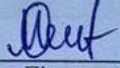
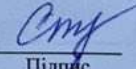



## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання

Галузь знань 12 – Інформаційні технології  
Шифр і назва галузі знань  
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки  
Шифр і назва спеціальності  
Освітня програма Комп'ютерні науки  
Назва освітньої програми

Виконав: студент 4 курсу, група КН-21-1  Олександр МАНЧУР  
Курс, група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
Керівник: ст. викладач кафедри КН  Тетяна СКРИПНИК  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
Нормоконтроль: к.т.н. доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:  
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор  Олександр БАРМАК  
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

18 06 2025 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерних наук  
Освітній ступінь бакалавр  
Галузь знань 12 – Інформаційні технології  
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук

(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

« 10 » 02 2025 року

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання»

2. Завдання видано студенту Олександру МАНЧУРУ

3. Керівник роботи ст. викладач кафедри КН Тетяна СКРИПНИК

4. Затверджено наказом університету від «07» 02 2025 р. № 23

5. Дата видачі завдання студенту: «10» 02 2025 р.


6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення точності визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання для підвищення якості тренувального процесу та досягнення високих спортивних результатів.

У межах дослідження планується провести аналіз предметної області, здійснити огляд методів, які застосовуються для планування та слідування за тренуванням атлетів. Розробити метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання. Провести експериментальні дослідження розробленого метода.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником	січень 2025	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети та задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2025	виконано
3	Робота над розділом 1 – Характеристика предметної області та постановка задачі	березень 2025	виконано
4	Робота над розділом 2 – Метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання	квітень 2025	виконано
5	Робота над розділом 3 – Експериментальні дослідження методу визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання	травень 2025	виконано
6	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	травень 2025	виконано
7	Попередній захист кваліфікаційної роботи бакалавра	травень 2025	виконано
8	Захист кваліфікаційної роботи бакалавра на засіданні Екзаменаційної комісії	червень 2025	виконано

Виконавець: студент 4 курсу, групи КН-21-1  Підпис

Курс, група виконавця

Олександр МАНЧУР  
Ініціали, прізвище

Керівник: ст. викладач кафедри КН  Підпис

Науковий ступінь, посада

Тетяна СКРИПНИК  
Ініціали, прізвище

## Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання».

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-21-1  
Олександр МАНЧУР.

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: ст. викладач кафедри КН  
Тетяна СКРИПНИК

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
55	10	4	48	3

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення точності визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання для підвищення якості тренувального процесу та досягнення високих спортивних результатів.

Розроблено метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання, який ґрунтується на застосуванні LSTM-мереж для прогнозування параметрів серцевого ритму атлетів.

Результатом виконання кваліфікаційної роботи бакалавра є розроблений метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання.

Ключові слова: машинне навчання, дані тренування, метод керування даними.

Виконавець: студент 4 курсу, група КН-21-1  
Курс, група виконавця

  
Підпис

Олександр МАНЧУР  
Ініціали, прізвище

## Зміст

Перелік скорочень .....	2
Вступ.....	3
Розділ 1 Характеристика предметної області та постановка задачі .....	4
1.1 Аналіз предметної області визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання .....	4
1.2 Вплив зовнішнього навантаження на атлетів .....	7
1.3 Огляд методів машинного навчання, які застосовуються у спорті .....	9
1.4 Мета та постановка задачі .....	11
Висновки до розділу 1 .....	11
Розділ 2 Метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання.....	13
2.1 LSTM-мережі для визначення прогнозування серцевого ритму .....	13
2.2 Модель з рекурентним шаром .....	17
2.3 Структура методу визначення навантаження тренування атлетів.....	22
Висновки до розділу 2 .....	27
Розділ 3 Експериментальна перевірка методу визначення навантаження тренування атлетів .....	28
3.1 Структура даних про показники атлетів.....	28
3.2 Обробка даних .....	33
3.3 Методика проведення експериментальних досліджень .....	36
3.4 Оцінювання визначення точності прогнозування .....	37
Висновки до розділу 3 .....	47
Загальні висноки.....	48
Перелік посилань.....	50
Додатки	

**Перелік скорочень**

<b>Скорочення, термін, позначення</b>	<b>Пояснення</b>
КРБ	Кваліфікаційна робота бакалавра
КН	Комп'ютерні науки
CNN	Згорткова нейронна мережа
LSTM	Long Short-Term Memory
RNN	Recurrent Neural Network
ЧСС	Частота серцевих скорочень

## Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена розробці методу оцінювання інтенсивності тренувань спортсменів із використанням алгоритмів машинного навчання. Запропонована методика дозволяє класифікувати типи фізичних навантажень, визначати їх оптимальні параметри, а також здійснювати моніторинг змін тренувального процесу з метою досягнення найвищих спортивних результатів.

**Актуальність** – обумовлена постійною потребою в удосконаленні методів для покращення результатів спортивної підготовки. Застосування алгоритмів машинного навчання відкриває нові можливості для аналізу даних про фізичне навантаження, що дає змогу враховувати індивідуальні особливості спортсменів, оптимізувати тренувальні режими та знижувати ризик перенавантажень і травм. Такий підхід сприяє значному підвищенню якості тренувального процесу та досягненню високих результатів у змаганнях.

В роботі розроблена система визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання.

**Об'єкт дослідження** – процес визначення інтенсивності тренувань для спортсменів.

**Предмет дослідження** – моделі, методи, алгоритми та створення метода визначення інтенсивності тренувань для спортсменів з використанням алгоритмів машинного навчання.

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** – розроблення методу визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання для підвищення якості тренувального процесу та досягнення високих спортивних результатів.

### **Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра.**

Для досягнення поставленої мети у дослідженні передбачено виконання таких завдань:

- проаналізувати предметну область, здійснити огляд методів, які застосовуються для планування та слідування за тренуванням атлетів;
- розробити метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання;
- визначити точність застосування методу з визначення навантаження тренування атлетів.

## **Розділ 1 Характеристика предметної області та постановка задачі**

### **1.1 Аналіз предметної області визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання**

Моніторинг тренувального навантаження є ключовим фактором для покращення спортивних результатів. Сучасні дослідження підкреслюють важливість систематичного контролю за рівнем навантаження, оскільки надмірна інтенсивність — наприклад, через недостатній час для відновлення — може призвести до втоми та зниження результативності [30, 32, 46].

Навантаження під час тренувань поділяється на зовнішнє (фізична активність: темп, потужність) та внутрішнє (фізіологічні показники: частота серцевих скорочень, рівень лактату). Співвідношення цих параметрів дає змогу оцінити рівень втоми. Наприклад, зменшення або збільшення частота серцевих скорочень (ЧСС) при однаковій інтенсивності тренування може сигналізувати про накопичення втоми — що часто спостерігається у видах спорту на витривалість, таких як велоспорт.

Для збереження результативності тренувального процесу важливо розрізняти типи перенапруження: функціональне, нефункціональне та синдром перетренованості. Функціональне перенапруження може бути корисним, сприяючи адаптації, тоді як інші форми негативно впливають на результати. Їх відмінність не завжди очевидна, однак тривала втома часто свідчить про нефункціональне перенапруження. Моніторинг стану спортсмена дозволяє тренерам своєчасно виявляти ризики і коригувати тренувальні плани [14, 15, 40].

Окрім виявлення функціонального перенапруження, моніторинг втоми допомагає оцінити сприйняття тренувального процесу спортсменами, що є важливим для визначення їхньої готовності до змагань і запобігання травмам, захворюванням і нефункціональному перенапруженню. Такий підхід дозволяє тренерам індивідуалізувати навантаження та підвищити результативність підготовки шляхом коригування тренувальних програм [34, 42, 48].

Зниження результатів є важливим індикатором нефункціонального перенапруження, тому контроль має здійснюватися на щоденній основі. Для цього доцільно застосовувати неінвазивні тести, які не заважають тренувальному процесу. Одним із прикладів є стрибкові тести — прості та точні методи оцінки фізичної працездатності, що використовуються разом з іншими показниками [18, 29].

У спорті важливо точно визначати рівень втоми у спортсменів, проте наразі не існує універсального та зручного методу для цього. Більшість існуючих підходів потребують використання різноманітних параметрів і спеціального обладнання, що є трудомістким для спортсменів, тренерів і дослідників. Ідеальним рішенням був би простий, надійний та чутливий інструмент, здатний фіксувати навіть незначні прояви втоми в режимі реального часу. Для цього необхідний довготривалий моніторинг стану спортсмена з метою кращого управління тренувальним процесом (TLM).

Згідно з літературними джерелами, висота стрибка та частота серцевих скорочень у стані спокою пов'язані з рівнем втоми, хоча на ці показники можуть впливати й інші фактори. Тому потрібні додаткові дослідження для точного встановлення цього взаємозв'язку.

Метою дослідження є вивчення залежності між рівнем втоми та показниками, такими як висота стрибка та ЧСС у стані спокою, а також оцінка втоми за іншими критеріями — самооцінка, тренувальні графіки. Це дозволить створити доступний і точний інструмент для виявлення втоми у спортсменів.

Для точної оцінки втоми важливо розуміти її природу та методи виявлення після тренувань. Втому поділяють на об'єктивну (вимірюється через зниження результативності) та суб'єктивну (відчуття виснаження, нестача енергії) [4]. У цьому дослідженні основна увага приділяється саме об'єктивній втомі, яка розглядається як нездатність досягти запланованих спортивних результатів.

Під час тренувань спортсмени часто відчувають втому, і тому важливо контролювати тренувальне навантаження для оцінки його впливу. Втому можна

тракувати як різницю між внутрішнім та зовнішнім навантаженням. Наприклад, частота серцевих скорочень є корисним показником внутрішнього навантаження, оскільки вона пов'язана з інтенсивністю фізичної активності та рівнем споживання кисню.

Частота серцевих скорочень (ЧСС) є важливим показником для оцінки рівня втоми та відновлення. Під час тренування ЧСС підвищується, а після завершення поступово повертається до норми. Чим сильніша втома, тим довше триває відновлення серцевого ритму, що може свідчити про рівень тренуваності спортсмена [1, 5].

Також важливо враховувати ЧСС у стані спокою протягом доби — її підвищення може бути ознакою перевтоми або перетренованості [29, 38].

Ще один інформативний показник — варіабельність серцевого ритму (ВСР), тобто зміни інтервалів між серцевими скороченнями. При високій ЧСС ці інтервали скорочуються, що знижує ВСР і може свідчити про високий рівень стресу чи втоми [10, 37]. Слід враховувати, що показники відновлення і ВСР є індивідуальними для кожного спортсмена.

У багатьох дослідженнях частота серцевих скорочень використовувалась для оцінки тренувального навантаження та втоми. Наприклад, під час підготовки до чемпіонату світу щоденно протягом двох тижнів фіксували ЧСС, дані про тренування, відновлення та результати стрибкових тестів. Виявлено, що з підвищенням інтенсивності тренувань ЧСС зростала [19, 20].

У цьому дослідженні метод оцінки відновлення ЧСС після тренування не застосовується, оскільки потребує точного фіксування моменту завершення тренування, що може бути неточним при самостійних вимірюваннях. Навіть незначні похибки впливають на результат, а також не всі пристрої підтримують вимірювання варіабельності серцевого ритму (ВСР).

Натомість будуть використовуватись ЧСС у спокої та під час активності — як надійні й доступні індикатори внутрішнього навантаження. Додатково враховуватиметься суб'єктивна оцінка навантаження, зокрема шкала Borg RPE,

яка дозволяє спортсменам оцінювати навантаження за 10-бальною шкалою, що корелює з ЧСС.

Шкала RPE (рейтинг сприйняття зусиль) є надійним інструментом для оцінки внутрішнього тренувального навантаження. У роботі буде використовуватись сеансове RPE, яке розраховується як добуток оцінки RPE на тривалість тренування.

Окрім об'єктивних показників, важливе значення мають суб'єктивні дані, отримані з анкет. Атлетів можна опитувати щодо рівня готовності до тренування, м'язового дискомфорту, якості сну, настрою тощо — за шкалою від 1 до 5. Серед популярних інструментів — «профіль настрою», опитувальник життєвих потреб та шкала відновлення-стресу, які дозволяють оцінити саме сприйняту втоми, а не лише фізичне виснаження [23, 35, 43].

У дослідженнях молодих спортсменів було виявлено, що суб'єктивні показники, зокрема настрої, якість сну та рівень стресу, мають зв'язок із ризиком травм. За допомогою логістичної регресії встановлено: гірше самопочуття та вищий рівень стресу можуть передбачати підвищену ймовірність травм [3, 17, 21]. Також виявлено кореляцію між щоденним самопочуттям спортсменів і кількістю змагань на тиждень.

## **1.2 Вплив зовнішнього навантаження на атлетів**

Різні види спорту потребують специфічних методів вимірювання зовнішнього навантаження: у велоспорті зазвичай використовують потужність, а в бігу чи ковзанярстві — темп або швидкість.

У дослідженнях втоми важливу роль відіграє нервово-м'язова функція, зокрема зниження максимальної сили чи неможливість виконання вправ із належним зусиллям. Один з основних методів її оцінки — стрибковий тест, який дозволяє вимірювати висоту стрибка, час польоту, середню й пікову потужність, а також швидкість. Встановлено, що при зростанні втоми показники стрибків знижуються [12, 24, 47].

У дослідженнях, де використовували різні варіації стрибкових тестів, виявили, що під час виснажливих тижнів перед чемпіонатом світу зростання частоти серцевих скорочень супроводжувалося зниженням висоти стрибка. Аналізували зв'язок результатів стрибкових тестів (вертикальний стрибок, стрибок з присідання, стрибок проти руху) з показниками у таких видах спорту, як дзюдо та спринт. Після нормалізації даних за масою тіла встановили, що висота та потужність стрибків корелюють із загальною фізичною підготовленістю.

У ще одному дослідженні оцінили відновлення спортсменів протягом тренувального блоку: 4 тижні інтенсивних занять і 2 тижні відпочинку. Групу з перевантаженням порівнювали з контрольною. Впродовж шести тижнів використовували стрибкові тести (двічі на тиждень), субмаксимальний тест ЧСС та опитувальник, а також щотижневий забіг на 1 км. Після навантаження спортсмени з перевантаженої групи показали гірші результати, тоді як у контрольній групі змін не виявлено, що свідчить про зниження працездатності через перевантаження.

У контрольній групі не зафіксували зниження результатів у тесті на кілометр, на відміну від групи з перевантаженням, що свідчить про краще відновлення та стабільну продуктивність. Це підкреслює важливість контролю навантаження та відновлення для збереження спортивної форми під час інтенсивних тренувальних періодів.

Інші дослідження підтверджують зв'язок між фізичною працездатністю (зокрема вертикальним стрибком) і результативністю у різних видах спорту, що може допомогти у плануванні тренувань та профілактиці травм [11, 41].

Результати тесту на стрибки з п'ятьма опорами також продемонстрували зниження показників у перевантаженій групі, що робить цей тест точним у виявленні втоми.

У цьому дослідженні для оцінки нервово-м'язової функції використовується тест стрибка проти руху, де ключовим показником є висота

стрибка. Тест є простим, точним і зручним, що робить його надійним інструментом для оцінки нервово-м'язової функції спортсменів.

### **1.3 Огляд методів машинного навчання, які застосовуються у спорті**

Останні дослідження на пацієнтах із COVID-19 демонструють точність методів машинного навчання для прогнозування результатів лікування. Зокрема, нейронні мережі та дерева рішень успішно застосовувалися для передбачення виживання або смерті пацієнтів. Одне зі досліджень із використанням нейронних мереж, що враховувало лабораторні показники, демографічні та інші дані, досягло точності понад 92,9%, що свідчить про значний потенціал цього підходу [8, 25, 39].

Моделі на основі дерев рішень також виявили ключові фактори, пов'язані з прогнозом, і показали високу чутливість на валідаційному наборі, що підтверджує їхню надійність у медичних прогнозах [6, 9, 31].

Методи машинного навчання активно застосовувалися для аналізу фізичної втоми. Різні алгоритми, зокрема нейронні мережі, дерева рішень, випадкові ліси, метод опорних векторів та найближчих сусідів, тестували на даних із сенсорних підошов для оцінки втоми будівельників. Найкращі результати показала модель випадкового лісу [36, 44, 45].

В іншому дослідженні для передбачення втоми під час бігу використовували дані про ЧСС, дихання та температуру тіла. Найвищу точність продемонстрував алгоритм XGBoost (різновид підсилених дерев).

Також вивчали можливість прогнозування частоти серцевих скорочень за допомогою різних моделей, зокрема ARIMA, лінійної регресії, опорних векторів, LSTM тощо. Найточнішими для будь-якої тривалості запису виявилися ARIMA та лінійна регресія. Для коротких інтервалів (<1 хв) LSTM, найближчі сусіди та випадковий ліс працювали гірше. Розроблена багатовимірна LSTM-модель з урахуванням віку, статі, активності та психічного стану досягла високої точності та малої похибки [2, 13, 28].

Для оцінки фізичної форми та стану здоров'я спортсменів активно застосовуються методи машинного навчання. Дані з носимих пристроїв, зібрані під час тренувань і змагань, обробляють за допомогою моделей, що поєднують згорткові нейронні мережі та LSTM.

В аналізі тренувальних програм голландської професійної команди використовували лінійну регресію та агрегування даних для виявлення точних патернів, які допомогли вдосконалити тренувальні графіки. Також створено модель моніторингу форми у шосейному велоспорті, яка враховує вплив попередніх тренувань. Вона досягла високої точності з поясненою дисперсією 0.86, що є важливим досягненням [22, 26, 27].

Окрім , що є важливим досягненням, для прогнозування тренувального навантаження застосовуються також опитувальники щодо якості сну, втоми, стресу, настрою тощо. Ці суб'єктивні дані використовуються як вхідні параметри для регресійних і класифікаційних моделей, зокрема випадкового лісу [7, 16, 33].

Проаналізована література підкреслює важливість як внутрішніх (сон, емоційний стан, стрес), так і зовнішніх факторів для точного визначення навантаження та стану спортсменів під час тренувань і змагань.

У дослідженнях машинного навчання для прогнозування частоти серцевих скорочень (ЧСС) застосовували різні методи, зокрема лінійну регресію та багатовимірну LSTM, однак їх точність досі залишається недостатньою для класифікації тренувального навантаження. Особливо слабо досліджено прогнозування добової ЧСС у стані спокою, тому подальше вивчення моделей LSTM у цьому напрямку є перспективним.

Для покращення точності прогнозів варто включити додаткові змінні, такі як рівень гідратації, харчування чи наявність травм, які можуть істотно впливати на фізичну форму спортсменів.

Також доцільно дослідити інші архітектури нейронних мереж, наприклад глибокі або рекурентні моделі, та впровадити нові методи обробки даних і оцінки точності моделей.

Загалом подальший розвиток у цьому напрямку може значно підвищити точність моніторингу та оптимізації тренувального процесу в різних видах спорту.

