплексних моделей фізичної активності та серцево-судинної відповіді [18–20]. У сучасних роботах підкреслюється, що саме поєднання багатосенсорних даних, глибинних нейронних мереж і алгоритмів персоналізації дозволяє суттєво підвищити точність прогнозування показників серцевого ритму та їхню практичну значущість у спортивній підготовці, реабілітації та профілактиці перевантаження.

Проте, попри значний науковий прогрес, деякі важливі аспекти залишаються недостатньо вивченими. Зокрема, потребують подальших досліджень питання стабільності моделей за умов змінних факторів середовища, універсальності алгоритмів

для різних типів діяльності та рівнів фізичної підготовленості користувачів, а також інтеграції предиктивних моделей у практичні системи з оперативним зворотним зв'язком. Деяко недостатньо вивченими залишаються також питання довготривалої персоналізації, адаптації моделей до індивідуальних змін фізіологічного стану з часом та обґрунтованості меж тренувальних зон для різних категорій користувачів. Саме цим малодослідженим аспектам присвячене дане дослідження, спрямоване на вдосконалення підходів до прогнозування серцевого ритму та оптимізації тренувального процесу на основі інтелектуальних технологій.

Висновки

За підсумками проведеного дослідження узагальнено наукові погляди на використання варіабельності серцевого ритму як інформативного маркера фізіологічного стану організму та дієвого інструменту персоналізації тренувального процесу. Показано, що аналіз HRV у комбінації з прогнозуванням динаміки частоти серцевих скорочень дає можливість більш точно оцінювати адаптаційний ресурс серцево-судинної системи, своєчасно виявляти перевантаження та знижувати ризики несприятливих кардіоваскулярних реакцій у процесі фізичної активності. Доведено, що використання фізіологічних показників у комбінації з технологіями машинного навчання дає можливість підвищити точність контролю інтенсивності тренувань і сприяє індивідуалізації навантажень залежно від віку, рівня підготовки та функціональних можливостей користувача.

Аналіз наукових джерел підтвердив перспективність носимих сенсорних пристроїв як доступного та технологічно зручного інструменту моніторингу стану серцевого ритму та рухової активності, що відкриває нові можливості не лише для спортивного тренування, а й для профілактики порушень здоров'я. Результати порівняння сучасних моделей машинного навчання свідчать про можливість їх застосування для прогнозування показників серцевої діяльності (та адаптації тренувального процесу у режимі реального часу). Узгоджуючи отримані результати з метою власного дослідження, можна наголосити, що робота над персоналізованими моделями тренувань на основі HRV – це перспективний напрямок розвитку систем підтримки корисної рухової активності та реабілітації.

Перспективи подальших досліджень у зазначеному напрямку: – розширення емпіричної бази досліджень за рахунок різних вікових, клінічних, функціональних груп користувачів; удосконалення алгоритмів машинного навчання з урахуванням багатофакторного впливу фізіологічних і зовнішніх параметрів; інтеграція HRV-моделей з мультисенсорними платформами та системами телемедицини тощо. Необхідні подальші розробки адаптивних тренувальних систем, котрі можуть самостійно коригувати навантаження залежно від короткочасних і довгострокових змін стану організму. Це сприятиме безпеці, ефективності та персоналізації тренувального процесу у сучасній цифровій медицині та за допомогою смарт-технологій для здоров'я.

Список використаних джерел

1. A Fitness Training Optimization System Based On Heart Rate Prediction Under Different Activities / Z. Zhu et al. *Methods*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ymeth.2022.06.006>.
2. A Hybrid Approach to Modeling Heart Rate Response for Personalized Fitness Recommendations Using Wearable Data / H. Kayange et al. *Electronics*. 2024. Vol. 13, no. 19. P. 3888. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics13193888>.
3. Analysis of Machine Learning Techniques for Prediction of Cardiac Diseases / A. Gupta et al. *Procedia Computer Science*. 2025. Vol. 259. P. 1937–1946. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.04.149>.

