



## **ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В ОСВІТІ**

УДК 004.8:796.015.8

**DOI** <https://doi.org/10.5281/zenodo.16757490>

### **Персоналізовані алгоритми дозування оздоровчо-рекреаційної рухової активності на основі машинного навчання та польових фізіологічних даних**

**Борисюк Степан Юхимович,**

Заслужений тренер України, професор кафедри

«Освітні, педагогічні технології»,

Заклад вищої освіти «Академія рекреаційних технологій і права», Україна,

<https://orcid.org/0000-0002-1718-8236>

**Смаль Ярослав Анатолійович,**

кандидат педагогічних наук, доцент, доцент кафедри

«Освітні, педагогічні технології»,

Заклад вищої освіти «Академія рекреаційних технологій і права»,

Україна, <https://orcid.org/0000-0003-3997-0277>

**Іщук Наталія Миколаївна,**

викладач кафедри «Освітні, педагогічні технології»,

Заклад вищої освіти «Академія рекреаційних технологій і права»,

Україна, <https://orcid.org/0009-0009-1563-7788>

**Прийнято: 14.07.2025 | Опубліковано: 31.07.2025**



**Анотація.** Актуальність дослідження зумовлено зростанням потреби у впровадженні індивідуалізованих практик організації рухової активності, що враховують фізіологічні особливості, рівень підготовленості та адаптаційні реакції людського організму. **Мета** дослідження полягає у науковому обґрунтуванні та розробленні персоналізованих алгоритмів дозування оздоровчо-рекреаційної рухової активності, заснованих на методах машинного навчання та комплексному аналізі польових фізіологічних показників з метою підвищення безпечності та результативності тренувальних процесів. **Методологія** дослідження охоплює аналіз сучасних наукових засад персоналізації рухової активності, систематизацію фізіологічних показників (ЧСС, HRV,  $VO_{2max}$ ,  $SpO_2$ , рівень лактату), використання методів регресійного аналізу, кластеризації та нейронних мереж для моделювання індивідуальних реакцій організму, зокрема впровадження концептуальної моделі з інтеграцією даних у реальному часі. **Результати.** Виявлено основні залежності між фізіологічними маркерами та ефективністю оздоровчих програм, створено базову модель персоналізованого алгоритму дозування, здатного динамічно адаптувати навантаження відповідно до стану користувача. Доведено, що використання таких алгоритмів підвищує точність визначення тренувальних зон, зменшує ризик перевантаження та сприяє стабільному прогресу фізичних показників. Наукова новизна дослідження полягає у створенні моделі, що поєднує методи машинного навчання з польовими фізіологічними даними для формування персоналізованих тренувальних стратегій. Встановлено ефективність комбінованого використання HRV, ЧСС та показників відновлення для прогнозування індивідуальної готовності до навантаження. **Висновки.** Підтверджено, що персоналізовані алгоритми дозування навантаження здатні оптимізувати процес оздоровчо-рекреаційної діяльності, забезпечуючи баланс між ефективністю та



*безпечністю. Виявлено проблеми, пов'язані з недостатньою точністю сенсорів, відсутністю стандартів збирання даних і слабкою інтеграцією алгоритмів у практику фітнес-центрів. Перспективи подальших досліджень пов'язані з удосконаленням гібридних моделей, розширенням баз даних для навчання алгоритмів, підвищенням точності сенсорних технологій, стандартизацією методик та впровадженням хмарних платформ для довгострокового прогнозування ефективності тренувальних програм.*

***Ключові слова:** індивідуалізація тренувального процесу, варіабельність серцевого ритму, прогнозування адаптації, оптимізація навантажень, рекреаційні програми.*

## **Personalized dosing algorithms for health-promoting recreational physical activity based on machine learning and field physiological data**

**Stepan Borysiuk,**

Honored Coach of Ukraine, Professor of the Department Educational and Pedagogical Technologies, Higher Education Institution «Academy of Recreational Technologies and Law», Ukraine,  
<https://orcid.org/0000-0002-1718-8236>

**Yaroslav Smal,**

Candidate of Pedagogical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department Educational, Pedagogical Technologies, Higher Education Institution «Academy of Recreational Technologies and Law», Ukraine,  
<https://orcid.org/0000-0003-3997-0277>



**Nataliia Ishchuk,**

Teacher of the Department Educational, Pedagogical Technologies, Higher Education Institution «Academy of Recreational Technologies and Law», Ukraine,  
<https://orcid.org/0009-0009-1563-7788>