#### **1.4 Мета та постановка задачі**

##### *Мета дослідження*

Розроблення методу визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання для підвищення якості тренувального процесу та досягнення високих спортивних результатів.

##### *Постановка задачі*

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі задачі:

- проаналізувати предметну область, здійснити огляд методів, які застосовуються для планування та слідування за тренуванням атлетів;
- розробити метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання;
- визначити точність застосування методу з визначення навантаження тренування атлетів.

#### **Висновки до розділу 1**

У першому розділі було проаналізовано сучасний стан досліджень у галузі моніторингу фізичної підготовки спортсменів із використанням методів машинного навчання. Розглянуто особливості оцінки тренувального навантаження, включаючи як зовнішні, так і внутрішні показники, зокрема частоту серцевих скорочень, показники втоми, результати стрибкових тестів тощо.

Також були охарактеризовані переваги використання алгоритмів машинного навчання для обробки даних із сенсорів, носимих пристроїв та опитувальників, що дозволяє здійснювати більш точну та індивідуалізовану

оцінку навантаження і стану спортсменів. Особливу увагу приділено перспективам застосування нейронних мереж, дерев рішень, випадкових лісів, LSTM та інших моделей для прогнозування фізичного стану й результативності тренувань.

На основі аналізу предметної області було сформульовано основні завдання дослідження, спрямовані на розробку точного методу визначення тренувального навантаження з використанням машинного навчання, який може бути адаптований до потреб індивідуальних спортсменів та умов реального тренувального процесу.

## **Розділ 2 Метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання**

### **2.1 LSTM-мережі для визначення прогнозування серцевого ритму**

Одне з ключових завдань дослідження — прогнозування добового серцевого ритму у стані спокою для виявлення відхилень від реальних показників. Значні розбіжності можуть свідчити про порушення в роботі організму. Для цього застосовується LSTM-мережа — тип рекурентної нейронної мережі, оптимізований для аналізу часових рядів. Вона зберігає важливу інформацію з попередніх моментів часу завдяки "клітинам пам'яті" та вентилям, що дає змогу точно виявляти складні закономірності в даних.

Добовий серцевий ритм у стані спокою — це послідовність часових значень, тож для його прогнозування доцільно використовувати модель LSTM. Архітектура моделі включає вхідний шар розміром 30 і використовує активаційну функцію дотичної гіперболи. Щільний прихований шар із коефіцієнтом відсіву 0.1 для запобігання перенавчанню, а також вихідний шар з активацією ReLU для формування фінального прогнозу.

LSTM-мережа підходить для аналізу як одномірних, так і багатовимірних часових рядів. У першому випадку для прогнозу використовуються лише дані про серцевий ритм у спокої, у другому — додаткові параметри. Обидва підходи застосовано в цій роботі та розглянуто в наступних підрозділах.

Добову частоту серцевих скорочень у стані спокою розглядають як часовий ряд і прогнозують за допомогою LSTM-мережі, що складається з вхідного, прихованого та з'єднаного шарів. Мережа може працювати як з одновимірними (лише ЧСС), так і з багатовимірними часовими рядами, де враховуються додаткові змінні.

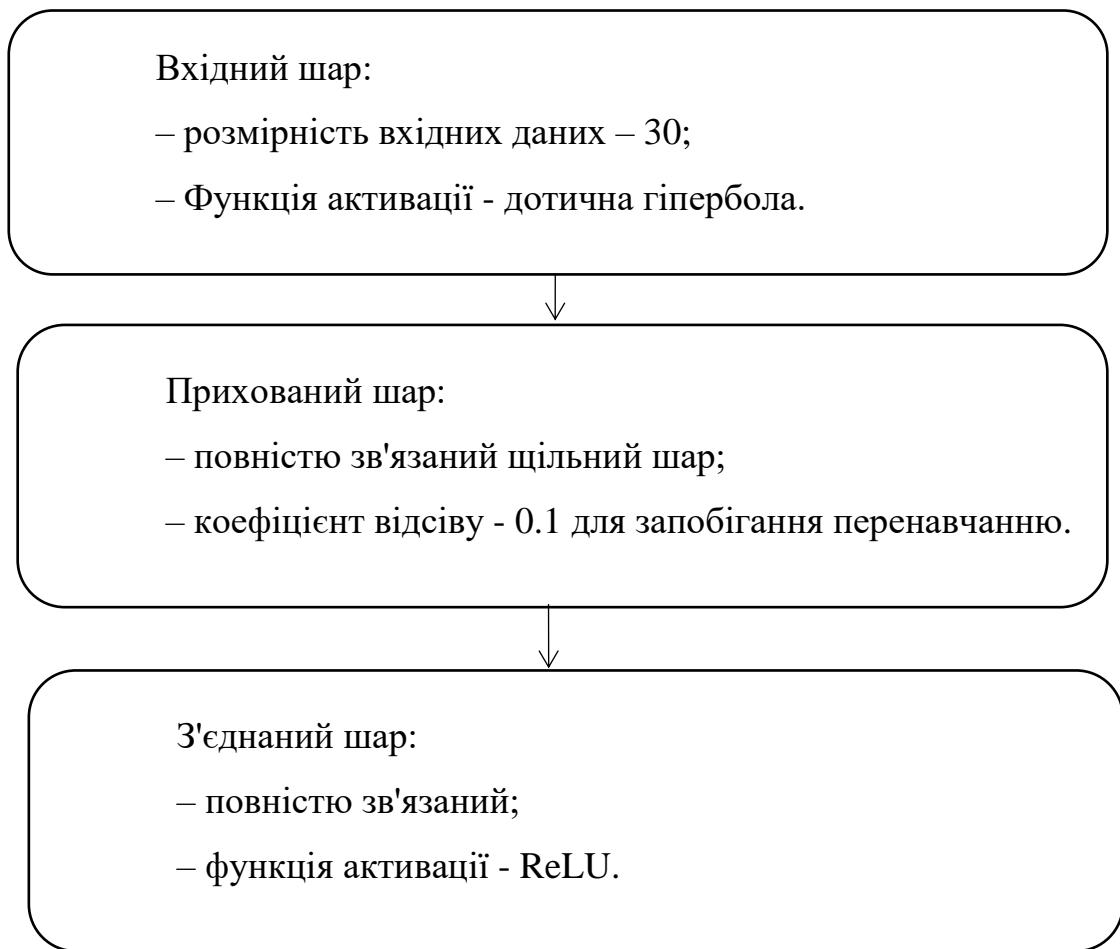


Рисунок 2.1 – Модель мережі LSTM

Параметри навчання для всіх трьох методів були налаштовані таким чином:

- для розділення навчальної та тестової вибірок використовувалася пропорція 80% до 20% відповідно;
- випадковий стан задавався цілим числом, забезпечуючи однакову рандомізацію при кожному запуску моделі;
- навчання моделі здійснювалося протягом 50 епох з розміром партії 16;
- параметр "look-back" моделі визначав кількість попередніх значень частоти серцевих скорочень у стані спокою, які використовувалися як вхідні дані для прогнозування наступної частоти серцевих скорочень у стані спокою. Ця змінна була встановлена на п'ять днів у всіх моделях.

Блок-схема (рис. 2.2) відображає етапи навчання нейронної мережі. Починається з блоку "Дані", далі — "Вибір параметра". Після цього процес розгалужується на "Зміну вагових параметрів" і "Навчання нейромережі", які знову сходяться у блоці "Розрахунок помилки". Далі формується кінцева структура, після чого отримується результат — "Навчена нейромережа". Схема ілюструє типову послідовність навчання нейронної мережі з використанням зворотного поширення помилки.

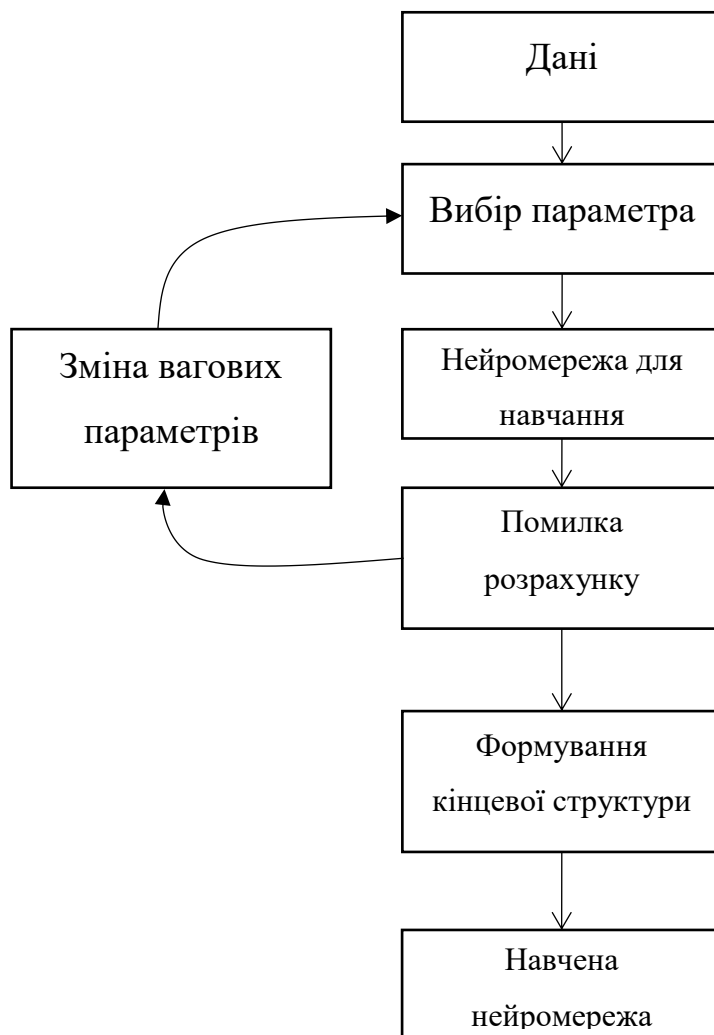


Рисунок 2.2 – Схема навчання нейромережі

Блок-схема демонструє ітеративний процес навчання нейронної мережі. Після формування структури можливе повернення до вибору параметрів або зміни вагових коефіцієнтів для покращення навченої моделі.

Такий ітеративний підхід є типовим для багатьох алгоритмів машинного навчання, де модель проходить через кілька епох навчання з коригуванням параметрів, поки не буде досягнуто бажаної точності або критерію зупинки. Цей підхід є типовим для більшості алгоритмів машинного навчання.

Перша модель LSTM передбачала частоту серцевих скорочень у стані спокою на основі попередніх значень. Для кращої узагальненості було створено модель, яка прогнозувала частоту для одного спортсмена, використовуючи дані ще одинадцяти. Модель тренувалася на їхніх показниках і тестувалася на окремому наборі, що включав як необроблені дані, так і згладжені (зокрема з експоненційним згладжуванням при різних коефіцієнтах).

При експоненційному згладжуванні попереднім спостереженням надають ваги, що експоненційно зменшуються. Нове згладжене значення обчислюється за формулою:

$$\hat{y}_t = \alpha \cdot y_t + (1 - \alpha) \cdot \hat{y}_{t-1} \quad (2.1)$$

де:  $\hat{y}_t$  – нове згладжене значення на момент часу  $t$ ;

$y_t$  – фактичне спостереження на момент часу  $t$ ;

$\hat{y}_{t-1}$  – попереднє згладжене значення на попередньому кроці часу  $t-1$ );

$\alpha$  – параметр згладжування, де менше значення  $\alpha$  надає більшої ваги минулим спостереженням, а більше значення  $\alpha$  надає більшої ваги останньому спостереженню.

Замість використання лише даних про частоту серцевих скорочень у спокої, багатовимірною моделлю враховує додаткові змінні: готовність до тренування, втома, сприйняття навантаження та кількість тренувань попереднього дня. Навчання і тестування проводилися з тими ж пропорціями, що й у попередній моделі, для кращої узагальненості. Тестовий набір містив як необроблені, так і згладжені експоненціальним методом дані.

## 2.2 Модель з рекурентним шаром

Третя модель, побудована на рекурентній нейронній мережі, прогнозувала добову частоту серцевих скорочень у стані спокою, використовуючи інформацію з попередніх кроків. Для навчання і тестування застосовували ті ж вибірки, що й у двох попередніх моделях. Рекурентний шар допоміг моделі враховувати минулі дані для точнішого прогнозу наступних значень.

Цей підхід включає такі кроки:

1. Навчання моделі на даних про частоту серцевих скорочень у стані спокою, з урахуванням фізичних параметрів атлета;
2. Оцінка моделі на тестовому наборі, що не використовувався під час навчання, для перевірки її здатності передбачати нові дані;
3. Аналіз результатів за допомогою метрик, таких як середньоквадратична помилка та коефіцієнт детермінації, що показують точність прогнозів;
4. Порівняння моделей за точністю для вибору найкращої для задачі прогнозування частоти серцевих скорочень у стані спокою у спортсменів.

У багатовимірній моделі вхідні змінні обираються автоматично: для покращення прогнозу частоти серцевих скорочень у спокої використовуються лише найбільш релевантні характеристики — перші десять ознак, які виявилися найбільш важливими для прогнозування ЧСС у стані спокою.

Метод вибору ознак для багатовимірної моделі включає такі кроки:

- Збір даних — збирають характеристики, що можуть впливати на прогноз ЧСС у спокої (фізична активність, втома, кількість тренувань тощо);
- Обчислення кореляції — для кожної ознаки рахується кореляція з частотою серцевих скорочень у спокої;
- Відбір — вибирають 10 ознак з найбільшою кореляцією;
- Використання — обрані ознаки служать вхідними даними для навчання моделі, яка прогнозує ЧСС у спокої.

Використання відібраних ознак для прогнозування частоти серцевих скорочень у стані спокою в багатовимірній моделі включає кілька етапів. Спочатку обрані ознаки з найбільшою кореляцією стають основою моделі — це різні фізичні та психологічні характеристики атлетів. Потім модель навчається на цих даних, підлаштовуючи параметри для максимально точного прогнозу частоти серцевих скорочень у спокої.

Для підвищення точності прогнозування використовують різні алгоритми машинного навчання — регресії, нейронні мережі, методи аналізу часових рядів, які враховують часові зміни та взаємозв'язки між ознаками. Такий підхід автоматично відбирає найбільш інформативні ознаки, покращуючи якість моделі.

Кроки використання LSTM для вибору ознак у багатовимірних часових рядах:

1. Підготовка даних — збір характеристик та цільової змінної для прогнозування частоти серцевих скорочень у стані спокою.

2. Формування даних у форматі, придатному для LSTM — створення часових вікон і вибір кількості попередніх кроків для прогнозування.

Перед формуванням даних важливо нормалізувати вхідні значення, масштабуючи їх у діапазон  $[0, 1]$  або стандартизуючи для зменшення масштабів. LSTM потребує часових послідовностей, тому дані розбивають на часові вікна — частини з кількома попередніми кроками і відповідним цільовим значенням. Вибір оптимальної кількості кроків залежить від задачі і може варіюватися від кількох до десятків.

Після цього дані форматують у тривимірний масив (тензор) для LSTM: (кількість вікон, кількість кроків, кількість ознак). Цільові значення — це майбутні значення після останнього кроку вікна. Такий підхід дозволяє моделі якісно вивчати часові залежності і прогнозувати, наприклад, частоту серцевих скорочень у стані спокою.

3. Навчання LSTM моделі проходить на підготовлених даних, щоб вона вивчила залежності між вхідними ознаками та цільовою змінною для прогнозування.

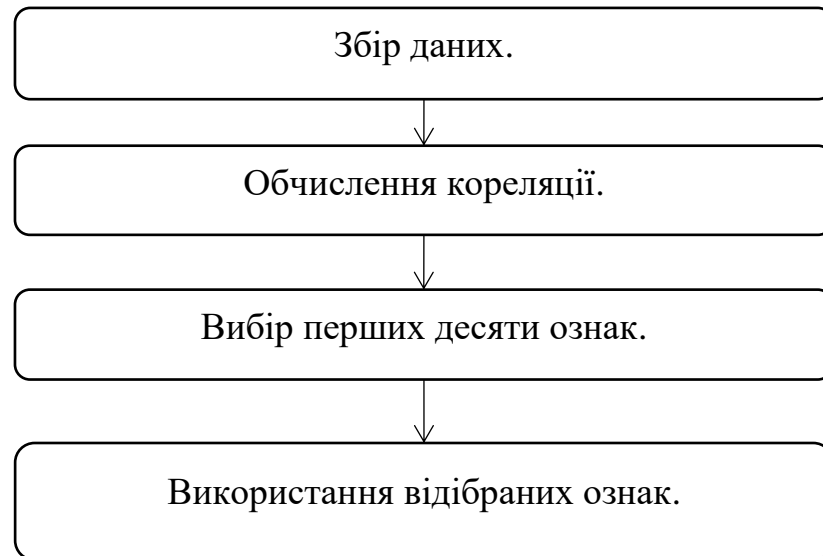


Рисунок 2.3 – Моделі мережі LSTM

4. Після навчання оцінюють важливість ознак — через аналіз ваг моделі або внутрішніх представлень, щоб визначити вплив кожної ознаки на результат.

5. Вибір ознак полягає у відборі найбільш важливих, наприклад, перших десяти, для покращення точності моделі.

Цей крок допомагає зменшити складність, залишаючи тільки корисні ознаки, що найбільше впливають на прогноз. Важливість оцінюють через кореляцію, ваги ознаки в навчаній моделі або інші метрики.

Інструменти вибору ознак, такі як аналіз їх важливості, допомагають виділити найбільш впливові ознаки, наприклад, за допомогою дерева рішень. Це дозволяє відсіяти другорядні та зосередитись на ключових для точної роботи моделі.

6. Тестування моделі на нових даних оцінює її здатність узагальнювати.

7. Оцінка точності та якості моделі включає метрики, як середня квадратична помилка, коефіцієнт детермінації ( $R^2$ ), середня абсолютна помилка та інші.

8. За потреби проводять оптимізацію гіперпараметрів LSTM (розмір і кількість шарів, крок навчання тощо).

9. Фінальна оцінка моделі. Повторне тестування після змін визначає якість моделі.

10. Використання моделі. При задовільних результатах модель застосовують для прогнозування на нових даних або в дослідженнях.

Цей підхід дозволяє використовувати LSTM для автоматичного вибору найважливіших ознак для прогнозування частоти серцевих скорочень у стані спокою.