4. Deep learning and model personalization in sensor-based human activity recognition / A. Ferrari et al. *Journal of Reliable Intelligent Environments*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/s40860-021-00167-w>.
5. Deep Learning in Human Activity Recognition with Wearable Sensors: A Review on Advances / S. Zhang et al. *Sensors*. 2022. Vol. 22, no. 4. P. 1476. URL: <https://doi.org/10.3390/s22041476>.
6. Detecting driver fatigue using heart rate variability: A systematic review / K. Lu et al. *Accident Analysis & Prevention*. 2022. Vol. 178. P. 106830. URL: <https://doi.org/10.1016/j.aap.2022.106830>.
7. Dobrokhvalov M. O., Filatov A. Y. Personalization of convolutional neural networks within the stress detection task using heart rate variability data. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*. 2023. Vol. 23, no. 6. P. 1178–1186. URL: <https://doi.org/10.17586/2226-1494-2023-23-6-1178-1186>.
8. Early targeted heart rate aerobic exercise versus placebo stretching for sport-related concussion in adolescents: a randomised controlled trial / J. J. Leddy et al. *The Lancet Child & Adolescent Health*. 2021. Vol. 5, no. 11. P. 792–799. URL: [https://doi.org/10.1016/s2352-4642\(21\)00267-4](https://doi.org/10.1016/s2352-4642(21)00267-4).
9. Effects of Resistance Training Intensity on Heart Rate Variability at Rest and in Response to Orthostasis in Middle-Aged and Older Adults / L. L.-C. Lin et al. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2022. Vol. 19, no. 17. P. 10579. URL: <https://doi.org/10.3390/ijerph191710579>.
10. Heart rate variability / B. Dhananjay et al. *Advanced Methods in Biomedical Signal Processing and Analysis*. 2023. P. 31–59. URL: <https://doi.org/10.1016/b978-0-323-85955-4.00015-6>.
11. Leveraging Machine Learning for Physical Exercise Recommendation Based on Heart Rate: Older Adults Personalized Training / A. Mahroo et al. 2024 IEEE 8th Forum on Research and Technologies for Society and Industry Innovation (RTSI), Milano, Italy, 18–20 September 2024. 2024. P. 73–78. URL: <https://doi.org/10.1109/rtsi61910.2024.10761362>.
12. Machine Learning-Based Predictive Models for Detection of Cardiovascular Diseases / A. Ogunpola et al. *Diagnostics*. 2024. Vol. 14, no. 2. P. 144. URL: <https://doi.org/10.3390/diagnostics14020144>.
13. Modeling personalized heart rate response to exercise and environmental factors with wearables data / A. Nazaret et al. *npj Digital Medicine*. 2023. Vol. 6, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00926-4>.
14. Ni J., Muhlstein L., McAuley J. Modeling Heart Rate and Activity Data for Personalized Fitness Recommendation. *The World Wide Web Conference, San Francisco, CA, USA*, 13–17 May 2019. New York, New York, USA, 2019. URL: <https://doi.org/10.1145/3308558.3313643>.
15. Predictive Modeling of Heart Rate Dynamics based on Physical Characteristics and Exercise Parameters: A Machine Learning Approach / M. Ali et al. *International Journal of Physical Education, Fitness and Sports*. 2024. P. 1–14. URL: <https://doi.org/10.54392/ijpefs2421>.
16. Predictive Modeling of Heart Rate Dynamics based on Physical Characteristics and Exercise Parameters: A Machine Learning Approach / M. Ali et al. *International Journal of Physical Education, Fitness and Sports*. 2024. P. 1–14. URL: <https://doi.org/10.54392/ijpefs2421>.
17. Randomized controlled trial of early aerobic exercise following sport-related concussion: Progressive percentage of age-predicted maximal heart rate versus usual care / M. G. Hutchison et al. *PLOS ONE*. 2022. Vol. 17, no. 12. P. e0276336. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0276336>.

18. Wearable Devices in Cardiovascular Medicine / A. Hughes et al. *Circulation Research*. 2023. Vol. 132, no. 5. P. 652–670. URL: <https://doi.org/10.1161/circresaha.122.322389>.
19. Wearable sensors for activity monitoring and motion control: A review / X. Wang et al. *Biomimetic Intelligence and Robotics*. 2023. P. 100089. URL: <https://doi.org/10.1016/j.birob.2023.100089>.
20. Zhang F. Heart Rate Estimation in Sports Based on Multi-Sensor Data for Sports Intensity Prediction. *International Journal of Distributed Systems and Technologies*. 2022. Vol. 13, no. 3. P. 1–12. URL: <https://doi.org/10.4018/ijdst.307990>.