**Abstract.** *The relevance of the study is due to the growing need to implement individualized approaches to the organization of physical activity, taking into account the physiological characteristics, level of fitness and adaptive reactions of the human body. The **purpose** of the study is to scientifically substantiate and develop personalized algorithms for dosing recreational physical activity, based on machine learning methods and a comprehensive analysis of field physiological indicators, to increase the safety and effectiveness of training processes. The **research methodology** includes an analysis of modern scientific approaches to personalizing physical activity, systematization of physiological indicators (heart rate, HRV,  $VO_2max$ ,  $SpO_2$ , lactate level), the use of regression analysis, clustering and neural networks to model individual body reactions, as well as the development of a conceptual model with real-time data integration. **Results.** Key relationships between physiological markers and the effectiveness of health programs were identified, and a basic model of a personalized dosing algorithm was created, capable of dynamically adapting the load according to the user's condition. It was proven that the use of such algorithms increases the accuracy of determining training zones, reduces the risk of overload and promotes stable progress in physical indicators. The scientific novelty of the study lies in the development of a model that combines machine learning methods with field physiological data to form personalized training strategies. The effectiveness of the combined use of HRV, heart rate and recovery indicators for predicting individual readiness for load was established. **Conclusions.** It was confirmed that personalized load dosing algorithms can optimize the process of health and*



*recreation activities, ensuring a balance between efficiency and safety. Problems associated with insufficient sensor accuracy, lack of data collection standards and weak integration of algorithms into the practice of fitness centers were identified. Prospects for further research are related to improving hybrid models, expanding databases for training algorithms, increasing the accuracy of sensor technologies, standardizing methods, and implementing cloud platforms for long-term prediction of the effectiveness of training programs.*

**Keywords:** *individualized training process; heart rate variability; adaptation prediction; workload optimization; recreational programs.*

**Постановка проблеми.** Проблематика персоналізації оздоровчо-рекреаційної рухової активності набуває особливого значення в умовах зростання потреби населення у підвищенні рівня фізичного та психоемоційного комфорту. Традиційні практики розрахування навантажень, що ґрунтуються на узагальнених нормативах та типовій методиці тренувань, не завжди враховують індивідуальні особливості організму, рівень підготовленості, функціональний стан та реакцію на фізичне навантаження. Це обмежує ефективність оздоровчих програм та знижує їхню адаптивність до конкретних потреб людини. Сучасні тенденції у сфері рекреації та фітнесу зумовлюють необхідність створення інтелектуальних систем, здатних динамічно коригувати інтенсивність і тривалість рухової активності на основі об'єктивних даних про стан організму, що фіксуються за допомогою польових фізіологічних вимірювань. Інтеграція машинного навчання у розроблення персоналізованих алгоритмів дозування дає змогу виявляти приховані залежності між фізіологічними показниками, параметрами тренувального навантаження та досягнутими оздоровчими результатами. Це сприяє формуванню індивідуальних програм рухової активності, що оптимізують розвиток витривалості, сили, гнучкості та інших важливих



фізичних якостей, одночасно запобігаючи перенавантаженню та ризикам травматизму. Актуальність дослідження полягає у розробленні методології поєднання теоретичних засад фітнесу та рекреації з сучасними цифровими технологіями оброблення даних, що створює підґрунтя для формування нових стандартів індивідуалізованої фізичної активності. Практична цінність зумовлена можливістю застосування таких алгоритмів у спортивно-оздоровчих центрах, реабілітаційних програмах та фітнес-індустрії, що сприятиме підвищенню ефективності та безпечності рухової активності для людей різного віку.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Аналіз сучасних досліджень щодо персоналізованих алгоритмів дозування оздоровчо-рекреаційної рухової активності на основі машинного навчання та польових фізіологічних даних засвідчив наявність чотирьох взаємопов'язаних наукових напрямів. Перший напрям зосереджено на створенні моделей персоналізованих рекомендацій, що враховують динаміку фізіологічних показників та поведінкових патернів користувачів. Дослідники П. Ляо зі співавторами (P. Liao et al.) [1] запропонували алгоритм Personalized HeartSteps на основі підкріплювального навчання, що оптимізує фізичну активність шляхом адаптивної генерації рекомендацій у режимі реального часу. Науковці М. Абдулазіз зі співавторами (M. Abdulaziz et al.) [2] описують застосування послідовних даних для побудови персоналізованих фітнес-рекомендацій у мобільних застосунках. Учені С. Філі зі співавторами (C. Feely et al.) [3] аналізують тренувальні практики марафонців, створюючи моделі персоналізованих тренувальних програм на основі індивідуальних характеристик та історії активності. Автори С. Ганваткар, А. Канкангаллі та В. Раджан (S. Ghanvatkar, A. Kankanhalli & V. Rajan) [4] систематизують користувацькі моделі для персоналізованих фізичних втручань, наголошуючи на ролі контекстних даних у підвищенні точності



рекомендацій. Подальші дослідження мають бути зосереджені на вдосконаленні практик інтеграції даних у реальному часі з багатовимірними сенсорними вимірюваннями.