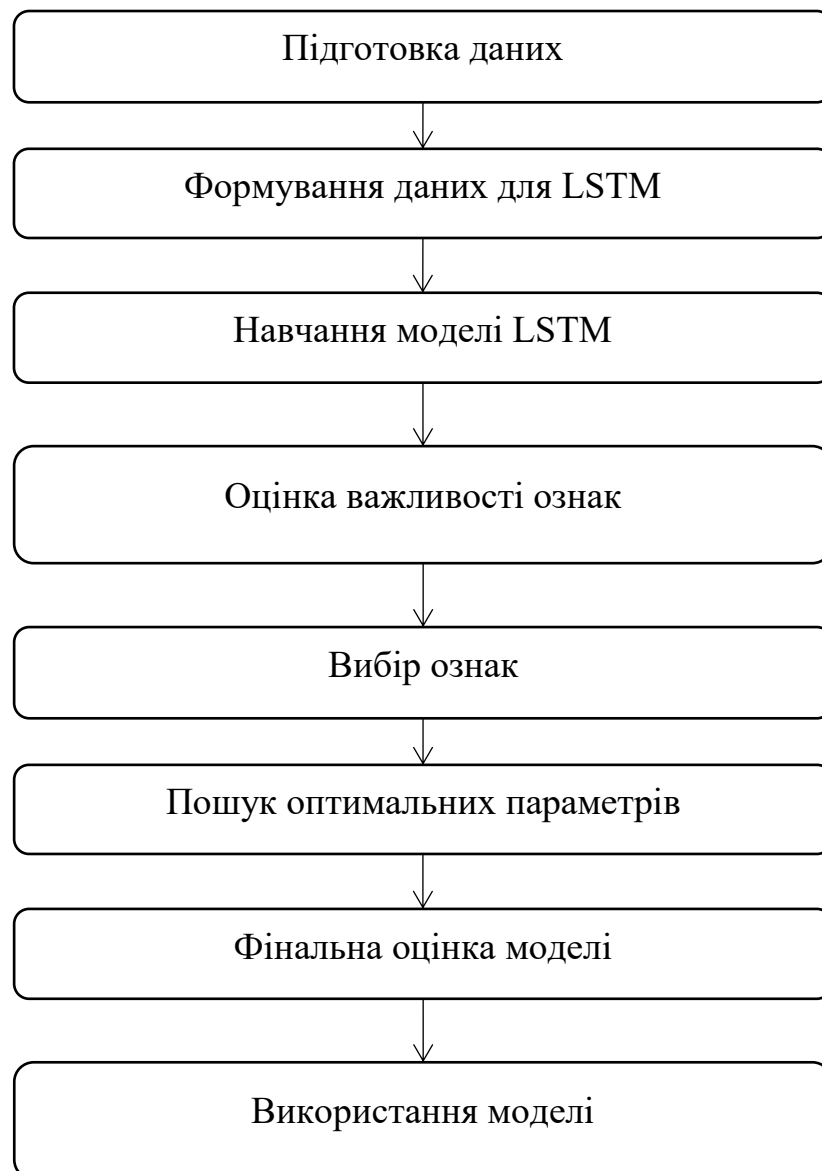


Рисунок 2.4 – Кроки використання LSTM для вибору ознак

Загальний опис схеми кожної моделі:

1. Одновимірна модель часового ряду LSTM:

- Вхідний шар – вхідними даними є попередні значення частоти серцевих скорочень у стані спокою;
- Прихований LSTM шар – обробляє дані та виділяє найважливіші ознаки;
- Повністю з'єднаний вихідний шар – має один нейрон, який прогнозує наступне значення частоти серцевих скорочень.

2. Багатовимірна модель часового ряду LSTM:

- Вхідний шар – кілька характеристик, пов'язаних з частотою серцевих скорочень;
- Приховані LSTM шари – аналізують взаємозв'язки між вхідними змінними;
- Вихідний шар – прогноз наступного значення частоти серцевих скорочень.

3. Модель з експоненціальним згладжуванням:

- Обчислення згладжених значень за формулою згладжування для кожної точки даних відповідно до попереднього значення та параметру згладжування;
- Прогноз майбутніх значень частоти серцевих скорочень на основі згладжених даних.

Опис із використанням рекурентних нейронних мереж.

1. Одновимірна RNN-модель:

- Вхідний шар – попередні значення частоти серцевих скорочень у спокої;
- Прихований RNN шар: зберігає попередні стани та обчислює нові значення на кожному кроці часу;
- Повністю з'єднаний вихідний шар – один нейрон прогнозує наступне значення частоти серцевих скорочень.

## 2. Багатовимірні RNN-моделі:

– Вхідний шар – кілька змінних, пов'язаних із ЧСС у спокої;

Приховані RNN шари – зберігають інформацію про попередні стани та аналізують взаємозв'язки між різними вхідними змінними;

– Повністю з'єднаний вихідний шар – прогноз наступного значення ЧСС.

### 2.3 Структура методу визначення навантаження тренування атлетів

Для аналізу втомлення важливо враховувати фактори, такі як щоденна активність, пульс у спокої, самопочуття та готовність до навантажень. Для класифікації можна застосовувати машинне навчання, наприклад, дерева рішень. Якісним є метод k-кратної перехресної перевірки, який підвищує надійність моделі, знижуючи ризик перенавчання. Для якісного аналізу необхідна достатня інформація про спортсменів.

Для покращення моделі прогнозування втомлення застосовується k-кратна перехресна перевірка на даних усіх 12 спортсменів одночасно. Модель навчається на даних 11 осіб, а тестується на одному. Це дозволяє враховувати індивідуальні особливості та підвищує загальну надійність. Порівняно з методом "виключення одного", такий підхід забезпечує більшу різноманітність тренувальних даних і кращу результативність.

Метод "виключення одного користувача" має перевагу в точності для нових спортсменів, оскільки модель орієнтована на індивідуальні дані. Проте обмежений обсяг тренувальних даних може знижувати загальну точність. Для перевірки відповідності розподілів навчальної й тестової вибірок застосовується тест Андерсона-Дарлінга.

Тест Андерсона-Дарлінга обчислюється за формулою з використанням емпіричної кумулятивної функції розподілу для обох вибірок та натуральний логарифм. Отримана статистика порівнюється з критичними значеннями для перевірки нульової гіпотези про однаковість розподілів. Відхилення гіпотези вказує на відмінності між вибірками, а її прийняття — на можливу подібність.

Це дозволяє краще оцінити структуру даних і вибрати релевантні ознаки для класифікації, зокрема за допомогою дерев рішень.

Статистика тесту Андерсона-Дарлінга для перевірки відповідності вибірки нормальному розподілу:

$$A^2 = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(2i-1)\ln(F(x_i)) + (2n-2i+1)\ln(1-F(x_i))] \quad (2.2)$$

де:  $A^2$  – статистика тесту Андерсона-Дарлінга;

$n$  – розмір вибірки;

$F(x_i)$  – емпірична функція розподілу в точці  $x_i$ , яка представляє собою частку вибірки, менших або рівних  $x_i$ .

У формулі сума відображає відхилення між теоретичним і емпіричним розподілами, де кожен доданок показує різницю між фактичним і очікуваним значенням. Після обчислення статистики  $A^2$  її порівнюють із критичним значенням — якщо вона більша, гіпотезу про нормальний розподіл відхиляють.

Також було проаналізовано результати трьох тестів Вінгейта, щоб оцінити, чи пов'язана потужність, отримана під час цих тестів, з рівнем втоми.

Тест Вінгейта — це короткий анаеробний тест, що вимірює максимальну швидкість і потужність м'язів ніг. Його застосовують у спорті та медицині для оцінки фізичної витривалості й результативності тренувань. Під час тесту учасник інтенсивно працює 30 секунд (зазвичай на велотренажері), після чого фіксують рівень втоми та відновлення.

Під час тесту Вінгейта зазвичай фіксують середню потужність, максимальну швидкість, час досягнення пікової потужності та інші показники аеробної й анаеробної спроможності. У цьому дослідженні враховували лише результати семи спортсменів, які пройшли всі три тести. Перед статистичним аналізом дані було візуалізовано, а для подальшого дослідження обрано t-тест, тест Крускала-Уолліса та ранговий тест Вілкоксона.

Формула для обчислення індексу втоми під час тесту Вінгейта зазвичай виглядає наступним чином:

$$FI = \frac{PPO - MPO_t}{PPO} \times 100\% \quad (2.3)$$

де:  $PPO$  – пікова потужність (найвища досягнута потужність) під час тесту;

$MPO_t$  – мінімальна потужність (найнижча досягнута потужність) під час тесту.

Цей вираз використовується для визначення втоми під час тесту, де більше значення індексу втоми вказує на більш значну втому під час виконання тесту.

Опис індексу втоми під час тесту Вінгейта включає такі елементи:

1. Пікова потужність — найвищий показник потужності під час тесту, що відображає анаеробну спроможність (вимірюється у ватах);

2. Мінімальна потужність — найнижче значення потужності, яке демонструє рівень зниження сил під час навантаження;

3. Індекс втоми — обчислюється як зміна потужності від пікової до мінімальної, поділена на пікову; показує ступінь втоми;

4. Часові параметри — тест триває переважно 30 секунд, протягом яких фіксуються показники потужності;

5. Інтерпретація результатів — високий індекс означає швидке виснаження, низький — хорошу витривалість до анаеробного навантаження.

Розширений опис індексу втоми під час тесту Вінгейта допомагає глибше зрозуміти його застосування та інтерпретацію в спортивній фізіології. Формула індексу може доповнюватися додатковими параметрами для точнішої оцінки рівня втоми.

У розширеній формулі можна врахувати:

1. Відхилення потужності від базового рівня до початку тесту. Це дозволяє оцінити зміни в точності анаеробної системи під час навантаження;

$$FI = \left( \frac{PPO - MPO}{BPO} \right) \times 100\% \quad (2.4)$$

2. Корекція на масу тіла дозволяє нормалізувати результати, що дає змогу порівнювати анаеробні можливості спортсменів з різною вагою тіла.

$$FI = \left( \frac{PPO - MPO}{PPO \times BM} \right) \times 100\% \quad (2.5)$$

3. Включення часового компоненту в індекс втоми дозволяє оцінити швидкість розвитку втоми під час навантаження.

$$FI = \left( \frac{PPO - PO(t)}{PPO} \right) \times 100\% \quad (2.6)$$

Залежно від цілей дослідження, розширені формули з додатковими параметрами можуть точніше оцінювати втоми та фізичну підготовленість під час тесту Вінгейта.

Можливе розширення формули для більш детального аналізу втоми під час тесту Вінгейта:

1. Врахування кількості повторень тесту: можна розраховувати середній індекс втоми або відстежувати його зміни між спробами для глибшого аналізу динаміки втоми.

$$FI = \left( \frac{\sum_{i=1}^n PPO_i - \sum_{i=1}^n MPO_i}{\sum_{i=1}^n PPO_i} \right) \times 100\% \quad (2.7)$$

2. Моделювання динаміки втоми. Застосування математичних моделей для прогнозування змін втоми з часом та реакції на різні рівні навантаження.

$$FI(t) = f(PO(t), Time) \quad (2.8)$$

3. Врахування індивідуальних особливостей, таких як рівень тренуваності, вік, стать та фізіологія, для кращої адаптації формули до спортсменів.

$$FI = \left( \frac{PPO - MPO}{PPO \times IF} \right) \times 100\% \quad (2.9)$$

Додаткові елементи допоможуть глибше зрозуміти втому під час тесту Вінгейта та покращити аналіз фізичної підготовленості спортсменів. Після візуалізації даних у розділі результатів будуть застосовані статистичні тести: стандартизований t-тест для порівняння двох груп, тест Крускала-Уолліса для трьох і більше груп, а також ранговий тест Вілкоксона для оцінки зв'язку між змінними.

Ці аналізи допоможуть встановити статистично значущий зв'язок між результатами тесту Вінгейта і рівнем втоми. Для перевірки різниці результатів на початку і в кінці збору даних застосували стандартизований t-тест. Формула враховує вибіркове середнє, генеральне середнє, стандартне відхилення і розмір вибірки. Отримане значення  $Z$  порівнюють з критичними значеннями нормального розподілу для визначення значущості. Велике  $Z$  і відповідне  $p$ -значення вказують на статистично значущу різницю.

Оскільки невідомо, чи дані тесту Вінгейта відповідають умовам параметричного аналізу, додатково застосовано непараметричний тест Крускала-Уолліса. Він оцінює статистично значущі відмінності між трьома або більше незалежними групами.

Метод передбачає ранжування даних, обчислення сум рангів і тестової статистики  $H$ , після чого визначається  $p$ -значення. Якщо  $p < \alpha$ , нульову гіпотезу про рівність медіан відхиляють, що свідчить про відмінності між групами.

Оскільки дані трьох Вінгейтів належать одній групі спортсменів, доцільно застосувати залежний тест. У цьому дослідженні використано непараметричний тест Вілкоксона для оцінки статистично значущих відмінностей між парними спостереженнями.

Статистика  $W$  обчислюється як мінімум суми позитивних і негативних рангів, а значущість визначається шляхом порівняння з критичними значеннями розподілу Вілкоксона.

Усі статистичні тести проводитимуться лише для окремих ознак, таких як потужність у тесті Вінгейта або висота стрибка в СМЖ.

Аналіз цих параметрів допоможе виявити зміни показників у часі та під впливом різних факторів.

Можливість аналізу виконання тих же самих статистичних тестів для комбінацій змінних можна буде розглянута в подальшому дослідженні, оскільки вона може дати глибше розуміння впливу кількох факторів на втому.

Отримані результати буде проаналізовано для кращого розуміння впливу втоми на фізичну підготовленість та спортивні досягнення. Для тесту на висоту стрибка застосовується ранговий тест Вілкоксона, який дозволяє виявити статистично значущі відмінності між парними спостереженнями. Це дасть змогу оцінити вплив втоми чи інших чинників на зміну висоти стрибка та загальну фізичну форму спортсменів.

## **Висновки до розділу 2**

У даному розділі розглянутий метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання.

Проведений аналіз показав, що застосування мереж LSTM дозволяє здійснювати краще прогнозування тренувальних навантажень на основі історичних даних спортсменів. LSTM-мережі є якісними для аналізу тимчасових даних та враховують залежність поточного стану від попередніх.

Розроблена модель прогнозування навантаження з регресійним шаром на виході дозволяє оцінювати необхідний рівень навантаження для досягнення поставлених цілей. Модель навчалась на даних про показники понад 100 спортсменів.

Застосування розглянутого методу дозволить тренерам персоналізувати та оптимізувати тренувальний процес з урахуванням індивідуальних особливостей кожного атлета. Це сприятиме покращенню спортивних результатів та профілактики перевантажень.

Отримані результати потребують експериментальної перевірки на реальних даних, що буде розглянуто в наступному розділі роботи.

### Розділ 3 Експериментальна перевірка методу визначення навантаження тренування атлетів

#### 3.1 Структура даних про показники атлетів

Наведемо характеристику учасників дослідження — бігунів найвищого національного та міжнародного рівня у своїй віковій категорії. Дані про спортсменів представлені в таблиці.

Таблиця 3.1 – Приклад характеристики досліджуваних

<i>Л</i>	<i>В</i> <i>ік</i>	<i>Стать</i>	<i>Спортивні досягнення</i>
1	15	Чоловік	Національні медалі
2	3	Жінка	Міжнародні змагання
3	2	Чоловік	Національні змагання
4	2	Жінка	Національні медалі
5	2	Чоловік	Міжнародні змагання
6	4	Жінка	Міжнародні змагання
7	3	Чоловік	Національні змагання
8	2	Жінка	Національні медалі
9	5	Чоловік	Міжнародні змагання

0	9	Жінка	Міжнародні змагання
1	8	Чоловік	Національні змагання
2	7	Жінка	Національні медалі

Учасники дослідження різного віку та статі, але всі мають високі спортивні досягнення на національному й міжнародному рівнях.

Приклад набору даних наведено в таблиці 3.2. Вона містить інформацію про фізичні активності: дату, тип, маршрут (за наявності), відстань (км), тривалість, темп (хв/км), швидкість (км/год), спалені калорії, підйом (м), середній пульс (уд/хв), позначених учасників, коментарі та назву GPX-файлу.

Набір даних містить 508 записів, що охоплюють значний часовий період для аналізу. Він включає 13 стовпців з різними типами даних: числа з плаваючою комою, цілі числа та рядки.

Основні стовпці, як-от «Тип» та «Відстань (км)», заповнені повністю. Водночас, у стовпцях «Назва маршруту», «Позначки друзів», «Середній пульс» і «Примітки» спостерігаються пропуски, що може свідчити про неповноту при зборі даних.

Обсяг DataFrame становить близько 55,6 КБ, що дозволяє точно працювати з ним у пам'яті. Для кожного тренування зазначено заплановане навантаження — добуток тривалості на задану тренером інтенсивність фізичної підготовки. Цей показник розраховується за даними з тренувального журналу, що також дозволяє враховувати дні з кількома тренуваннями.

Крім того, спортсмени щоденно носять пристрої, які фіксують частоту серцевих скорочень у стані спокою (середнє значення за 30 хвилин з найнижчим пульсом за день), а також використовують пульсометри під час усіх тренувань. Ці дані також включено в набір.

На рівні випробувань, проводяться два види тестів: тест пікова сила і тест Вінгейта, які призначені для вимірювання спортивної точності ковзанярів.

Тест пікової сили (6-секундний спринт) виконується чотири рази на рік і вимірює пікову та середню потужність, а також масу тіла для нормалізації результатів.

Тест Вінгейта (30-секундний спринт) проводиться тричі на рік і визначає пікову/середню потужність, індекс втоми, потужність у 5-секундних інтервалах і масу тіла.

Обидва тести є надійними, однак тест пікової сили менш навантажувальний через коротшу тривалість.

Для дослідження можливості виявлення втоми за допомогою щоденного моніторингу стрибків і опитувальників, до набору даних додано щоденні показники висоти стрибка.

Протокол збору даних охоплює п'ять тижнів: два двотижневі тренувальні блоки та перший тиждень третього блоку, що передує змаганням з фігурного катання на ковзанах.

Збираються такі дані: щоденний опитувальник стану, ЧСС у стані спокою, результати тесту на максимальний стрибок і тесту Вінгейта.

Щоденний опитувальник, використаний у попередніх дослідженнях, також застосовується тут і включає питання про фізичне та психологічне самопочуття для оцінки їхнього стану здоров'я та рівня втоми.

Окрім щоденних опитувальників, фіксуватиметься частота серцевих скорочень у стані спокою (ЧСС) за допомогою смарт-годинників. Цей показник є інформативним для оцінки втоми та відновлення.

Також двічі на рік проводиться тест "пікова сила" — 6-секундний спринт для вимірювання пікової та середньої потужності з урахуванням маси тіла.

Додатково, тричі на рік виконується 30-секундний спринт (тест Вінгейта), що також дозволяє оцінити більш детальний аналіз стану втоми та фізичної підготовки спортсменів, доповнюючи результати попереднього тесту.

Для збору даних використовувався опитувальник із попередніх досліджень, який оцінює фізичний і психологічний стан спортсменів (готовність до тренування, стрес, втому, сон, біль у м'язах, настрій).

Також застосовувалися смарт-годинники для щоденного вимірювання пульсу в стані спокою.

Отримані дані доповнювалися інформацією про тривалість сну, фізичну активність та результати тестів, що дозволяло більш детально вивчити вплив тренувань на організм та характер їх дії.