Другий напрям пов'язаний із використанням методів машинного навчання та глибинних нейронних мереж для прогнозування рівня фізичної активності та визначення оптимальних параметрів дозування. Дослідники С. Лі та М. Кан (S. Lee & M. Kang) [5] пропонують метод на основі прогнозування участі у рекреаційній активності, що ґрунтується на аналізі поведінкових даних та соціально-демографічних чинників. Науковці А. Чаттерджі зі співавторами (A. Chatterjee et al.) [6] використовують комбінацію алгоритмів машинного навчання та онтологічного моделювання для моніторингу рівня активності та формування персоналізованих рекомендацій. Вчені І. Ву зі співавторами (Y. Wu et al.) [7] інтегрували інтелектуальну систему та велотренажери, що дало змогу досягати персоналізованої інтенсивності навантажень шляхом оброблення даних у реальному часі. Автори С. Ван, З. Лі та Х. Ву (X. Wang, Z. Li & H. Wu) [8] створили систему персоналізованих рекомендацій вживання харчових добавок для підвищення ефективності тренувань, використовуючи алгоритми машинного навчання та метод енумерації. Дослідження в цьому напрямі мають ґрунтуватися на поєднанні глибинного навчання з багатовимірними даними про стан серцево-судинної системи та рівень втоми для побудови високоточних програм навантажень.

Третій напрям охоплює розроблення платформ і сервісів з персоналізованими програмами фізичної активності, що інтегрують технології Інтернету речей (IoT) та штучного інтелекту. Дослідники А. Жен та С. Ван (A. Zhen & X. Wang) [9] створили систему рекомендацій для курсів фізичного виховання на основі глибинного навчання та IoT, що сприяє формуванню індивідуалізованих траєкторій активності з урахуванням рівня



підготовки користувачів. Науковці С. Альсарії зі співавторами (S. Alsareii et al.) [10] пропонують модель моніторингу та класифікації фізичної активності за допомогою алгоритмів машинного навчання, що може бути інтегровано у персоналізовані тренувальні програми. Вчені А. Чаттерджі зі співавторами (A. Chatterjee et al.) [11] застосовують глибинне навчання та онтологію для створення автоматизованих рекомендацій у системах eCoaching. Розв'язання цих питань доцільно зосередити на вдосконаленні взаємодії між сенсорними системами та платформами для підвищення точності даних та їхнього адаптивного оброблення.

Четвертий напрям охоплює впровадження адаптивних цифрових асистентів та інтелектуальних рішень для формування здорового способу життя та підвищення мотивації до фізичної активності. Дослідники С. Ванделанотт зі співавторами (C. Vandelanotte et al.) [12] описують формат гіперперсоналізованих mHealth-втручань за допомогою цифрового асистента, що використовує алгоритми машинного навчання для динамічної підтримки активності. Автори А. Чаттерджі зі співавторами (A. Chatterjee et al.) [13] пропонують метаевристичну практику на основі ШІ та семантичних онтологій для персоналізованого eCoaching та рекомендацій щодо здорового способу життя. Дослідження у цьому напрямі мають бути зосереджені на розробленні гібридних моделей, що поєднують сенсорні дані, контекстну інформацію та поведінкові моделі, забезпечуючи повну адаптацію до потреб користувача.

Загалом проведений аналіз доводить, що сучасні дослідження виявляють значний потенціал використання машинного навчання, глибинних інструментів та сенсорних технологій для персоналізації програм оздоровчо-рекреаційної активності. Водночас залишається актуальним питання інтеграції багатовимірних польових фізіологічних даних, що дасть



можливість формувати більш універсальні та адаптивні моделі тренувальних стратегій.

**Виділення невіршених раніше частин загальної проблеми.** Попри значні досягнення у вивченні оздоровчо-рекреаційної рухової активності, залишаються нерозв'язаними питання, пов'язані з індивідуалізацією тренувальних програм та точним дозуванням навантажень для різних груп населення. Сучасні методики здебільшого спираються на узагальнені норми, що не враховують варіативність фізіологічних реакцій та адаптаційних процесів організму. Недостатньо дослідженими є можливості інтеграції машинного навчання для прогнозування ефективності та безпечності фізичних навантажень, зокрема взаємозв'язки між основними фізіологічними показниками та довгостроковими результатами програм фітнесу і рекреації. Водночас наявні такі перешкоди: обмежена якість польових даних, відсутність стандартизованих практик їхньої систематизації та складність впровадження персоналізованих алгоритмів у реальну практику. Дослідження спрямоване на заповнення цих прогалів шляхом аналізу сучасних засад розрахування рухової активності, визначення потенціалу машинного навчання та створення концептуальної моделі персоналізованих алгоритмів. Використання новітніх методів аналітики дасть змогу поглибити розуміння взаємозв'язків між фізіологічними маркерами та ефективністю тренувальних програм, тоді як розроблення моделі з інтеграцією польових даних буде практичним інструментом для підвищення безпечності та результативності оздоровчо-рекреаційної діяльності.

**Формулювання цілей статті (визначення завдання).** Мета статті полягає у науковому обґрунтуванні та створенні персоналізованих алгоритмів дозування оздоровчо-рекреаційної рухової активності на основі машинного навчання та аналізу польових фізіологічних даних для підвищення ефективності та безпечності тренувальних програм.



Для досягнення мети дослідження сформульовано такі завдання:

1. Дослідити сучасні методи організації та дозування оздоровчо-рекреаційної активності з урахуванням фізіологічних особливостей та взаємозв'язків базових показників ефективності.

2. Визначити потенціал машинного навчання для персоналізації навантажень, прогнозування адаптаційних реакцій і подолання перешкод впровадження алгоритмічних рішень.

3. Розробити модель персоналізованих алгоритмів дозування на основі інтеграції польових фізіологічних даних і технологій машинного навчання.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Сучасні практики організації та дозування оздоровчо-рекреаційної рухової активності спрямовані на оптимізацію фізичних навантажень з урахуванням індивідуальних потреб різних верств населення. Традиційні моделі, що ґрунтувалися на стандартизованих нормах, поступово трансформуються у гнучкі системи, орієнтовані на конкретні фізіологічні показники та реакції організму. Вік, рівень підготовленості, наявність хронічних захворювань і психоемоційний стан визначають допустиму інтенсивність і тривалість навантажень. У практичних програмах оздоровчої фізкультури та фітнесу дедалі ширше застосовується поетапне моделювання вправ, що дає змогу в режимі реального часу оцінювати вплив навантаження на серцево-судинну, дихальну та м'язову системи.

Для молоді найефективнішими вважаються високоінтенсивні інтервальні тренування з поєднанням бігу, вправ з власною вагою та силових комплексів, спрямованих на розвиток кардіореспіраторної витривалості та м'язової сили. У дорослих осіб перевага надається комбінації силових і аеробних навантажень, де важливим є контроль варіабельності серцевого ритму (Heart Rate Variability, HRV) та часу відновлення. Людям старшого віку рекомендовано виконувати помірні вправи на гнучкість та рухливість



суглобів (пілатес або скандинавську ходьбу) з регулярним моніторингом артеріального тиску та пульсу. Для осіб із хронічними станами програми формуються на основі медичних показників та результатів функціональних тестів, що сприяє безпечному підвищенню фізичної активності. Використання таких індивідуалізованих практик довело свою ефективність у зниженні ризику гіподинамії, покращенні фізичної форми, підвищенні психологічного комфорту та мотивації учасників програм, зокрема у профілактиці перевтоми та збереженні довгострокових позитивних результатів.

Технології машинного навчання активно змінюють засади персоналізації фізичних навантажень, створюючи умови для точного прогнозування реакцій організму та підвищення ефективності оздоровчо-рекреаційних програм. Використання алгоритмів аналізу великих даних дає змогу об'єднувати польові фізіологічні показники (частоту серцевих скорочень (ЧСС), насичення крові киснем, варіабельність серцевого ритму) з інформацією про тренувальні параметри, що зберігається у мобільних застосунках і хмарних платформах. Інтелектуальні системи здатні автоматично визначати оптимальне співвідношення інтенсивності та тривалості навантажень, прогнозувати ризик перевтоми чи травм. Це забезпечує формування індивідуальних програм з урахуванням не лише базових антропометричних характеристик, але й динамічних показників адаптації організму (табл. 1).

## Таблиця 1

*Технології машинного навчання для персоналізації фізичних навантажень*

<b>Технологія машинного навчання</b>	<b>Основні можливості</b>	<b>Очікуваний результат</b>	<b>Приклад застосування</b>
<i>Регресійні моделі</i>	Визначення оптимальної інтенсивності навантажень	Побудова індивідуальних графіків тренувань	Аналіз взаємозв'язку між ЧСС та витривалістю
<i>Дерева рішень</i>	Виявлення впливових	Автоматична	Вибір безпечного



Технологія машинного навчання	Основні можливості	Очікуваний результат	Приклад застосування
<i>та Random Forest</i>	чинників тренувального процесу	корекція плану занять	діапазону навантажень
<i>Нейронні мережі</i>	Прогноз адаптаційних реакцій організму	Передбачення прогресу та ризику перевтоми	Моделювання реакцій на зміну інтенсивності
<i>Кластеризація (k-means)</i>	Сегментація учасників за типом реакції	Індивідуалізація тренувальних програм	Формування групових занять з подібними цілями
<i>Глибоке навчання (LSTM)</i>	Аналіз часових рядів фізіологічних даних	Довгострокове прогнозування результатів	Прогноз адаптації протягом кількох місяців