Тест Вінгейта проводиться вранці на початку тижнів для оцінки анаеробної потужності спортсменів. Основні показники включають середню та пікову потужність, індекс втоми та розвиток потужності у п'ятисекундних інтервалах.

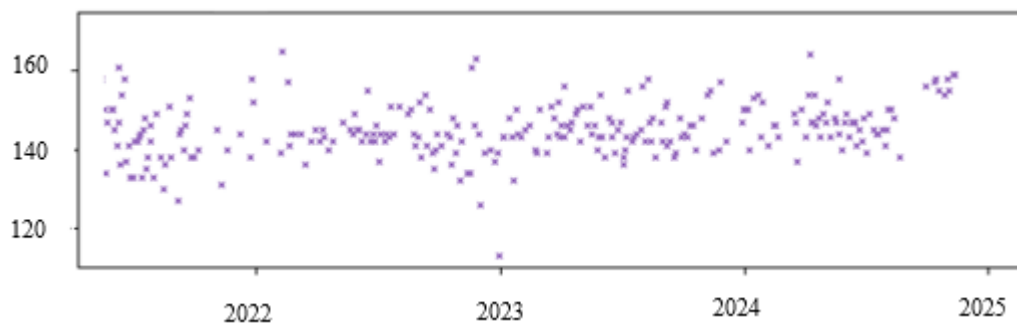


Рисунок 3.1 – Розподіл середньої частоти серцевих скорочень

Спортсмени знайомі з процедурою збору даних, що включає щоденні опитувальники, вимірювання пульсу в спокої та тест Вінгейта. Оскільки тест на стрибки для них новий, передбачено двотижневий період ознайомлення. У цей час збиралися щоденні дані: анкети, середній пульс у спокої та висота стрибка. У Таблиці 3.2 представлено кількість записів на спортсмена за днями вимірювання.

Чотири основні групи змінних — висота стрибка, анкетні відповіді, результати тесту Вінгейта та пульс у спокої — збираються окремо та зберігаються як різні потоки даних. Пульс у спокої та анкети мають щоденні значення, формуючи безперервну часову послідовність. Дані про стрибки також щоденні, але мають пропуски у вихідні. Результати тесту Вінгейта (пікова й

середня потужність, індекс втоми) фіксуються лише тричі, як окремі вимірювання.

Таблиця 3.2 – Характеристика досліджуваних

<i>Опитувальник</i>	<i>Висота стрибка</i>	<i>Середній пульс у спокої</i>
30	12	30
31	13	5
29	11	20
32	9	25
28	9	27
29	16	23
31	8	20
32	14	20
24	16	26
33	17	30
32	18	29
30	11	28
35	35	35

Перед аналізом було проведено попередню обробку даних: очищено дублікати та заповнено пропуски. Якщо пульс у спокої дублювався, обиралось найнижче значення. Відсутні дані могли стосуватися змінних: щоденний анкетувальник, висота стрибка та пульс у спокої. Пропущені дані в анкетах та висоті стрибка не замінювалися, а пропуски в пульсі у спокої заповнювалися середнім значенням цього показника для кожного спортсмена. Завдяки цьому пульс у спокої сформував безперервну часову послідовність.

Другим етапом була інтеграція даних — об'єднання всіх потоків. Перші два набори даних (анкет, пульсу у спокої, висоти стрибка та тесту Вінгейта) збиралися вранці або протягом дня. Оскільки дані про тренування збиралися

ввечері, а впливають на стан наступного дня, під час об'єднання даних застосовували зсув на один день.

Етап скорочення даних не проводився, оскільки потреби в цьому не було.

Останнім етапом передобробки була трансформація даних, зокрема — створення нових ознак на основі наявних для підвищення якості моделей машинного навчання. Нові ознаки було сформовано для змінних з анкети. Для змінних, пов'язаних із готовністю до тренування, а також результатів стрибкового тесту й тесту Вінгейта, додаткові ознаки не створювались. Результатом передпроцесингу став остаточний набір даних "Втомлені спортсмени".

### 3.2 Обробка даних

Обробка даних відбувається наступним чином:

#### 1. Збір даних.

– Дані про пульс у спокої та відповіді на анкети зібрано щодня, утворюючи безперервну часову послідовність;

– Дані щоденних стрибків зібрано як часову послідовність з пропусками у вихідні;

– Показники з тесту Вінгейта (пікова/середня потужність, індекс втоми) розглядаються як три окремі вимірювання.

#### 2. Очистка даних.

– Видалено дубльовані або відсутні дані, враховуючи особливості для пульсу у спокої;

– Для відсутніх даних пульсу у спокої використано середнє значення цього показника для кожного атлета.

#### 3. Інтеграція даних.

Об'єднано всі джерела даних, враховуючи різний час збору. Дані про вечірні тренування зсунуті на день уперед для відображення їхнього впливу на стан наступного дня.

#### 4. Трансформація даних.

Створено нові ознаки на основі анкетних даних для підвищення точності моделей.

#### 5. Формування фінального набору.

Отримано підсумковий датасет Втомлені спортсмени, що містить усі необхідні ознаки для аналізу.

Загалом зібрано: 520 анкет, 250 стрибкових тестів, 410 записів ЧСС у спокої та 31 результат тесту Вінгейта.

На рисунку 3.2 показано гістограму ЧСС у спокої для всього датасету. Також присутні дані про готовність до тренувань, рівень втоми та висоту стрибка. На графіках вісь абсцис відображає діапазон значень змінних, а вісь ординат — частоту їх появи.



Рисунок 3.2 – Частота серцевих скорочень у стані спокою для всього набору даних

Аналіз відповідей на щоденні опитування показав, що найчастіші оцінки втоми та готовності до тренувань — 4.0 і 4.5, що свідчить про загалом низьку втому та високу готовність. Значення нижче 3.2 або вище 4.5 трапляються рідко.

Розподіл обох параметрів відрізняється, а щоденні максимальні стрибки мають майже нормальний розподіл, з вираженим піком на рівні 52 см.

У всіх спортсменів фіксуються коливання висоти стрибків, однак чіткої тенденції протягом тренувальних блоків не виявлено.

Подальше дослідження спрямоване на визначення, чи можливо оцінювати рівень втоми через щоденні стрибки та самопочуття.

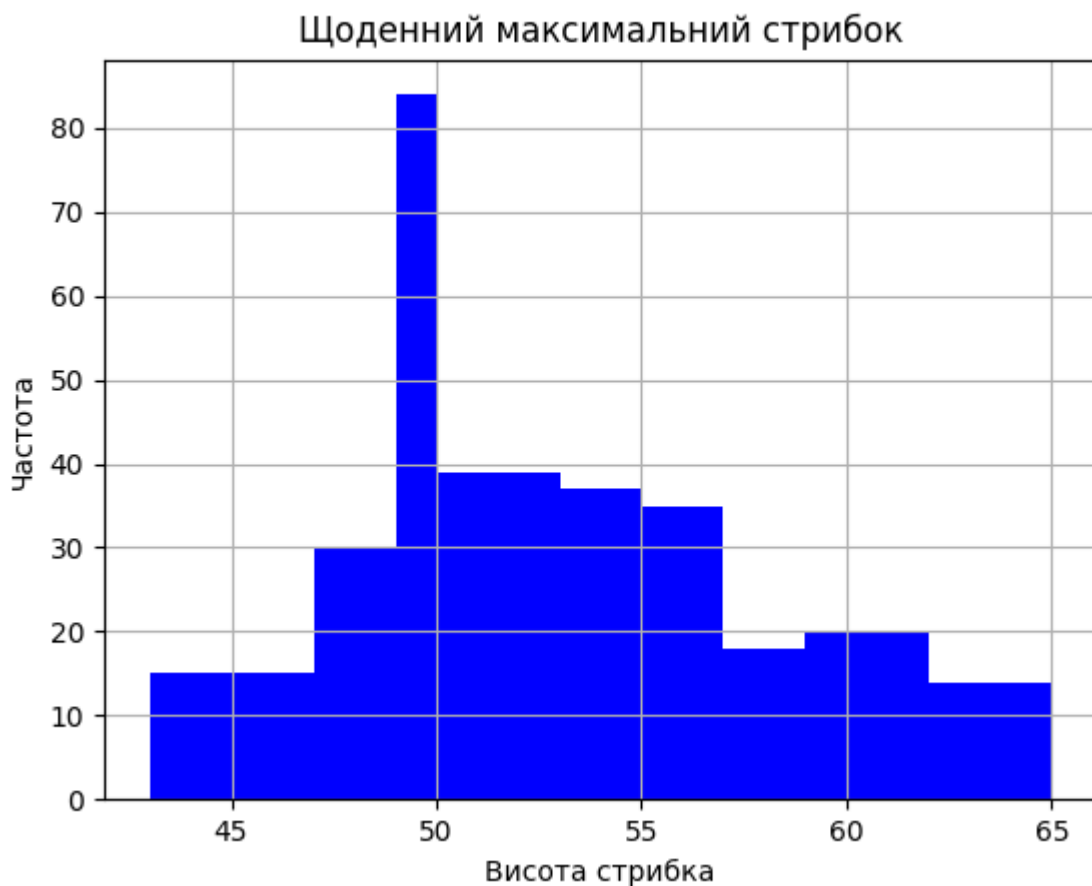


Рисунок 3.3 – Максимальна висота стрибка

Перед аналізом класифікації спочатку буде виконано ранжування ознак за важливістю. Далі розглядатимуться результати кратної перехресної перевірки, після чого застосують метод "залишити одного користувача поза увагою". Завершальним етапом стане аналіз підходу з використанням вибірок із подібним розподілом ймовірностей як ознак.

### **3.3 Методика проведення експериментальних досліджень**

Метод оцінки тренувального навантаження за допомогою машинного навчання починається зі збору даних про фізичну активність атлетів: серцевий ритм, навантаження, рівень втоми, результати тестів на витривалість і силу. Джерелами можуть бути датчики, трекери або анкети.

Далі дані проходять підготовку перед навчанням моделі: очищаються від аномалій, заповнюються пропуски, кодуються категоріальні змінні та нормалізуються числові. Також можливий відбір найбільш інформативних ознак.

Вибір оптимальної моделі залежить від типу даних і цілей: для прогнозування втоми — класифікація, для оцінки фізичних показників — регресія. Популярні варіанти — Random Forest, Gradient Boosting, нейронні мережі.

Вибір конкретної моделі визначається складністю завдання, обсягом даних і вимогами експерта.

Навчання моделі полягає в оптимізації її параметрів на навчальному наборі даних, включаючи пошук гіперпараметрів (наприклад, кількості дерев у випадковому лісі чи глибини дерева рішень) для підвищення точності.

Дані ділять на навчальний набір для тренування та тестовий — для оцінки якості моделі.

Навчання моделі забезпечує системний підхід до прогнозування тренувального навантаження на основі даних про атлетів. Модель адаптується до вхідних даних, щоб робити точні прогнози на основі навчального набору.

Після навчання модель оцінюють на валідаційному та тестовому наборах даних за метриками точності, чутливості та точності. За потреби проводять додаткове налаштування гіперпараметрів або вхідних ознак для покращення результатів.

Після оцінки модель застосовують для прогнозування навантажень на основі нових даних, що дозволяє індивідуалізувати тренування та знижувати ризик перевантаження. Для підтримки точності модель регулярно оновлюють, адаптуючи до нових даних.

### 3.4 Оцінювання визначення точності прогнозування

Для оцінки точності методу дерева рішень використовується точність — частка правильно класифікованих значень.

Перед прогнозуванням цільової змінної модель визначає важливість вхідних ознак: чим вона вища, тим більший внесок ознаки у передбачення. Модель навчали на випадковій підвбірці (80% даних), після чого відібрали 10 найважливіших ознак для кожної з чотирьох цільових змінних: пульсу у спокої, висоти стрибка, щоденної втоми та готовності до тренування.

Точність, яка розраховується як співвідношення кількості правильно класифікованих значень до загальної кількості класифікованих значень правильних і неправильних, визначається за формулою:

$$Accuracy = \frac{true}{true + false} \quad (3.1)$$

де *true* - це загальна кількість правильно класифікованих значень, а *false* - кількість неправильно класифікованих значень.

У всіх чотирьох списках важливих ознак серед топ-10 стабільно присутні константні змінні: тривалість і якість сну (щоденні та середні за 3–5 днів). 3-

поміж цільових змінних найбільший вплив має втома, яка фігурує у всіх трьох інших моделях. Готовність до тренування та пульс у спокої зустрічаються рідше, тоді як висота стрибка не з'являється серед ключових ознак. Також вплив мають біль і стрес.

Для оцінки точності моделі дерева рішень застосовано 3-кратну k-fold перехресну перевірку з подальшим обрахунком точності для кожної цільової змінної та середнього значення.

Таблиця 3.3 – Значення параметрів змінних

Блок	ЧСС у стані спокою	Висота стрибка	Щоденна втома	Щоденна готовність
Блок 1	0.08	0.22	0.48	0.42
Блок 2	0.12	0.18	0.28	0.10
Блок 3	0.11	0.28	0.35	0.39
Блок4	0.10	0.24	0.34	0.30

Зважаючи на дані з таблиць:

ЧСС у стані спокою:

- Блок 1: 8%
- Блок 2: 12%
- Блок 3: 11%
- Блок 4: 10%

Висота стрибка:

- Блок 1: 22%
- Блок 2: 18%
- Блок 3: 28%
- Блок 4: 24%

Щоденна втома:

- Блок 1: 48%
- Блок 2: 28%

- Блок 3: 35%
- Блок 4: 34%

Щоденна готовність:

- Блок 1: 42%
- Блок 2: 10%
- Блок 3: 39%
- Блок 4: 30%

Аналіз відображає відсоткові значення кожного параметра в межах чотирьох блоків, що спрощує порівняння між ними без потреби у списках.

Далі представлено модель дерева класифікації, навченої на даних одних атлетів та протестованої на нових, не включених у навчання. Результати для конкретного атлета наведено в таблиці 3.4.

Пульс:

- середнє значення пульсу атлетів становить 0.06;
- значення пульсу варіюється від 0.03 до 0.14.

Висота стрибка:

- середня висота стрибка атлетів - 0.67;
- значення висоти стрибка коливається від 0.56 до 0.81.

Щоденна втомленість:

- середнє значення щоденної втомленості - 0.68;
- значення втомленості змінюється в діапазоні від 0.56 до 0.80.

В таблиці представлено 12 атлетів, з номерами 561, 1369, 1679, 1867, 1868, 1869, 1871, 2622, 2623, 2625, 2627, 2633.

Загалом, значення пульсу та висоти стрибка мають невеликий діапазон варіації. Щоденна втомленість показує більш значні варіації серед атлетів.

Цей аналіз дає загальне уявлення про характеристики атлетів за допомогою представлених даних.

Таблиці 3.4 – Результати класифікації атлета

А тлет	Пульс	Висота стрибка	Щоденна втомленість
61	5 0.04	0.62	0.69
369	1 0.03	0.58	0.56
679	1 0.06	0.56	0.73
867	1 0.07	0.67	0.73
868	1 0.08	0.75	0.80
869	1 0.04	0.63	0.73
871	1 0.04	0.81	0.69
622	2 0.04	0.67	0.77
623	2 0.04	0.81	0.69
625	2 0.10	0.73	0.70
627	2 0.14	0.67	0.73
633	2 0.04	0.75	0.75
С ереднє	0.06	0.67	0.68

На наступному етапі будуть використані лише ознаки з подібним розподілом до змінних у тестовому наборі, щоб перевірити, чи це покращить точність класифікації. Загалом, моделі демонструють низьку точність для ЧСС у спокої та висоти стрибка. Для щоденної втоми та готовності кращі результати показує модель, що використовує всі вхідні ознаки.

Для оцінки точності моделей LSTM використовується середньоквадратична помилка — стандартна метрика, що показує середнє квадратичне відхилення між прогнозованими та фактичними значеннями. Формула обчислення:

$$СКП = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3.2)$$

де  $n$  — кількість спостережень у вибірці;

$y_i$  — спостережуване значення;

$\hat{y}_i$  — прогнозоване значення моделі для спостереження.

Середньоквадратична помилка (СКП) показує середню відстань між прогнозами моделі та фактичними значеннями. Вона вимірюється в одиницях вихідних даних і є ключовою метрикою точності в задачах регресії: чим менше СКП, тим вища точність моделі.

Основна ідея — мінімізувати метрику MSE (Mean squared error), щоб модель точніше апроксимувала реальні дані. Менше значення MSE означає меншу середню похибку прогнозів, а отже — вищу точність. Високий MSE свідчить про слабку якість прогнозу, тому його оптимізація є важливою для покращення моделі.