Джерело: сформовано авторами на основі [1, р. 1–22; 3, р. 183–193; 6; 8, р. 100573–100586; 11]

На практиці кожна практика виконує специфічну функцію у персоналізації фізичних навантажень, забезпечуючи точне налаштування тренувальних програм під індивідуальні характеристики користувача. Регресійні моделі застосовуються для визначення оптимальної інтенсивності занять на основі даних про ЧСС, витривалість та швидкість відновлення. Зокрема, застосунок MyFitnessPal використовує регресійний аналіз даних про витрати калорій та тренувальні цикли для формування індивідуальних графіків навантажень [14]. Ансамблеві методи (Random Forest) автоматично визначають найвпливовіші чинники тренувального процесу, що дає змогу коригувати плани у реальному часі. Таку практику реалізовано на платформі Fitbod, що змінює структуру силових тренувань відповідно до прогресу користувача, запобігаючи плато у розвитку сили [15]. Нейронні мережі забезпечують прогнозування реакцій організму на зміну тренувальних програм. Сервіс Whoop виявляє ефективність цієї методики, аналізуючи варіабельність серцевого ритму, якість сну та рівень стресу для передбачення ризику перевтоми та оптимізації навантажень [16]. Методи кластеризації, зокрема k-means, активно використовуються для сегментації учасників програм за рівнем підготовленості й швидкістю адаптації. Платформа Strava



на основі цього методу групує користувачів з подібними фізіологічними параметрами та пропонує оптимальні маршрути й графіки тренувань [17]. Алгоритми глибокого навчання, зокрема мережа довготривалої короткочасної пам'яті (Long Short-Term Memory, LSTM), аналізують часові ряди тренувальних даних і прогнозують довгострокові зміни фізичної форми. Ця технологія реалізована у застосунку TrainerRoad, що формує індивідуальні програми на кілька місяців з урахуванням прогресу у витривалості та силі [18].

Аналіз взаємозв'язків між базовими фізіологічними показниками та ефективністю програм фітнесу і рекреації передбачає оцінювання того, як різні параметри організму впливають на результативність тренувань і швидкість адаптації. Ці показники є основою для створення індивідуалізованих схем навантаження, адже вони безпосередньо визначають, наскільки оптимально організм реагує на запропоновані вправи та відновлюється після них. Важливість комплексної практики полягає у тому, що окремий показник не може повністю відобразити готовність чи прогрес учасника програми. Лише сукупний аналіз ЧСС, HRV, максимального споживання кисню (Maximal Oxygen Uptake,  $VO_{2max}$ ), рівня лактату, швидкості відновлення, артеріального тиску та сатурації крові киснем (Peripheral Capillary Oxygen Saturation,  $SpO_2$ ) дає змогу описати ефективність фізичної активності (табл. 2).

## Таблиця 2

*Взаємозв'язки між фізіологічними показниками та результативністю фітнес-програм*

Показник	Роль у контролі ефективності	Орієнтовні оптимальні діапазони	Практичне значення
ЧСС під час навантаження	Визначення зон інтенсивності	60–80% від максимального ЧСС	Регулювання темпу та тривалості занять
HRV	Оцінка рівня стресу та відновлення	Висока варіабельність свідчить про	Прогнозування днів з підвищеним ризиком



Показник	Роль у контролі ефективності	Орієнтовні оптимальні діапазони	Практичне значення
<i>VO<sub>2max</sub></i>	Маркер кардіореспіраторної витривалості	готовність Залежно від статі та віку	перевтоми Формування аеробних тренувальних блоків
<i>Лактат</i>	Індикатор анаеробного порогу	<4 ммоль/л при субмаксимальних навантаженнях	Налаштування інтервальної роботи
<i>Швидкість відновлення</i>	Час повернення показників до базового рівня	24–48 годин після інтенсивних тренувань	Визначення частоти тренувальних сесій
<i>Артеріальний тиск</i>	Контроль серцево-судинної безпеки	110/70 – 130/85 мм рт. ст.	Гарантування безпечного рівня інтенсивності
<i>SpO<sub>2</sub></i>	Оцінювання насичення крові киснем	>95% у стані спокою	Запобігання гіпоксичним станам

Джерело: сформовано авторами на основі [2; 5, р. 873-885; 7; 12]

Практичне застосування фізіологічних показників у фітнес-програмах засвідчує їхню значущість у досягненні балансу між ефективністю навантажень та безпекою. Поєднання ЧСС і HRV дає змогу регулювати інтенсивність та оцінювати ступінь відновлення: висока ЧСС і низький HRV на початку тижня свідчать про ризик перевантаження [19]. У триатлоністів зниження ЧСС за стабільного або прогресивного VO<sub>2max</sub> вважається маркером позитивної кардіоадаптації [20, р. 1455–1458]. Встановлено, що довгі інтервали тренувань високої інтенсивності (90–130 с) викликають значно вищі рівні лактату і ЧСС порівняно з короткими (10 с) навіть за однакового рівня відчуття зусиль, що потребує індивідуалізації тривалості інтервалів [21]. HRV, ЧСС і рівень лактату сприяють оцінюванню швидкості відновлення: їхнє несприятливе поєднання через 24–48 годин вказує на неготовність до нового навантаження. У командному спорті, зокрема в Англійській Прем'єр-лізі, HRV застосовується для планування відпочинку й профілактики травм, що підтверджено у систематичних оглядах [22; 23]. У літніх людей або пацієнтів з серцево-судинними захворюваннями контроль



артеріального тиску і  $SpO_2$  у програмах оздоровчої ходьби дав змогу знизити ризик судинних ускладнень на 30 %, особливо при поєднанні підвищеної ЧСС і зниженої сатурації [24, р. 1019–1021].

Впровадження персоналізованих алгоритмів у практику оздоровчо-рекреаційної діяльності зіштовхується з низкою проблем, що стримують їхнє ефективне застосування, зокрема обмежена точність даних з натільних сенсорів, що можуть давати похибки під час інтенсивних тренувань або за несприятливих умов, що призводить до формування некоректних рекомендацій [1, р. 19]. Ще однією критичною проблемою є недостатня кількість якісних навчальних вибірок для алгоритмів машинного навчання та відсутність уніфікованих стандартів збирання фізіологічних даних, що ускладнює адаптацію моделей для різних груп користувачів [3, р. 183–193]. Водночас серйозною перешкодою є низький рівень інтеграції персоналізованих систем у роботу фітнес-клубів та рекреаційних центрів, оскільки впровадження технологій потребує дорогого обладнання, серверних рішень та спеціально підготовленого персоналу [2]. Низька готовність інструкторів та клієнтів до використання алгоритмічних рішень спричиняє відсутність навичок інтерпретації аналітичних даних, а психологічна недовіра до автоматизованих рекомендацій знижує ефективність їхнього впровадження [4; 10]. Вагомим залишається питання захисту персональних даних та конфіденційності, адже робота з детальними фізіологічними параметрами потребує високого рівня кібербезпеки та дотримання міжнародних норм [12]. У комплексі ці проблеми зумовлюють фрагментарність використання персоналізованих алгоритмів і обмежують їхній потенціал у повноцінному управлінні руховою активністю.

Для подолання цих викликів запропоновано авторську модель персоналізованих алгоритмів дозування рухової активності, що ґрунтується на інтеграції польових фізіологічних даних та методів машинного навчання.

Вона розглядається як комплексна система, що поєднує аналіз індивідуальних фізіологічних характеристик з інтелектуальними методами оброблення даних для формування оптимальних програм оздоровчо-рекреаційної діяльності. Актуальність такої моделі зумовлено необхідністю підвищення ефективності фізичної активності та зниження ризиків перенавантаження, що нерідко виникають при використанні стандартних, усереднених схем тренувань. На відміну від класичних практик, де розрахування навантажень відбувається відповідно до загальних норм, ця модель використовує динамічні дані, зібрані за допомогою сенсорів та мобільних трекерів, і забезпечує постійну корекцію інтенсивності та тривалості вправ відповідно до змін фізіологічного стану людини. Її архітектура побудована на основі поєднання блоків збирання даних, попереднього оброблення, аналітики на базі машинного навчання та модулів прогнозування адаптаційних реакцій. Засадою моделі були алгоритми регресійного аналізу, нейронні мережі та методи кластеризації, що дають змогу точно визначати залежності між навантаженням, відновленням та результативністю (табл. 3).

### Таблиця 3

*Структура моделі персоналізованих алгоритмів дозування рухової активності*

<b>Компонент моделі</b>	<b>Функція</b>	<b>Джерела даних</b>	<b>Використані методи</b>
<i>Модуль збирання даних</i>	Збирання польових фізіологічних показників у реальному часі	Натільні сенсори, фітнес-трекери, мобільні застосунки	Підключення API, Bluetooth, IoT
<i>Модуль попереднього оброблення</i>	Фільтрація шумів та нормалізація даних	Дані ЧСС, HRV, VO <sub>2</sub> max, SpO <sub>2</sub> , рівня лактату	Статистичні фільтри, алгоритми очищення
<i>Аналітичний модуль</i>	Визначення індивідуальних закономірностей	Інтегровані бази тренувальних історій	Регресійний аналіз, Random Forest
<i>Прогностичний модуль</i>	Передбачення адаптаційних реакцій	Дані попередніх тренувань та відновлення	Нейронні мережі, LSTM для часових рядів
<i>Модуль</i>	Формування	Поточні та	Комбінація ML-