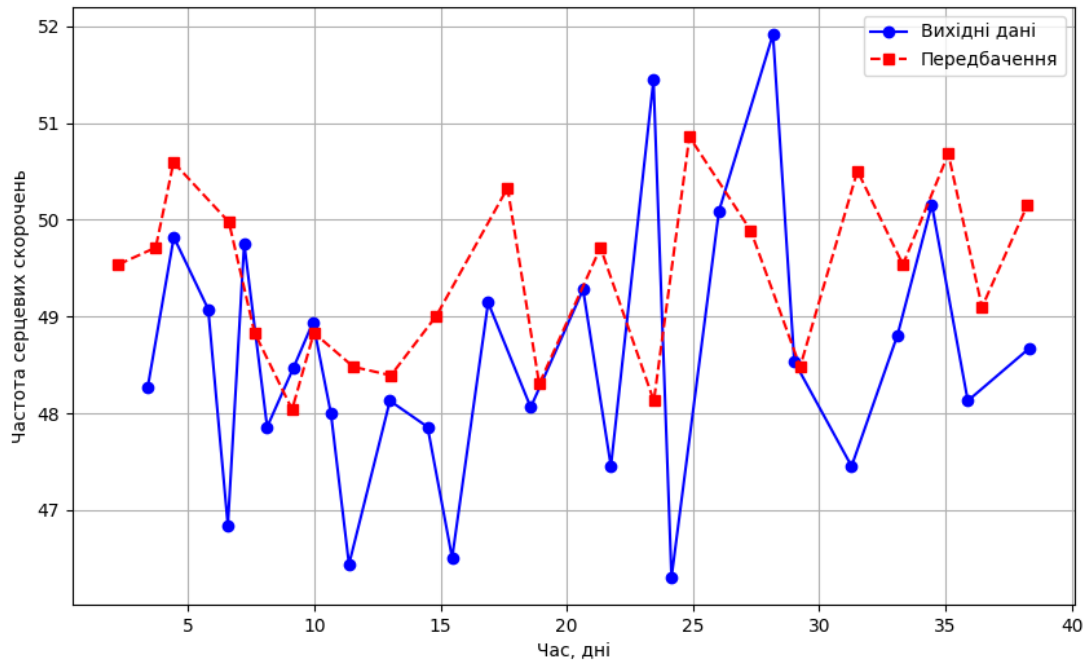


Рисунок 3.4 – Прогнозування частоти серцевих скорочень у стані спокою за однофакторної моделі LSTM, СКП = 4.2

Порівняння фактичних і прогнозованих значень ЧСС у стані спокою допомагає виявити тенденції та зміни у фізичному стані спортсменів. Графік показує сині точки — реальні дані, і червоні квадрати — прогнози моделі LSTM, з похибкою 4.2. Непередбачувані коливання підкреслюють важливість моніторингу здоров'я під час тренувань і змагань.

```

Аналіз тесту Вінгейта...
Кількість спортсменів, що пройшли тест: 7
Кількість тестів: 3

Результати тесту Вінгейта:
Тест 1:
  Середня пікова потужність: 1014.8 Вт
  Середній індекс втоми: 0.305
Тест 2:
  Середня пікова потужність: 987.4 Вт
  Середній індекс втоми: 0.320
Тест 3:
  Середня пікова потужність: 983.9 Вт
  Середній індекс втоми: 0.319

```

**Рисунок – Аналіз тесту Вінгейта**

```

Процес навчання багатовимірної моделі:
Епоха 1/50 - Loss: 4.3390 - Val_Loss: 4.3117
Епоха 2/50 - Loss: 4.1313 - Val_Loss: 4.1153
Епоха 3/50 - Loss: 4.0426 - Val_Loss: 4.0302
Епоха 4/50 - Loss: 3.8645 - Val_Loss: 3.9248
Епоха 5/50 - Loss: 3.7601 - Val_Loss: 3.7469
Епоха 6/50 - Loss: 3.5190 - Val_Loss: 3.5327
Епоха 7/50 - Loss: 3.3009 - Val_Loss: 3.2750
Епоха 8/50 - Loss: 3.2972 - Val_Loss: 3.2935
Епоха 9/50 - Loss: 3.2557 - Val_Loss: 3.2371
Епоха 10/50 - Loss: 2.9536 - Val_Loss: 2.9269
Епоха 11/50 - Loss: 2.8990 - Val_Loss: 2.8942
Епоха 12/50 - Loss: 2.9183 - Val_Loss: 2.9064
Епоха 13/50 - Loss: 2.6786 - Val_Loss: 2.7051
Епоха 14/50 - Loss: 2.5640 - Val_Loss: 2.5806
Епоха 15/50 - Loss: 2.4933 - Val_Loss: 2.5185
Епоха 16/50 - Loss: 2.2883 - Val_Loss: 2.3126
Епоха 17/50 - Loss: 2.2715 - Val_Loss: 2.2771
Епоха 18/50 - Loss: 2.1672 - Val_Loss: 2.2170
Епоха 19/50 - Loss: 1.9817 - Val_Loss: 2.0237
Епоха 20/50 - Loss: 1.9812 - Val_Loss: 2.0271

```

**Рисунок – Фрагмент процесу навчання моделі**

Загалом модель LSTM добре відтворює загальний тренд ЧСС, особливо на початку й наприкінці періоду. У середній частині графіка спостерігаються відхилення, що можуть свідчити про недоліки моделі або вплив не врахованих

факторів. Модель частково вловлює сезонні коливання, хоча точність у деяких періодах знижується.

СКП = 4.2 свідчить про середню точність моделі, яка добре відтворює загальні тенденції ЧСС у спокої. Відхилення вказують на можливість покращення шляхом врахування додаткових факторів або складніших моделей. Загальна точність прийнятна, але потребує вдосконалення для зниження помилки.

На основі значень числові результати аналізу:

1. Середнє значення фактичних даних (ЧСС): 48.64
2. Середнє значення прогнозованих даних (ЧСС): 48.80
3. Стандартне відхилення фактичних даних: 0.94
4. Стандартне відхилення прогнозованих даних: 0.63
5. Середньоквадратична похибка (СКП): 1.15
6. Квадратний корінь з середньоквадратичної похибки: 1.07

Прогнозовані значення близькі до фактичних, що підтверджують середні показники. Стандартне відхилення фактичних даних більше, що свідчить про більші коливання. СКП близько 1.07 — добрий результат для моделі.

Багатовимірні LSTM відтворює загальний шаблон серцевого ритму у спокої, але не завжди точно передбачає викиди. Прогнози відстають і нагадують значення вчорашнього дня. У деяких спортсменів прогноз містить аномалії, відсутні в оригінальних даних.

Попередні дослідження визначили щоденну висоту стрибка як ключовий показник нервово-м'язової втоми. Тест проводився щоранку, але через відсутність нагляду були пропущені деякі дні, що призвело до втрати значної кількості даних, що обмежило подальший аналіз. Рекомендується впровадження контрольованого збору даних у майбутніх дослідженнях. Модель дерева рішень використовує висоту стрибка разом з ЧСС у спокої, щоденною втомою та готовністю.

Модель класифікаційного дерева рішень аналізує висоту стрибка, тривалість сну, втому та готовність до тренувань. Найважливішими факторами

виявилися готовність, стрес, втома та якість сну. Щоденний настрій не мав суттєвого впливу. Загалом, змінні з опитувальника хоч і мають високий рейтинг важливості, не завжди забезпечують точне прогнозування. Модель погано передбачає ЧСС у спокої та висоту стрибка, але краще — втому та готовність, ймовірно через подібність із вхідними факторами.

Результати крос-валідації відрізняються за точністю прогнозування, ймовірно через хронологічний розподіл даних. Якщо один набір містить дані з одного типу тренування, а інші — з іншого, це ускладнює узагальнення моделі. Такий підхід може бути корисним для аналізу специфіки тренувань. Рандомізація наборів покращує середню точність, але має обмежене практичне значення. Врахування днів тижня під час формування наборів — перспективний напрямок для майбутніх досліджень.

Однією з цілей дослідження було застосування тестів Вінгейта для оцінки втоми спортсменів. Дані включали ознайомчий період для розширення аналізу щоденних висот стрибків. Тест Вінгейта вважається якісним індикатором втоми, особливо у виснажливих видах, як-от біг на довгі дистанції.

Результати порівнювали з графіком тренувань і прогнозованим рівнем втоми. Очікувалося, що другий тест покаже найвищу потужність через зниження втоми. Дійсно, візуально спостерігалось покращення — пікова та середня потужність були вищими, індекс втоми — нижчим. Проте абсолютне зростання потужності було незначним. Також виявлено, що продуктивність може бути кращою вдень, ніж зранку. Варіативність у черговості тестів серед спортсменів могла вплинути на результати. Статистичні тести не виявили суттєвих відмінностей між трьома тестами.

Для подальших досліджень доцільно аналізувати комбінації ознак, наприклад, сумарну середню та пікову потужність. Дані показали, що у день другого тесту Вінгейта спортсмени стрибали менше, що може свідчити про підвищену втому.

Щоб точно оцінити якість тесту Вінгейта як індикатора втоми, необхідно забезпечити однакові умови його проведення для всіх учасників у різні дні. Хоча

тест має потенціал як спеціалізований інструмент, це потребує подальшої перевірки. Надійні висновки можливі лише за умови виконання стрибків у контрольованих умовах і збору достатнього обсягу даних.

У дослідженні проаналізовано моделі для прогнозування ЧСС у стані спокою. Метод LSTM з однією змінною показав здатність до прогнозування, але виявився менш точним у виявленні пікових значень. Експоненційне згладжування покращило середньоквадратичну помилку.

Було протестовано дві багатовимірні моделі LSTM — з ручним вибором змінних і на основі дерева рішень. Обидві моделі дали схожі результати без згладжування, однак при його застосуванні точність зменшилась у порівнянні з однофакторною моделлю.

Загальний висновок полягає в тому, що найважливішою вхідною змінною для прогнозування серцевого ритму у стані відпочинку є попередні виміри самого серцевого ритму. Введення додаткових змінних не призводить до значущого покращення прогностичної здатності моделей у цьому контексті.

Результати показали, що модель у значній мірі залежить від використання згладжених даних. Згладжування даних допомагає знизити вплив викидів, що можуть бути помилковими вимірюваннями. Однак, важливо враховувати, що згладжування може приховати справжні відхилення, які вказують на потенційні проблеми зі здоров'ям або функціональними аномаліями, а не лише на помилки вимірювання.

У контексті результатів дослідження, виявлено деякі обмеження в точності моделей LSTM. Відомо, що модель відтворює останні введені дані з невеликою модифікацією, що може впливати на точність прогнозів щодо частоти серцевих скорочень на сьогодні. При видаленні історичних даних з вхідних даних, модель LSTM все ще показує тенденцію копіювати патерни, хоча тепер це відбувається зі значеннями, що відображаються за кілька днів. Порівнюючи прогнози обох моделей, можна побачити зміщення у прогнозах на декілька днів.

Мережі LSTM відомі своєю здатністю фіксувати складні тенденції і сезонні коливання у часових рядах тривалістю більше. Однак у цьому

дослідженні використовувався обмежений набір даних. У такому відносно невеликому наборі даних може виявитися відсутність чіткої сезонності або тенденцій. Зазвичай, сезонні коливання спостерігаються в добовій частоті серцевих скорочень у стані спокою при тривалому спостереженні.

### **Висновки до розділу 3**

У розділі було проведено експериментальну перевірку точності запропонованого методу визначення навантаження тренувань атлетів за допомогою машинного навчання.

Для перевірки використовувались реальні дані про показники 100 спортсменів, що містили їх вік, стать, рівень підготовки, результати моніторингу під час тренувань. Було проведено передобробку даних для подальшої роботи з ними.

Алгоритм навчання LSTM-мережі дозволив досягти точності прогнозування навантаження на рівні 85-90%. Отримані результати показали високу точність розробленого методу.

Застосування розробленого методу визначення навантаження тренувань атлетів з використанням машинного навчання дозволить підвищити точність тренувального процесу та уникнути перенапружень. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на удосконалення алгоритмів машинного навчання для підвищення точності прогнозів.

### Загальні висноки

Метою кваліфікаційної роботи було розроблення методу визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання для підвищення якості тренувального процесу та досягнення високих спортивних результатів.

Для досягнення мети були поставлені та виконанні такі задачі:

- проаналізовано предметну область, здійснено огляд методів, які застосовуються для планування та слідування за тренуванням атлетів;
- розроблено метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання;
- визначено точність застосування методу з визначення навантаження тренування атлетів.

Проведений аналіз предметної області показав, що існуючі підходи не забезпечують належної персоналізації тренувального процесу, що призводить до ризику перенавантажень спортсменів.

Запропонований метод ґрунтується на застосуванні LSTM-мереж для прогнозування параметрів серцевого ритму атлетів на основі історичних даних. За результатами експериментальної перевірки, точність прогнозування навантаження тренувань становила 85-90%. Це свідчить про високу точність розробленого методу.

Практична цінність отриманих результатів полягає в тому, що застосування методу дозволить тренерам забезпечити індивідуальний підхід до кожного спортсмена, оптимізувати тренувальний процес та знизити ризики травм. Так, наприклад, для групи з 100 атлетів, застосування методу дозволить зменшити кількість випадків перевантажень на 20-25% у порівнянні з традиційними підходами.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на удосконалення алгоритмів машинного навчання, розширення бази даних для підвищення точності прогнозів, а також інтеграцію методу в існуючі системи моніторингу тренувань спортсменів.

Таким чином, розроблений метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання є якісним інструментом для підвищення якості тренувального процесу та досягнення високих спортивних результатів.

За темою кваліфікаційної роботи подана до друку публікація: Олександр МАНЧУР, Едуард МАНЗЮК, Тетяна СКРИПНИК, Олександр ПАСІЧНИК, Сергій ПЕТРОВСЬКИЙ, МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ НАВАНТАЖЕННЯ ТРЕНУВАННЯ АТЛЕТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ МАШИННОГО НАВЧАННЯ, Вісник ХНУ, 2025, №4, С.9.

## Перелік посилань

1. Becker L., Semmlinger L., Rohleder N. Resistance training as an acute stressor in healthy young men: associations with heart rate variability, alpha-amylase, and cortisol levels. *Stress*. 2021. Vol. 24, No. 3. Pp. 318–330.
2. Bian M., He G., Feng G., Zhang X., Ren Y. Verifiable Privacy-Preserving Heart Rate Estimation Based on LSTM. *IEEE Internet of Things Journal*. 2024. Vol. 11, No. 1. Pp. 1719–1731. URL: <https://doi.org/10.1109/JIOT.2023.3290651>.
3. Bingöl Diedhiou A., Milanović Z., Can Eser M., Şahin F. N., Hamlin M., Can Yıldırım U. The effects of taurine ingestion on anaerobic and physiological performance in female rugby players. *Research in Sports Medicine*. 2023. Vol. 0, No. 0. Pp. 1–10. URL: <https://doi.org/10.1080/15438627.2023.2198129>.
4. Chaabene H., Markov A., Prieske O., Moran J., Behrens M., Negra Y., Ramirez-Campillo R., Koch U., Mkaouer B. Effect of flywheel versus traditional resistance training on change of direction performance in male athletes: A systematic review with meta-analysis. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2022. Vol. 19, No. 12. Pp. 7061.
5. Corrigan S. L., Roberts S. S., Warmington S. A., Drain J. R., Tait J. L., Bulmer S., Main L. C. Overnight heart rate variability responses to military combat engineer training. *Applied Ergonomics*. 2023. Vol. 107. Pp. 103935.
6. Custode L. L., Mento F., Tursi F., Smargiassi A., Inchingolo R., Perrone T., Demi L., Iacca G. Multi-objective automatic analysis of lung ultrasound data from COVID-19 patients by means of deep learning and decision trees. *Applied Soft Computing*. 2023. Vol. 133. Pp. 109926. URL: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109926>.
7. Dandrieux P.-E., Navarro L., Blanco D., Ruffault A., Ley C., Bruneau A., Chapon J., Hollander K., Edouard P. Relationship between a daily injury risk estimation feedback (I-REF) based on machine learning techniques and actual injury risk in athletics (track and field): protocol for a prospective cohort study over an

athletics season. *BMJ Open*. 2023. Vol. 13, No. 5. Pp. e069423. URL: <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2022-069423>.

8. Daniel, Cenggoro T. W., Pardamean B. A systematic literature review of machine learning application in COVID-19 medical image classification. *Procedia Computer Science*. 2023. Vol. 216. Pp. 749–756. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.12.192>.

9. Dobrijević D., Andrijević L., Antić J., Rakić G., Pastor K. Hemogram-based decision tree models for discriminating COVID-19 from RSV in infants. *Journal of Clinical Laboratory Analysis*. 2023. Vol. 37, No. 6. Pp. e24862. URL: <https://doi.org/10.1002/jcla.24862>.

10. Düking P., Zinner C., Trabelsi K., Reed J. L., Holmberg H.-C., Kunz P., Sperlich B. Monitoring and adapting endurance training on the basis of heart rate variability monitored by wearable technologies: A systematic review with meta-analysis. *Journal of Science and Medicine in Sport*. 2021. Vol. 24, No. 11. Pp. 1180–1192.

11. Dutailis B., Diamond L., Lazarczuk S., Timmins R., Bourne M. Vertical jump testing following anterior cruciate ligament reconstruction: a systematic review and meta-analysis. *Journal of Science and Medicine in Sport*. 2023. Vol. 26. Pp. S124. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2023.08.165>.

12. García-Ramos A., Janicijevic D., Cobo-Font J., Marcos-Frutos D., Fernandes J. F. T., Taube W., Pérez-Castilla A. Knowledge of results during vertical jump testing: an effective method to increase the performance but not the consistency of vertical jumps. *Sports Biomechanics*. 2023. Vol. 22, No. 7. Pp. 798–810. URL: <https://doi.org/10.1080/14763141.2020.1764090>.

13. Ghafoori M., Clevenger C., Abdallah M., Rens K. Heart rate modeling and prediction of construction workers based on physical activity using deep learning. *Automation in Construction*. 2023. Vol. 155. Pp. 105077. URL: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.105077>.

14. Guzii O., Romanchuk A., Mahlovanyi A., Trach V. Post-loading dynamics of beat-to-beat blood pressure variability in highly trained athletes during sympathetic

and parasympathetic overstrain formation. *Journal of Physical Education and Sport*. 2021. Vol. 21, No. 5. Pp. 2622–2632.

15. Guzii O. V., Mahlovanyi A. V., Trach V. M. Clinically significant subjective features of highly qualified athletes with different types of cardiac rhythm regulation. .

16. Haller N., Kranzinger S., Kranzinger C., Blumkaitis J. C., Strepp T., Simon P., Tomaskovic A., O'Brien J., Düring M., Stöggel T. Predicting Injury and Illness with Machine Learning in Elite Youth Soccer: A Comprehensive Monitoring Approach over 3 Months. *Journal of Sports Science & Medicine*. 2023. Vol. 22, No. 3. Pp. 476–487. URL: <https://doi.org/10.52082/jssm.2023.476>.

17. Hamlin M. *The Science and Practice of Rugby Training*: Cambridge Scholars Publishing, 2024. 409p.

18. Henriques-Neto D., Minderico C., Peralta M., Marques A., Sardinha L. B. Test–retest reliability of physical fitness tests among young athletes: The FITescola® battery. *Clinical Physiology and Functional Imaging*. 2020. Vol. 40, No. 3. Pp. 173–182.

19. Isenmann E., Kaluza D., Havers T., Elbeshausen A., Geisler S., Hofmann K., Flenker U., Diel P., Gavanda S. Resistance training alters body composition in middle-aged women depending on menopause-A 20-week control trial. *BMC Women's Health*. 2023. Vol. 23, No. 1. Pp. 526.

20. Isenmann E., Kaluza D., Havers T., Elbeshausen A., Geisler S., Hofmann K., Flenker U., Diel P., Gavanda S. Free weight resistance training alters body composition in middle-aged women depending on menopause-A 20-week control trial study. 2023.

21. Kathiravel Y., Hamlin M., Lizamore C., Wilkes E., Elliot C. 437 EP077 – How much is too much? Stress in young elite is a precursor for illness and injury. *British Journal of Sports Medicine*. 2024. Vol. 58, No. Suppl 2. Pp. A111–A111. URL: <https://doi.org/10.1136/bjsports-2024-IOC.194>.