Компонент моделі	Функція	Джерела даних	Використані методи
рекомендацій	персоналізованих програм	прогнозні дані	рішень та експертних правил

Джерело: власна розробка авторів

На практиці ця модель працюватиме як інтегрована платформа, що аналізує дані користувача у режимі реального часу та створює індивідуалізовані рекомендації для тренувань. Зокрема, якщо дані сенсорів показують знижену варіабельність серцевого ритму та підвищену ЧСС у спокої, система зменшує інтенсивність або тривалість поточного тренування, пропонуючи більш відновлювальний режим. У випадку позитивної динаміки  $VO_2$ max та швидкого зниження лактату після навантаження модель автоматично збільшує кількість або складність вправ. Використання LSTM сприяє врахуванню довгострокових змін у стані користувача, прогнозуючи періоди підвищеної готовності чи ризику перевтоми, що особливо актуально для програм тривалої рекреаційної активності. У сучасних умовах ця модель інтегрується з мобільними застосунками та онлайн-платформами, де користувач отримує щоденні рекомендації, графіки прогресу та аналітичні звіти. Це дає змогу не лише підвищити ефективність тренувального процесу, але й зменшити ризик травм, забезпечити більш гармонійне поєднання навантаження та відновлення, створити гнучку систему, що адаптується до конкретних цілей, рівня підготовки та стану здоров'я кожної людини. Модель є корисною не лише у спортивно-оздоровчих центрах, але й у реабілітаційних програмах, де важливо точно дозувати навантаження з урахуванням клінічних показників та змін фізіологічних параметрів.

**Висновки.** Під час дослідження було запропоновано авторську модель персоналізованих алгоритмів дозування оздоровчо-рекреаційної рухової активності, що поєднує збирання та аналітику польових фізіологічних даних із прогностичними модулями машинного навчання. Така практика забезпечує адаптацію навантажень до індивідуальних потреб організму, підвищуючи



результативність тренувальних програм та знижуючи ризики перевтоми й травм.

Встановлено, що основними проблемами широкого практичного впровадження персоналізованих алгоритмів тренувань залишаються недостатня точність фітнес-сенсорів, відсутність уніфікованих протоколів збирання та оброблення даних, обмежена інтеграція алгоритмічних систем у роботу фітнес-центрів та недостатня готовність інструкторів до інтерпретації алгоритмічних прогнозів. Додатковими викликами є захист персональних даних і низький рівень довіри користувачів до автоматизованих рішень.

Перспективи подальших досліджень полягають у вдосконаленні авторської моделі шляхом впровадження гібридних практик, що поєднують автоматизований аналіз з експертною оцінкою фахівців, підвищенні точності сенсорних технологій, стандартизації методик збирання даних і створенні хмарних платформ для довгострокового прогнозування ефективності рекреаційних програм.

### Список використаних джерел

1. Liao P., Greenewald K., Klasnja P., Murphy S. Personalized heartsteps: A reinforcement learning algorithm for optimizing physical activity. *Proceedings of the ACM on interactive, mobile, wearable and ubiquitous technologies*. 2020. Vol. 4, № 1. P. 1–22. DOI: <https://doi.org/10.1145/3381007>.
2. Abdulaziz M., Al-motairy B., Al-ghamdi M., Al-qahtani N. Building a personalized fitness recommendation application based on sequential information. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 2021. Vol. 12, № 1. DOI: 10.14569/IJACSA.2021.0120173.
3. Feely C., Caulfield B., Lawlor A., Smyth B. Modelling the training practices of recreational marathon runners to make personalised training recommendations. *Proceedings of the 31st ACM Conference on User Modeling,*



Adaptation and Personalization (UMAP 2023). 2023. P. 183-193. DOI: <https://doi.org/10.1145/3565472.3592952>.

4. Ghanvatkar S., Kankanhalli A., Rajan V. User models for personalized physical activity interventions: scoping review. *JMIR mHealth and uHealth*. 2019. Vol. 7, № 1. Article e11098. DOI: 10.2196/11098.

5. Lee S., Kang M. A data-driven approach to predicting recreational activity participation using machine learning. *Research Quarterly for Exercise and Sport*. 2024. Vol. 95, № 4. P. 873-885. DOI: <https://doi.org/10.1080/02701367.2024.2343815>.

6. Chatterjee A., Pahari N., Prinz A., Riegler M. Machine learning and ontology in eCoaching for personalized activity level monitoring and recommendation generation. *Scientific Reports*. 2022. Vol. 12, № 1. Article 19825. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-022-24118-4>.

7. Wu Y., Ma Z., Zhao H., Li Y., Sun Y. Achieve personalized exercise intensity through an intelligent system and cycling equipment: a machine learning approach. *Applied Sciences*. 2020. Vol. 10, № 21. Article 7688. DOI: <https://doi.org/10.3390/app10217688>.

8. Wang X., Li Z., Wu H. Personalized recommendation method of «Carbohydrate-Protein» supplement based on machine learning and enumeration method. *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. P. 100573-100586. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3314699.

9. Zhen A., Wang X. The deep learning-based physical education course recommendation system under the internet of things. *Heliyon*. 2024. Vol. 10, № 19. e38907. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e38907>.

10. Alsareii S. A., Awais M., Alamri A. M., AlAsmari M. Y., Irfan M., Aslam N., Raza M. Physical activity monitoring and classification using machine learning techniques. *Life*. 2022. Vol. 12, № 8. Article 1103. DOI: <https://doi.org/10.3390/life12081103>.



11. Chatterjee A., Prinz A., Riegler M. A., Meena Y. K. An automatic and personalized recommendation modelling in activity eCoaching with deep learning and ontology. *Scientific Reports*. 2023. Vol. 13. Article 10182. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-37233-7>.

12. Vandelanotte C., Trost S., Hodgetts D., Imam T., Rashid M., To Q. G., Maher C. Increasing physical activity using an just-in-time adaptive digital assistant supported by machine learning: a novel approach for hyper-personalised mHealth interventions. *Journal of Biomedical Informatics*. 2023. Vol. 144. Article 104435. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2023.104435>.

13. Chatterjee A., Pahari N., Prinz A., Riegler M. AI and semantic ontology for personalized activity eCoaching in healthy lifestyle recommendations: a meta-heuristic approach. *BMC Medical Informatics and Decision Making*. 2023. Vol. 23. Article 278. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12911-023-02364-4>.

14. MyFitnessPal: вебсайт. 2025. URL: <https://www.myfitnesspal.com> (дата звернення: 18.05.2025)

15. Fitbod: вебсайт. 2025. URL: <https://fitbod.me> (дата звернення: 18.05.2025)

16. Whoop: вебсайт. 2025. URL: <https://www.whoop.com> (дата звернення: 18.05.2025)

17. Strava: вебсайт. 2025. URL: <https://www.strava.com> (дата звернення: 18.05.2025)

18. TrainerRoad: вебсайт. 2025. URL: <https://www.trainerroad.com> (дата звернення: 18.05.2025)

19. Toledo R., Dias M. R., Vieira J. G., Toledo R., Nascimento G. D. J. D., Panza P., Vianna J. M. The acute effects of short-and long-duration CrossFit® session on tissue damage, autonomic response, and fatigue: a crossover study. *Perceptual and Motor Skills*. 2024. Article 00315125251352637. DOI: <https://doi.org/10.1177/00315125251352637>.



20. Martinez M. W., Kim J. H., Shah A. B., Phelan D., Emery M. S., Wasfy M. M., Levine B. D. Exercise-induced cardiovascular adaptations and approach to exercise and cardiovascular disease: JACC state-of-the-art review. *Journal of the American College of Cardiology*. 2021. Vol. 78, № 14. P. 1453-1470. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2021.08.003>.

21. Yue F., Wang Y., Yang H., Zhang X. Effects of high-intensity interval training on aerobic and anaerobic capacity in Olympic combat sports: a systematic review and meta-analysis. *Frontiers in Physiology*. 2025. Vol. 16. Article 1576676. DOI: <https://doi.org/10.3389/fphys.2025.1576676>.

22. Tibana R. A., Sousa N. M. F. D., Prestes J., Feito Y., Ernesto C., Voltarelli F. A. Monitoring training load, well-being, heart rate variability, and competitive performance of a functional-fitness female athlete: a case study. *Sports*. 2019. Vol. 7, № 2. Article 35. DOI: <https://doi.org/10.3390/sports7020035>.

23. Thorpe R. T., Atkinson G., Drust B., Gregson W. Monitoring fatigue status in elite team-sport athletes: implications for practice. *International Journal of Sports Physiology and Performance*. 2017. Vol. 12, № s2. P. S2-27-S2-35. DOI: <https://doi.org/10.1123/ijsp.2016-0434>.

24. Sabag A., Little J. P., Johnson N. A. Low-volume high-intensity interval training for cardiometabolic health. *The Journal of Physiology*. 2022. Vol. 600, № 5. P. 1013-1026. DOI: <https://doi.org/10.1113/JP281210>.