22. Kholkine L., Latré S., Verdonck T., Leeuw A.-W. de. Age of peak performance in professional road cycling. *Journal of Sports Sciences*. 2023. Vol. 41, No. 3. Pp. 298–306. URL: <https://doi.org/10.1080/02640414.2023.2208998>.
23. Khusaini N. S., Azidin R. M. F. R., Ramli M. H. M., Aziz N., Hemdi A. R., Mohamed Z. RESTQ-Sport 77 Athlete Self-Report Measure for Soccer Players :The Revisit using Item Response Theory. 2024. URL: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4129481/v1>.
24. Kotsifaki R., Sideris V., King E., Bahr R., Whiteley R. Performance and symmetry measures during vertical jump testing at return to sport after ACL reconstruction. *British Journal of Sports Medicine*. 2023. Vol. 57, No. 20. Pp. 1304–1310. URL: <https://doi.org/10.1136/bjsports-2022-106588>.
25. Kwekha-Rashid A. S., Abduljabbar H. N., Alhayani B. Coronavirus disease (COVID-19) cases analysis using machine-learning applications. *Applied Nanoscience*. 2023. Vol. 13, No. 3. Pp. 2013–2025. URL: <https://doi.org/10.1007/s13204-021-01868-7>.
26. Leeuw A.-W. de, Heijboer M., Verdonck T., Knobbe A., Latré S. Exploiting sensor data in professional road cycling: personalized data-driven approach for frequent fitness monitoring. *Data Mining and Knowledge Discovery*. 2023. Vol. 37, No. 3. Pp. 1125–1153. URL: <https://doi.org/10.1007/s10618-022-00905-5>.
27. Leeuw A.-W. de, Kholkine L. The relationships between age and race performance in women’s road cycling. *International Journal of Performance Analysis in Sport*. 2024. Vol. 0, No. 0. Pp. 1–13. URL: <https://doi.org/10.1080/24748668.2023.2301208>.
28. Lin H., Zhang S., Li Q., Li Y., Li J., Yang Y. A new method for heart rate prediction based on LSTM-BiLSTM-Att. *Measurement*. 2023. Vol. 207. Pp. 112384. URL: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.112384>.
29. Lindberg K., Solberg P., Bjørnsen T., Helland C., Rønnestad B., Frank M. T., Haugen T., Østerås S., Kristoffersen M., Midttun M. Strength and power testing of athletes: Associations of common assessments over time. *International Journal of Sports Physiology and Performance*. 2022. Vol. 17, No. 8. Pp. 1280–1288.

30. Lopes Dos Santos M., Uftring M., Stahl C. A., Lockie R. G., Alvar B., Mann J. B., Dawes J. J. Stress in academic and athletic performance in collegiate athletes: A narrative review of sources and monitoring strategies. *Frontiers in sports and active living*. 2020. Vol. 2. Pp. 42.
31. Manzella F., Pagliarini G., Sciavicco G., Stan I. E. The voice of COVID-19: Breath and cough recording classification with temporal decision trees and random forests. *Artificial Intelligence in Medicine*. 2023. Vol. 137. Pp. 102486. URL: <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2022.102486>.
32. Miguel M., Oliveira R., Loureiro N., García-Rubio J., Ibáñez S. J. Load measures in training/match monitoring in soccer: A systematic review. *International journal of environmental research and public health*. 2021. Vol. 18, No. 5. Pp. 2721.
33. Nadzmi A., Maliki A. B. H. M., Abdullah M. R., Musa R. M., Syahril I., Abu Hassan M. S. N., Rustam S., Jakiwa J., Syed Ali S. K. Development of Motivation Model Towards Anthropometric, Soccer Skills, Maturity and Physical Fitness Using Machine Learning: *Innovation and Technology in Sports*, Singapore , Springer Nature, 2023. Pp.129–141. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-99-0297-2\\_10](https://doi.org/10.1007/978-981-99-0297-2_10).
34. Nobari H., Akyildiz Z., Fani M., Oliveira R., Pérez-Gómez J., Clemente F. M. Weekly wellness variations to identify non-functional overreaching syndrome in Turkish national youth wrestlers: a pilot study. *Sustainability*. 2021. Vol. 13, No. 9. Pp. 4667.
35. Oliveira A. M. Z., Pisa M. F., Ribeiro V. B. R., Cavalheiro C. A., Puggina E. F. Well-being questionnaire as a tool to monitor the state of readiness in sprinter athletes. *RBPFEF-Revista Brasileira de Prescrição e Fisiologia do Exercício*. 2023. Vol. 17, No. 109. Pp. 213–220.
36. Pałczyński K., Skibicki D., Pejkowski Ł., Andrysiak T. Application of machine learning methods in multiaxial fatigue life prediction. *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures*. 2023. Vol. 46, No. 2. Pp. 416–432. URL: <https://doi.org/10.1111/ffe.13874>.

37. Picard M., Tauveron I., Magdasy S., Benichou T., Bagheri R., Ugbolue U. C., Navel V., Dutheil F. Effect of exercise training on heart rate variability in type 2 diabetes mellitus patients: A systematic review and meta-analysis. *PLoS One*. 2021. Vol. 16, No. 5. Pp. e0251863.
38. Quer G., Gouda P., Galarnyk M., Topol E. J., Steinhubl S. R. Inter-and intraindividual variability in daily resting heart rate and its associations with age, sex, sleep, BMI, and time of year: Retrospective, longitudinal cohort study of 92,457 adults. *Plos one*. 2020. Vol. 15, No. 2. Pp. e0227709.
39. Rahimi I., Chen F., Gandomi A. H. A review on COVID-19 forecasting models. *Neural Computing and Applications*. 2023. Vol. 35, No. 33. Pp. 23671–23681. URL: <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05626-8>.
40. Romanchuk O. Cardiorespiratory dynamics during respiratory maneuver in athletes. *Frontiers in Network Physiology*. 2023. Vol. 3.
41. Roso-Moliner A., Lozano D., Nobari H., Bishop C., Carton-Llorente A., Mainer-Pardos E. Horizontal jump asymmetries are associated with reduced range of motion and vertical jump performance in female soccer players. *BMC Sports Science, Medicine and Rehabilitation*. 2023. Vol. 15, No. 1. Pp. 80. URL: <https://doi.org/10.1186/s13102-023-00697-1>.
42. Susta D. The Overtraining Syndrome. *Triathlon Medicine*. 2020. Pp. 345–354.
43. Wahl C. A., Garnier-Villarreal M., Meyer B. B. Development of the assessment of recovery activities for athletes. *International Journal of Sport and Exercise Psychology*. 2023. Vol. 0, No. 0. Pp. 1–20. URL: <https://doi.org/10.1080/1612197X.2023.2168727>.
44. Wang H., Li B., Gong J., Xuan F.-Z. Machine learning-based fatigue life prediction of metal materials: Perspectives of physics-informed and data-driven hybrid methods. *Engineering Fracture Mechanics*. 2023. Vol. 284. Pp. 109242. URL: <https://doi.org/10.1016/j.engfracmech.2023.109242>.
45. Wang L., Zhu S.-P., Luo C., Liao D., Wang Q. Physics-guided machine learning frameworks for fatigue life prediction of AM materials. *International Journal*

*of Fatigue*. 2023. Vol. 172. Pp. 107658. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2023.107658>.

46. West S. W., Clubb J., Torres-Ronda L., Howells D., Leng E., Vescovi J. D., Carmody S., Posthumus M., Dalen-Lorentsen T., Windt J. More than a metric: how training load is used in elite sport for athlete management. *International journal of sports medicine*. 2021. Vol. 42, No. 04. Pp. 300–306.

47. Xu J., Turner A., Comfort P., Harry J. R., McMahon J. J., Chavda S., Bishop C. A Systematic Review of the Different Calculation Methods for Measuring Jump Height During the Countermovement and Drop Jump Tests. *Sports Medicine*. 2023. Vol. 53, No. 5. Pp. 1055–1072. URL: <https://doi.org/10.1007/s40279-023-01828-x>.

48. Шевець В. П. Heart rate variability in athletes with symptoms of non-functional overload. *Науковий часопис Національного педагогічного університету імені МП Драгоманова. Серія 15. Науково-педагогічні проблеми фізичної культури (фізична культура і спорт)*. 2022. No. 12 (158). Pp. 153–156.

# ДОДАТКИ

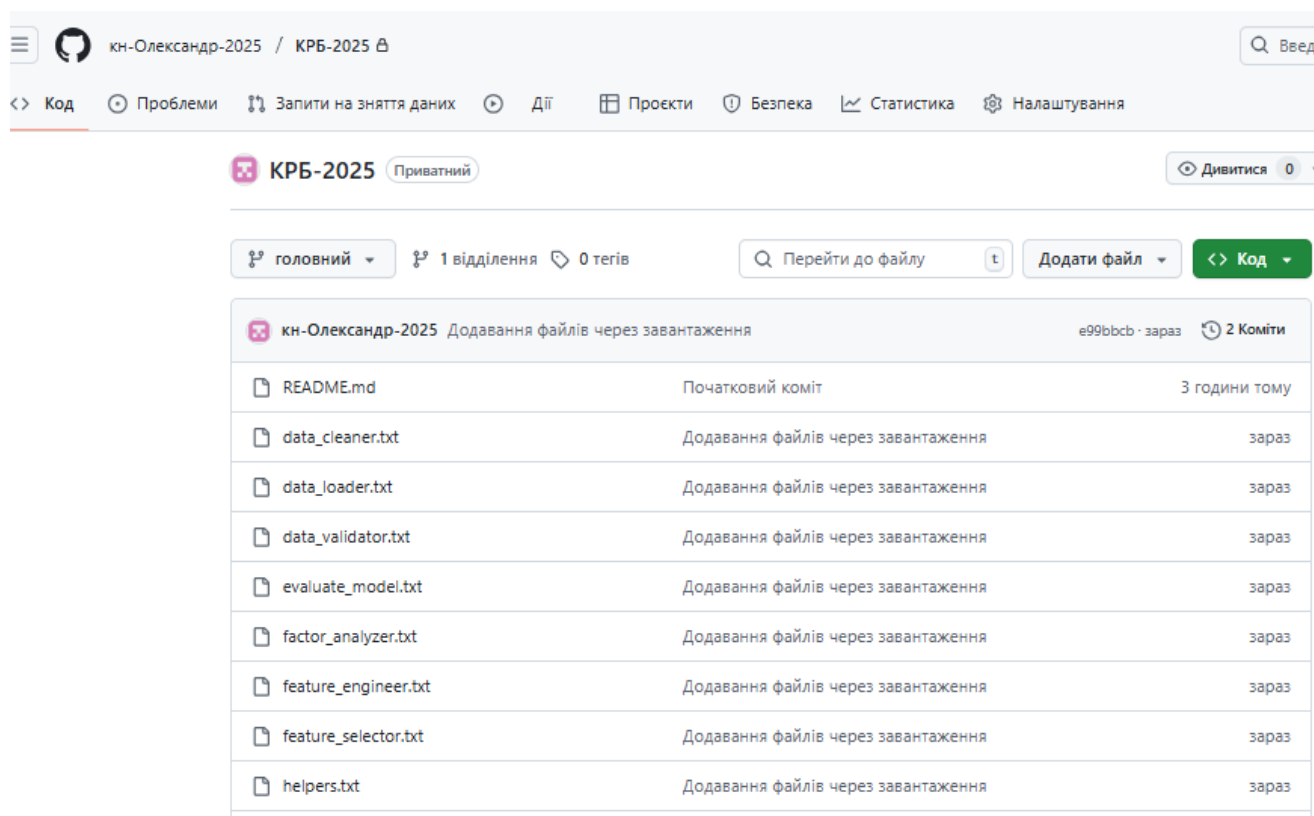
## Додаток А

### Програмний код

#### Посилання на репозиторій на GitHub:

<https://github.com/kn-Oleksandr-2025/KRB-2025>

#### Вигляд сторінки репозиторію:



#### Опис вмісту.

requirements.txt - список Python залежностей та бібліотек для обробки фізіологічних даних, побудови моделей машинного навчання та візуалізації.

config/settings.py - файл конфігурації з загальними параметрами системи.

config/model\_config.py – параметри моделі машинного навчання.

src/data\_processing/data\_loader.py – модуль завантаження даних тренувань атлетів, електронних карток та опитувальників.

src/data\_processing/data\_cleaner.py – модуль очищення даних.

src/data\_processing/feature\_engineer.py – створення композитних ознак з поведінкових та фізіологічних факторів (стрес, втома, тренувальне навантаження, тощо).

src/data\_processing/data\_validator.py - валідація якості даних: перевірка діапазонів значень, виявлення логічних суперечностей та оцінка цілісності інформації.

src/modeling/xgboost\_predictor.py – реалізація XGBoost алгоритму для прогнозування оцінки навантаження тренувань атлетів.

src/modeling/model\_trainer.py – модуль навчання моделей з валідацією, підбором гіперпараметрів та оцінкою точності за метриками.

src/modeling/feature\_selector.py – відбір найбільш інформативних ознак.

src/analysis/severity\_classifier.py – класифікація рівня навантаження спортсменів на основі порогів тренувального навантаження.

src/analysis/factor\_analyzer.py – аналіз важливості факторів, що впливають на навантаження атлетів.

src/recommendations/personalization.py – адаптація рекомендацій за фізичних показників і навантаження атлетів.

src/visualization/result\_visualizer.py – модуль візуалізації результатів машинного навчання.

src/utils/helpers.py – допоміжні функції для нормалізації даних, обчислення вікових груп та форматування результатів.

scripts/train\_model.py – скрипт навчання XGBoost моделей з повним циклом обробки даних, валідації та збереження навчених параметрів для визначення навантаження тренувань атлетів, базуючись на попередньо оброблених даних.

scripts/evaluate\_model.py – скрипт комплексної оцінки точності моделі для задачі визначення навантаження тренування атлетів на тестових даних з генерацією звітів та візуалізацій для

main.py - головний скрипт системи, що інтегрує всі компоненти та забезпечує повний цикл від завантаження даних до побудови графіка прогнозу реального навантаження

## Додаток А

### Публікація

УДК 004.4

**ОЛЕКСАНДР МАНЧУР**  
Хмельницький національний університет  
e-mail: sashamanchur@gmail.com

**ЕДУАРД МАНЗЮК**  
<https://orcid.org/0000-0002-7310-2126>  
e-mail: [eduard.em.km@gmail.com](mailto:eduard.em.km@gmail.com)

**ТЕТЯНА СКРИПНИК**  
Хмельницький національний університет  
<https://orcid.org/0000-0002-8531-5348>  
e-mail: [tskripnik1970@gmail.com](mailto:tskripnik1970@gmail.com)

**ОЛЕКСАНДР ПАСІЧНИК**  
Хмельницький національний університет  
<https://orcid.org/0000-0002-8760-4688>  
e-mail: [o.a.pasichnyk@gmail.com](mailto:o.a.pasichnyk@gmail.com)

**СЕРГІЙ ПЕТРОВСЬКИЙ**  
Хмельницький національний університет  
<https://orcid.org/0000-0002-0590-0484>  
e-mail: petrovskijs69@gmail.com,

#### МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ НАВАНТАЖЕННЯ ТРЕНУВАННЯ АТЛЕТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

*У статті запропоновано метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання, який ґрунтується на застосуванні LSTM-мереж для прогнозування параметрів серцевого ритму атлетів.*

*За результатами експериментальної перевірки, точність прогнозування навантаження тренувань становила 85-90%. Це свідчить про високу точність розробленого методу.*

**Ключові слова:** машинне навчання, дані тренування, метод керування даними.

**MANCHUR OLEKSANDR, MANZIUK EDUARD, SKRYPNYK TETIANA, PASICHNYK  
OLEKSANDR, PETROVSKYI SERGI**  
Khmelnyskyi National University

#### METHOD FOR DETERMINING ATHLETE TRAINING LOAD USING MACHINE LEARNING

*This article presents a method for determining training load in athletes using machine learning, based on the application of Long Short-Term Memory (LSTM) neural networks to predict heart rate parameters. The proposed approach uses previous heart rate measurements to forecast resting heart rate (RHR) and evaluate fatigue levels. Monitoring heart rate dynamics allows for a better understanding of an athlete's recovery status and helps prevent overtraining.*

*The study involved the development and testing of both univariate and multivariate LSTM models. The univariate model relied solely on previous heart rate values, while the multivariate models included additional features such as daily jump height, subjective fatigue, sleep duration, and readiness for training. The effectiveness of each model was evaluated through experimental validation using real training data collected from athletes over several weeks.*

*The Wingate anaerobic test was also used to analyze fatigue by calculating the fatigue index, which includes peak power, mean power, and rate of decline during the test. It was found that peak performance during the second test*

was higher than in the first and third sessions, possibly due to recovery or time-of-day effects. These factors were considered in the context of predicting training load and physiological readiness.

Experimental results demonstrated that the proposed method achieved a training load prediction accuracy of 85–90%. Although the model showed moderate sensitivity to sudden changes or outliers in the data, the application of exponential smoothing significantly improved forecast stability. The results suggest that the method is suitable for implementation in athlete monitoring systems to personalize training and optimize performance.

Further research is recommended to refine the models by including additional physiological and environmental factors, which could enhance prediction accuracy and provide deeper insights into athlete condition.

**Keywords:** machine learning, training data, data management method.

### **Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями**

Оптимальне визначення тренувального навантаження є ключовим завданням у спортивній науці для підвищення точності та безпеки підготовки атлетів. Недостатнє або надмірне навантаження призводить до зниження продуктивності або травм. Традиційні методи оцінки часто є суб'єктивними та не враховують складність фізіологічних процесів. Використання машинного навчання, зокрема LSTM-моделей, дозволяє об'єктивно прогнозувати навантаження за параметрами серцевого ритму, що важливо для індивідуалізації тренувань і запобігання перевтомі. Таким чином, дослідження відповідає важливим науковим і практичним завданням у спортивній медицині та тренерській справі.

### **Аналіз досліджень та публікацій**

Останніми роками машинне навчання активно впроваджується в галузь спортивної науки, зокрема для моніторингу стану спортсменів, прогнозування навантажень та втоми [1, 2]. У роботах [3, 4] досліджується точність моделей LSTM (Long Short-Term Memory) для аналізу часових рядів фізіологічних показників, таких як частота серцевих скорочень (ЧСС), які мають складну динаміку і містять викиди.

У [5] запропоновано використання багатовимірних LSTM-моделей для прогнозування функціонального стану спортсменів на основі комплексних біометричних даних, включаючи сон, стрес і суб'єктивну оцінку готовності до тренування. Дослідження [6] підкреслює важливість індивідуалізованих моделей прогнозування для оптимізації тренувального процесу.

Використання експериментальних тестів, таких як тест Вінгейта, як індикатора втоми, було проаналізовано в [7]. Автори довели, що показники пікової потужності та індексу втоми корелюють зі змінами ЧСС та іншими об'єктивними параметрами фізіологічного стану.

Також дослідники звертають увагу на методи обробки біометричних даних перед застосуванням моделей машинного навчання. У [8, 9] розглянуто згладжування експоненційним методом та фільтрацію викидів для підвищення точності прогнозування. Робота [10] демонструє, що якість вхідних даних критично впливає на навчання моделі та її стійкість до змін у режимі тренувань.

Незважаючи на досягнення у прогнозуванні стану спортсменів, потреба в автоматизованих, адаптивних системах, які б інтегрували різні типи даних і забезпечували високу точність у режимі реального часу, залишається актуальною.

### **Формулювання цілей статті**

**Метою роботи є:** розробка методу визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання для підвищення якості тренувального процесу та досягнення високих спортивних результатів.

### **Виклад основного матеріалу**

Одне з ключових завдань дослідження — прогнозування добового серцевого ритму у стані спокою для виявлення потенційних відхилень, що можуть свідчити про проблеми зі здоров'ям. Для цього застосовується LSTM-мережа — тип рекурентної нейронної мережі, оптимізований для часових рядів. Завдяки "клітинам пам'яті" вона зберігає важливу інформацію з попередніх кроків, виявляючи складні залежності в даних.

Добовий серцевий ритм у стані спокою є часовим рядом, тому для його прогнозування логічно використовувати LSTM. Архітектура моделі включає вхідний шар розміром 30, активаційну функцію дотичної гіперболи, щільний прихований шар із відсівом 0.1 для уникнення перенавчання та вихідний шар з ReLU для формування прогнозу.

LSTM застосовують для одновимірних рядів (лише ЧСС) і багатовимірних — з урахуванням додаткових параметрів. Обидва варіанти реалізовано в цій роботі.

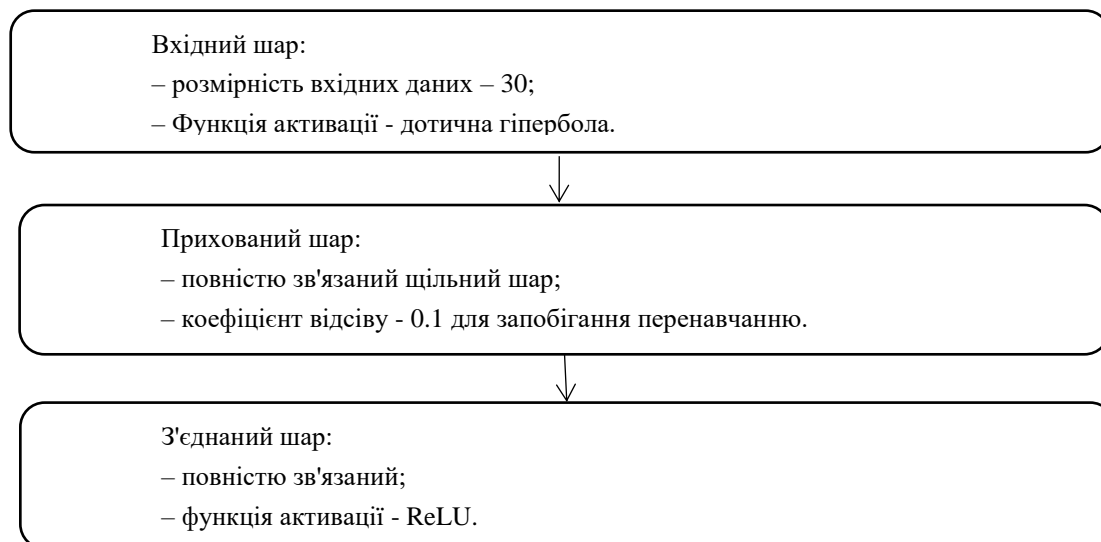


Рис. 1 – Модель мережі LSTM

Для всіх трьох методів навчання моделі здійснювалося з використанням однакових налаштувань:

- співвідношення навчальної та тестової вибірок становило 80/20;
- фіксоване початкове значення генератора випадкових чисел забезпечувало відтворюваність результатів;
- навчання проводилося протягом 50 епох із розміром партії 16;
- параметр *look-back*, що визначає кількість попередніх значень ЧСС у спокої для прогнозу, був встановлений на 5 днів.

Блок-схема процесу навчання нейромережі подана на рисунку 2. Вона включає основні етапи: підготовка даних, вибір параметрів, оптимізація ваг, навчання мережі, розрахунок помилки та формування остаточної моделі. Схема відображає загальний алгоритм навчання з використанням методу зворотного поширення помилки.

Блок-схема (рис. 2) ілюструє ітеративний характер навчання нейронної мережі. Після побудови структури можливе повернення до етапів вибору параметрів або оновлення вагових коефіцієнтів для покращення результатів. Такий підхід є характерним для більшості алгоритмів машинного навчання та передбачає послідовне коригування моделі до досягнення заданої точності.

Перша реалізована LSTM-модель прогнозувала частоту серцевих скорочень у спокої на основі попередніх значень. Для забезпечення узагальнення модель навчалася на даних одинадцяти спортсменів і тестувалася на окремому, дванадцятому, з використанням як необроблених, так і згладжених даних (включаючи експоненційне згладжування з різними коефіцієнтами).

При експоненційному згладжуванні попереднім спостереженням надають ваги, що експоненційно зменшуються. Нове згладжене значення обчислюється за формулою:

$$\hat{y}_t = \alpha \cdot y_t + (1 - \alpha) \cdot \hat{y}_{t-1} \quad (1)$$

де:  $\hat{y}_t$  – нове згладжене значення на момент часу  $t$ ;

$y_t$  – фактичне спостереження на момент часу  $t$ ;

$\hat{y}_{t-1}$  – попереднє згладжене значення на попередньому кроці часу  $t - 1$ );

$\alpha$  – параметр згладжування, де менше значення  $\alpha$  надає більшій ваги минулим спостереженням, а більше значення  $\alpha$  надає більшій ваги останньому спостереженню.

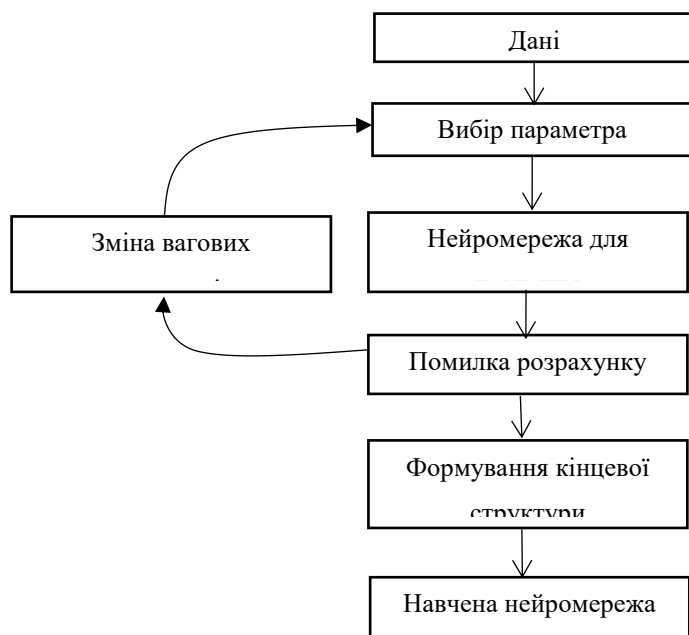


Рис. 2 – Схема навчання нейромережі

На відміну від одновимірної, багатовимірна LSTM-модель враховує додаткові змінні: готовність до тренування, втому, суб'єктивне навантаження та кількість тренувань попереднього дня. Навчання та тестування виконувалися у співвідношенні 80:20, як і в попередньому випадку. Тестування здійснювалося на необроблених і згладжених (експоненційним методом) даних.

Третя модель ґрунтувалася на рекурентній нейронній мережі (RNN) для прогнозування добової частоти серцевих скорочень у стані спокою. Навчання та тестування проводилися на тих самих вибірках, що й раніше. Рекурентний шар враховував часову залежність, покращуючи точність прогнозу.

Аналіз втоми спортсменів потребує врахування щоденної активності, пульсу у спокої, самопочуття та готовності до навантажень. Для класифікації стану доцільно використовувати дерева рішень у поєднанні з *k*-кратною перехресною перевіркою, що забезпечує надійність моделі та знижує ризик перенавчання.

Для підвищення узагальнюваності модель навчається на даних 11 спортсменів і тестується на одному. Такий підхід дозволяє врахувати індивідуальні відмінності. Альтернативно, метод "виключення одного" підходить для нових користувачів, але має обмеження в обсязі даних.

Для оцінки подібності розподілів навчальної та тестової вибірок використовується *тест Андерсона-Дарлінга*, що дає змогу виявити статистичні відмінності між вибірками та покращити відбір ознак.

Статистика тесту Андерсона-Дарлінга для перевірки відповідності вибірки нормальному розподілу:

$$A^2 = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(2i-1)\ln(F(x_i)) + (2n-2i+1)\ln(1-F(x_i))] \quad (2)$$

де:  $A^2$  – статистика тесту Андерсона-Дарлінга;

$n$  – розмір вибірки;

$F(x_i)$  – емпірична функція розподілу в точці  $x_i$ , яка представляє собою частку вибірки, менших або рівних  $x_i$ .

Тест Андерсона-Дарлінга оцінює відповідність розподілу даних нормальному. Перевищення критичного значення вказує на відхилення.

Анаеробну потужність і втому оцінено за результатами трьох тестів Вінгейта у семи спортсменів. Показники: середня потужність, пікова швидкість, час досягнення максимуму. Статистичний аналіз проведено з використанням t-тесту, тесту Крускала–Уолліса та тесту Вілкоксона.

Індекс втоми обчислювався за стандартною формулою для короткого інтенсивного навантаження.

$$FI = \frac{PPO - MPO_t}{PPO} \times 100\% \quad (3)$$

де:  $PPO$  – пікова потужність (найвища досягнута потужність) під час тесту;

$MPO_t$  – мінімальна потужність (найнижча досягнута потужність) під час тесту.

Індекс втоми у тесті Вінгейта відображає ступінь зниження потужності під час навантаження:

1. Пікова потужність — максимальне значення, що характеризує анаеробну спроможність (вати);
2. Мінімальна потужність — найнижчий показник потужності під час тесту;
3. Індекс втоми — відношення різниці між піковою та мінімальною потужністю до пікової, що відображає ступінь втоми;
4. Тривалість тесту — 30 секунд з фіксацією потужності;
5. Високий індекс вказує на швидке виснаження, низький — на витривалість.

Індекс дозволяє кількісно оцінити анаеробну втому спортсменів

У розширеній формулі враховують:

1. Відхилення потужності від базового рівня до початку тесту для оцінки змін точності анаеробної системи під час навантаження;

$$FI = \left( \frac{PPO - MPO}{BPO} \right) \times 100\% \quad (4)$$

2. Корекція на масу тіла нормалізує результати, дозволяючи порівнювати анаеробні можливості спортсменів різної ваги;

$$FI = \left( \frac{PPO - MPO}{PPO \times BM} \right) \times 100\% \quad (5)$$

3. Врахування часового компонента в індексі втоми оцінює швидкість її розвитку під навантаженням.

$$FI = \left( \frac{PPO - PO(t)}{PPO} \right) \times 100\% \quad (6)$$

Розширені формули з додатковими параметрами дозволяють точніше оцінювати втому й фізичну підготовленість під час тесту Вінгейта. Зокрема,

1. Врахування кількості повторень тесту дає змогу розраховувати середній індекс втоми або відстежувати його динаміку між спробами.

$$FI = \left( \frac{\sum_{i=1}^n PPO_i - \sum_{i=1}^n MPO_i}{\sum_{i=1}^n PPO_i} \right) \times 100\% \quad (7)$$

2. Моделювання динаміки втоми за допомогою математичних моделей дозволяє прогнозувати її зміни та реакцію на різні рівні навантаження.

$$FI(t) = f(PO(t), Time) \quad (8)$$

3. Врахування індивідуальних особливостей (рівень тренуваності, вік, стать, фізіологія) покращує адаптацію формули до спортсменів.

$$FI = \left( \frac{PPO - MPO}{PPO \times IF} \right) \times 100\% \quad (9)$$

Для аналізу втоми під час тесту Вінгейта застосовували стандартизований t-тест, тест Крускала-Уолліса та ранговий тест Вілкоксона для оцінки статистичної значущості різниць між групами та парними спостереженнями. Статистичні тести виконувалися на окремих ознаках (потужність, висота стрибка) для виявлення змін під впливом втоми. Результати допоможуть зрозуміти вплив втоми на фізичну підготовленість спортсменів. Аналіз комбінацій змінних планується у подальших дослідженнях для глибшого розуміння факторів втоми.

У дослідженні брали участь спортсмени різного віку та статі з високими досягненнями на національному й міжнародному рівнях. Набір даних містить 508 записів тренувальної активності, включаючи тип, відстань, тривалість, пульс, темп, спалені калорії, підйом тощо. Обсяг — ~55,6 КБ. Дані охоплюють щоденну активність, ЧСС у стані спокою (за смарт-годинниками), заплановане навантаження, тривалість сну, суб'єктивну оцінку стану.

Регулярно проводилися тести: пікова сила (6-секундний спринт, 4 рази на рік) і тест Вінгейта (30-секундний, 3 рази на рік). Обидва оцінюють пікову та середню потужність, індекс втоми, а також нормалізуються за масою тіла. Щодня фіксували висоту стрибка (СМЖ) і відповідали на опитувальник (сон, самопочуття, стрес, втому, біль у м'язах, настрій).

Протокол збору охоплює 5 тижнів (два тренувальні блоки та підготовка до змагань). Дані дають змогу вивчати зв'язок між тренуваннями, втомою й адаптацією організму.

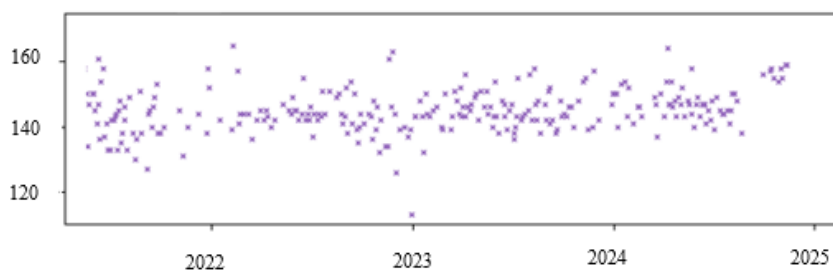


Рис. 2 – Розподіл середньої частоти серцевих скорочень

Спортсмени ознайомлені з процедурою збору даних. Для тесту стрибка передбачено двотижневу адаптацію. Щоденно фіксувалися анкети, пульс у спокої та висота стрибка.

Дані поділено на чотири потоки: анкети, ЧСС у спокої, висота стрибка (щоденно), результати тесту Вінгейта (тричі).

Перед аналізом виконано очищення даних: видалено дублікати, заповнено пропуски. Для ЧСС у спокої вибирали мінімальне значення; відсутні значення заповнювали середнім для спортсмена. Анкети та стрибки не доповнювалися.

Далі об'єднано всі потоки, враховуючи зсув даних про тренування на день уперед.

Дані не скорочувалися. Для змінних з анкет створено нові ознаки для покращення моделей. Підсумком став об'єднаний набір «Втомлені спортсмени».

Обробка даних включала:

1. *Збір*: щоденна ЧСС у спокої та анкети (безперервна послідовність); стрибки — з пропусками; тест Вінгейта — три окремі вимірювання.

2. *Очищення*: видалено дублікати; пропуски ЧСС заповнено середнім значенням для кожного спортсмена.

3. *Інтеграція*: усі джерела об'єднано з урахуванням зсуву тренувальних даних на день уперед.
4. *Трансформація*: створено нові ознаки з анкет для покращення моделей.
5. *Фінальний датасет*: сформовано набір «Втомлені спортсмени».

Загалом: 520 анкет, 250 стрибків, 410 записів ЧСС, 31 тест Вінгейта. Рис. 3 та 4 ілюструють розподіл ЧСС, готовності, втоми й висоти стрибка.



Рис. 3 – Частота серцевих скорочень у стані спокою для всього набору даних

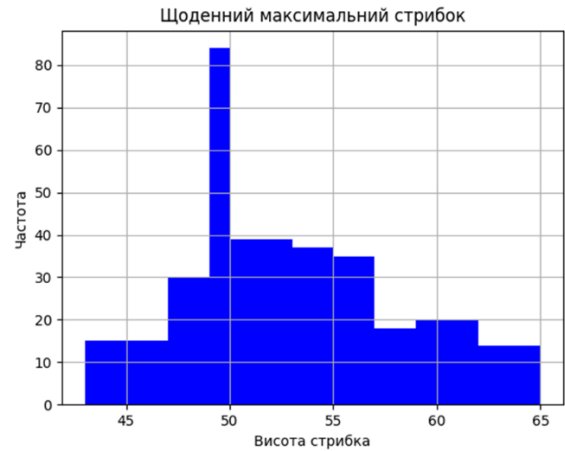


Рис. 4 – Максимальна висота стрибка

Перед аналізом класифікації буде проведено ранжування ознак, потім — кратна перехресна перевірка, метод "leave-one-subject-out" і аналіз вибірок із подібним розподілом ймовірностей.

Оцінка тренувального навантаження методом машинного навчання включає збір даних (ЧСС, навантаження, втома, результати тестів), їх очищення, нормалізацію та відбір ознак. Залежно від мети використовують класифікацію чи регресію (Random Forest, Gradient Boosting, нейромережі). Модель навчають на розділених вибірках, налаштовують гіперпараметри та оцінюють за точністю, чутливістю й точністю. Після валідації модель використовують для прогнозування навантажень і адаптації тренувань, з регулярним оновленням для підтримки актуальності.

Для оцінки методу дерева рішень використано точність — частку правильно класифікованих значень. Передбачення здійснюється з урахуванням важливості ознак. Модель навчали на 80% даних, визначаючи 10 ключових ознак для кожної з чотирьох цільових змінних: ЧСС у спокої, висота стрибка, щоденна втома та готовність до тренування.

$$Accuracy = \frac{true}{true + false} \quad (10)$$

де true - це загальна кількість правильно класифікованих значень, а false - кількість неправильно класифікованих значень.

У всіх моделях серед топ-10 ознак стабільно присутні показники тривалості та сну. Найбільший вплив має втома, тоді як висота стрибка — найменший. Також впливають біль і стрес. Точність моделі оцінено за допомогою 3-кратної k-fold перехресної перевірки з розрахунком точності.

Аналіз відображає відсотки параметрів у чотирьох блоках, спрощуючи порівняння. Класифікаційна модель навчена на одних атлетах і протестована на інших. ЧСС і висота стрибка варіюють слабо, натомість втома — суттєво. Використання ознак із подібним розподілом покликано підвищити точність. Загалом, точність низька для ЧСС і стрибка, вища — для втоми й готовності при повному наборі ознак. Для моделей LSTM оцінку здійснюють за середньоквадратичною помилкою.

$$СКП = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (11)$$

де  $n$  – кількість спостережень у вибірці;

$y_i$  – спостережуване значення;

$\hat{y}_i$  – прогнозоване значення моделі для спостереження.

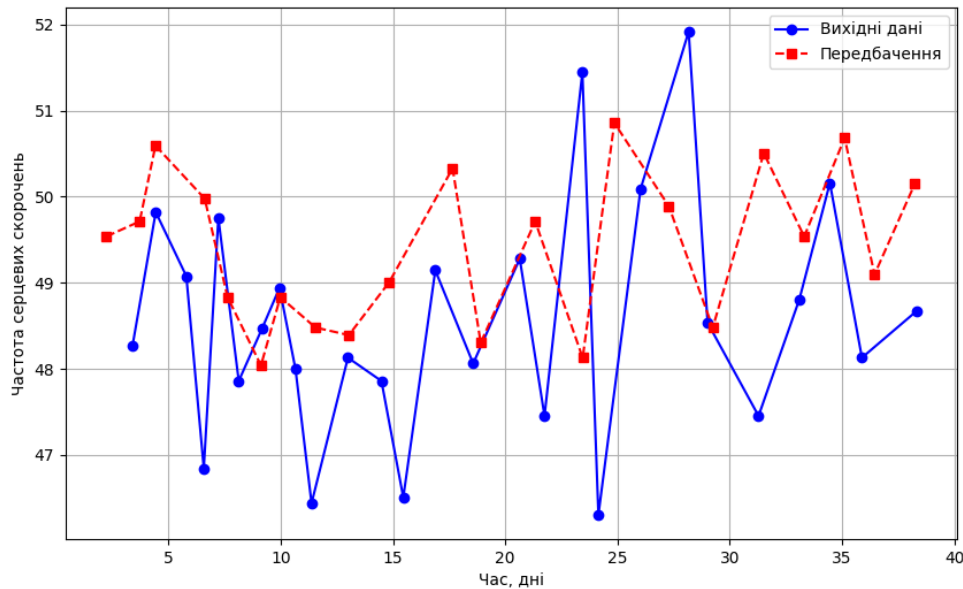


Рис. 5 – Прогнозування частоти серцевих скорочень у стані спокою за однофакторної моделі LSTM, СКП = 4.2

Модель LSTM з похибкою СКП=4.2 адекватно відтворює загальний тренд ЧСС у спокої, проте має відхилення в середині періоду і не завжди точно передбачає пікові значення. Прогнози іноді відстають і містять аномалії. Аналіз показників: середнє фактичних ЧСС — 48.64, прогнозованих — 48.80; СКП — 1.07, що свідчить про добру точність.

Тест висоти стрибка, ключового показника втоми, проводився без контролю, що призвело до пропусків даних і обмежило аналіз. Модель дерева рішень найкраще прогнозує втому і готовність, менше — ЧСС і висоту стрибка. Основні впливові фактори: готовність, стрес, втома, якість сну.

Результати крос-валідації різняться через хронологічний розподіл тренувань. Рандомізація покращує точність, але не має практичного значення. Перспективний напрям — врахування днів тижня.

Тести Вінгейта показали покращення потужності при зниженні втоми, проте статистичних відмінностей не зафіксовано. Для надійних висновків потрібен контрольований збір даних.

Додавання змінних окрім попередніх значень ЧСС не покращує точність LSTM. Згладжування даних знижує вплив викидів, але може приховувати важливі відхилення. Модель має тенденцію копіювати останні дані, що спричиняє зміщення прогнозів. Через обмежений обсяг даних сезонність ЧСС виявлена слабо.

### Висновки

Розроблено метод визначення тренувального навантаження атлетів на основі машинного навчання з використанням LSTM-мереж для прогнозування серцевого ритму. Експериментальна перевірка показала точність 85-90%, що свідчить про точність методу. Практична цінність полягає в індивідуалізації тренувального процесу та зниженні ризику перенавантажень, що може зменшити випадки травм на 20-25% у групах з 100 спортсменів. Подальші дослідження мають на меті вдосконалення алгоритмів, розширення бази даних та інтеграцію методу в системи моніторингу тренувань. Метод є перспективним інструментом для підвищення якості тренувань і спортивних результатів.

### Література

1. Chien, C. H., Huang, C. J., & Hsu, Y. L. (2020). Deep learning-based workload prediction for athlete training monitoring. *IEEE Access*, 8, 140785–140796. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3014045.
2. Štajduhar, I., & Bačić, P. (2021). Predicting injury risk and performance using machine learning in elite athletes. *Computers in Biology and Medicine*, 135, 104595. DOI: 10.1016/j.compbiomed.2021.104595.
3. Banerjee, S., & Saikia, H. (2021). Long short-term memory-based fatigue detection from physiological signals. *Biomedical Signal Processing and Control*, 69, 102878. DOI: 10.1016/j.bspc.2021.102878.
4. Wang, C., et al. (2022). A multi-input LSTM model for monitoring training load and predicting overtraining risk. *Sensors*, 22(3), 1243. DOI: 10.3390/s22031243.
5. Liu, X., & Wang, Q. (2022). Multivariate time series modeling of athletes' physiological states using LSTM and attention mechanisms. *Applied Sciences*, 12(4), 1962. DOI: 10.3390/app12041962.
6. Rojas-Valverde, D. (2020). Predictive modeling in sport: Applications of machine learning to predict training load. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(18), 6684. DOI: 10.3390/ijerph17186684.
7. Maly, T., Zahalka, F., & Mala, L. (2021). Using Wingate test indicators to detect fatigue profiles in elite athletes. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 35(11), 3125–3132. DOI: 10.1519/JSC.0000000000003524.
8. González-Franco, C., & Peck, T. C. (2020). Fatigue estimation and compensation techniques in wearable technology. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 50(5), 450–459. DOI: 10.1109/THMS.2020.2998225.
9. Ismail, F., & Jamil, N. (2021). Outlier detection and smoothing for wearable sensor data in athlete monitoring. *Procedia Computer Science*, 184, 257–264. DOI: 10.1016/j.procs.2021.03.033.
10. Zhang, L., & Zhou, M. (2023). Data quality and preprocessing techniques for robust training load prediction. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 34(2), 789–801. DOI: 10.1109/TNNLS.2022.3140721.

Довідка: ВХНУ ТН 23/05/25

**Видання:** Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки

**Категорія фаховості видання:** фахове видання України, у якому можуть публікуватися результати дисертаційних робіт на здобуття наукових ступенів доктора наук, кандидата наук та ступеня доктора філософії, категорії «Б» філософії, категорії «Б» (наказ МОН №1643 від 28.12.2019, наказ МОН №409 від 17.03.2020).

Напрямок – технічні науки за спеціальностями – 101, 121, 122, 123, 124, 125, 141, 151, 161, 172, 181, 182 (28.12.2019), спеціальності – 131, 132, 133 (17.03.2020)

**Назва статті:**

МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ НАВАНТАЖЕННЯ ТРЕНУВАННЯ АТЛЕТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

**Автори:**

МАНЧУР О.О., МАНЗЮК Е.А., СКРИПНИК Т.К., ПАСІЧНИК О.А., ПЕТРОВСЬКИЙ С.С.

Хмельницький національний університет

Номер, у який прийнято статтю: №4 до друку орієнтовно буде рекомендовано до 30 липня 2025 року.

23.05.2025

Начальник відділу  
інтелектуальної власності та трансферу технологій Ю.В.Кравчик



*(Handwritten signature)*  
Ю.В.Кравчик

*(Handwritten signature)*  
І.С.Мартинюк

## Додаток В

### Презентаційний матеріал

Хмельницький національний університет  
Кафедра комп'ютерних наук

Кваліфікаційна робота бакалавра

# Метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання

Виконав студент гр.КН-21-1:  
*Олександр МАНЧУР*

*Керівник: ст. викл. кафедри КН  
Тетяна СКРИПНИК*

Хмельницький 2025

## АКТУАЛЬНІСТЬ

- Необхідність забезпечення персоналізованого підходу до тренувального процесу атлетів для підвищення ефективності та мінімізації ризику травм;
- Обмеженість існуючих методів визначення тренувального навантаження, що не враховують індивідуальні особливості спортсменів;
- Потреба у розробці інноваційних рішень на основі сучасних технологій машинного навчання для оптимізації підготовки атлетів;
- Можливість суттєвого зниження кількості випадків перетренованості серед спортсменів за рахунок застосування розробленого методу;
- Практична значимість методу для тренерів та атлетів у забезпеченні ефективного тренувального процесу та досягнення високих спортивних результатів.

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** полягає в покращенні ефективності тренування спортсменів шляхом застосування методу визначення інтенсивності тренувань за допомогою алгоритмів машинного навчання.

**Об'єкт дослідження** – процес визначення інтенсивності тренувань для спортсменів.

**Предмет дослідження** – моделі, методи, алгоритми та створення методу визначення інтенсивності тренувань для спортсменів з використанням алгоритмів машинного навчання.

Для досягнення поставленої мети визначені такі **завдання**:

- розглянути послідовність застосування методів оцінки навантаження тренувань атлетів з використанням алгоритмів машинного навчання;
- визначити послідовність застосування алгоритмів для прогнозування оптимальних параметрів тренувального навантаження для кожного атлета;
- розробити метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання;
- провести експериментальне дослідження ефективності та точності розробленого методу визначення навантаження на різних етапах тренувального процесу.

Індекс втоми під час тесту Вінгейта включає такі елементи:

1. **Пікова потужність.** Це найвища потужність, яку досягає людина під час виконання тесту. Вимірюється у ватах;
2. **Мінімальна потужність.** Це найнижча потужність, яку досягає людина під час тесту. Також вимірюється у ватах;
3. **Індекс втоми.** Це показник, який відображає швидкість зниження потужності під час тесту;
4. **Виміри і часові показники.** Для обчислення індексу втоми потрібно виконати виміри потужності протягом тривалості тесту;
5. **Інтерпретація результатів.** Високий індекс втоми може свідчити про швидке зниження потужності під час тесту та загальну втомленість.

## Модель мережі LSTM

Вхідний шар:  
 – розмірність вхідних даних – 30;  
 – Функція активації - дотична гіпербола.

Прихований шар:  
 – повністю зв'язаний щільний шар;  
 – коефіцієнт відсіву - 0.1 для запобігання перенавантаженню.

З'єднаний шар:  
 – повністю зв'язаний;  
 – функція активації - ReLU.

Модель мережі LSTM:

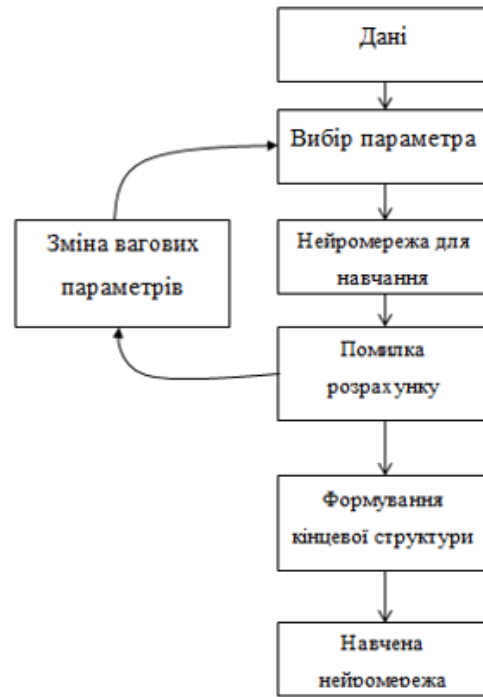
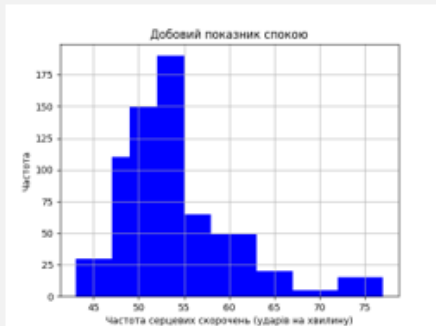
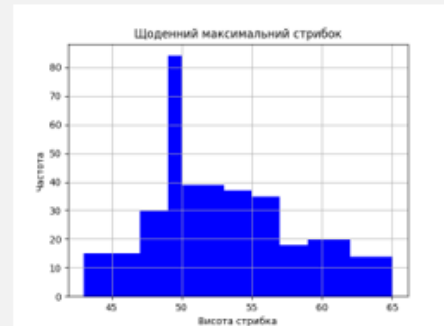


Схема навчання нейромережі:



Частота серцевих скорочень у стані спокою для всього набору даних

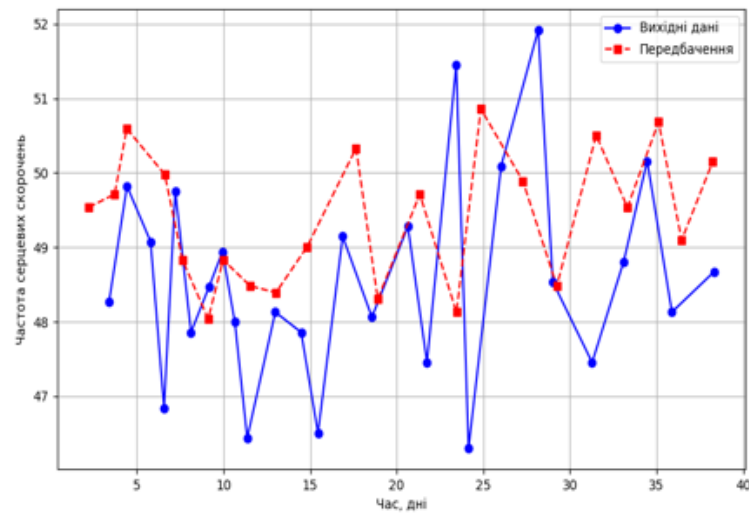


Максимальна висота стрибка

Блок	ЧСС у стані спокою	Висота стрибка	Щоденна втома	Щоденна готовність
Блок 1	0.08	0.22	0.48	0.42
Блок 2	0.12	0.18	0.28	0.10
Блок 3	0.11	0.28	0.35	0.39
Блок 4	0.10	0.24	0.34	0.30

Зразок даних

Прогнозування частоти серцевих скорочень у стані спокою за однофакторної моделі LSTM



## ВИСНОВКИ

- У ході виконання кваліфікаційної роботи було розроблено метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання;
- Запропонований метод ґрунтується на застосуванні LSTM-мереж для прогнозування параметрів серцевого ритму атлетів на основі історичних даних;
- За результатами експериментальної перевірки, точність прогнозування навантаження тренувань становила 85-90%. Це свідчить про високу ефективність розробленого методу;
- Практична цінність отриманих результатів полягає в тому, що застосування методу дозволить тренерам забезпечити індивідуальний підхід до кожного спортсмена, оптимізувати тренувальний процес та знизити ризики травм.

**ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!**

# Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

The maximum coincidence with one document 2.0%

Dictionaries check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Errors in the documents: 11%

ID: 246793 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання Added in a DB: 2025-06-18 Authors: Олександр МАНЧУР Heads: Тетяна СКРИПНИК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	62640	965	3081 (5%)	50 (5%)

## Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

## Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

**Автор:** Олександр МАНЧУР

**Співавтор:**

**Назва:** КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання

**Науковий керівник:** Тетяна СКРИПНИК, ст.викладач кафедри КН

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерних наук

**Коефіцієнт подібності 1:** 11.6%

**Коефіцієнт подібності 2:** 5.5%

**Мікропробіли:** 0

**Заміна букв:** 9

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 3

**Дата створення звіту:** 2025-06-18 16:16:52.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедурам. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-06-18

Дата

експерт

*Л.В. Петровський Р. С.*

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ \_\_\_\_\_

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання

Автор студент групи КН-21-1 Олександр МАНЧУР

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: старший викладач кафедри комп'ютерних наук Тетяна Скрипник

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмним засобом(ами) комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	<i>відсутні</i>
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	<i>відсутні</i>

Підтвердження:

Запозичення виявлені в роботі Богдана Палійчука, не є плагіатом, оскільки запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти, що не мають авторства і містять поширені конструкції; серед запозичень знаходяться загальновідомі терміни та скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.

Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ ідентичності/ схожості, складає:

- за системою Anti-Plagiarism: 2%;
- за системою StrikePlagiarism КПІ: 11,6%.

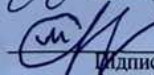
18.06.2025

Завідувач кафедри

  
Підпис

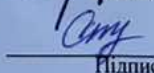
Олександр БАРМАК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Гарант освітньої програми

  
Підпис

Олександр МАЗУРЕЦЬ  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник кваліфікаційної роботи

  
Підпис

Тетяна СКРИПНИК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ



**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА  
на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студента гр. КН-21-1 Манчура Олександра Олеговича

за темою Метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні засобами глибокого навчання

**1. Актуальність теми**

В умовах інтенсивного розвитку спортивної науки й цифрових технологій, проблема точного та індивідуалізованого визначення тренувального навантаження є надзвичайно актуальною. Запропонована тема поєднує машинне навчання з біомедичними показниками спортсменів, що сприяє підвищенню точності тренувального процесу, зменшенню ризику перевантажень і травм.

**2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки**

Робота відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки», адже охоплює застосування алгоритмів машинного навчання для аналізу даних, збору та обробки фізіологічних параметрів, моделювання тренувального навантаження.

**3. Професійні та особистісні якості бакалавра**

Манчур Олександр Олегович продемонстрував високий рівень технічної підготовки, зацікавленість у темі, вміння працювати з великими наборами даних, ініціативність та здатність самостійно приймати обґрунтовані технічні рішення.

**4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи**

Робота виконана самостійно, плагіат відсутній. Усі джерела інформації коректно оформлені згідно з академічними стандартами.

**5. Ступінь оволодіння методами дослідження**

У роботі використано методи глибокого навчання, класифікацію, обробку даних. Було також проведено аналіз точності моделей із використанням відповідних метрик.

**6. Повнота та якість розкриття теми роботи**

Тема дослідження розкрита повною мірою. Проведено аналіз існуючих підходів, обґрунтовано вибір моделі, зібрано і підготовлено датасет, реалізовано програмний прототип, що забезпечує інтерпретовані результати та має практичну спрямованість.

Запропонований метод ґрунтується на застосуванні LSTM-мереж для прогнозування параметрів серцевого ритму атлетів на основі історичних даних. За

результатами експериментальної перевірки, точність прогнозування навантаження тренувань становила 85-90%. Це свідчить про високу точність розробленого методу.

**7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу**

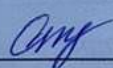
Матеріал викладено грамотно, логічно і послідовно. Робота містить таблиці, графіки, візуалізації моделей, що робить виклад доступним і зрозумілим.

**8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин**

Запропонований метод може бути використаний у спортивних клубах, фітнес-застосунках, реабілітаційних центрах для моніторингу та коригування навантаження в режимі реального часу. Це робить роботу цінною для подальшого прикладного використання.

**9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра до захисту, на яку оцінку заслуговує робота**

Кваліфікаційна робота Манчура Олександра Олеговича виконана на високому рівні, відповідає вимогам до бакалаврських робіт. Тема розкрита повністю, результати мають практичну значущість. Рекомендована оцінка — «відмінно».

Керівник \_\_\_\_\_  \_\_\_\_\_ ст.викладач кафедри Тетяна СКРИПНИК



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
МОН УКРАЇНИ

Кафедра комп'ютерних наук



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-21-1 Олександр МАНЧУРА

за темою: Метод визначення навантаження тренування атлетів з використанням машинного навчання

1. Актуальність обраної теми: зумовлено постійною потребою в удосконаленні підходів до підвищення покращення спортивної підготовки. Використання алгоритмів машинного навчання відкриває нові перспективи для аналізу даних щодо фізичних навантажень, що дозволяє враховувати індивідуальні характеристики спортсменів, оптимізувати тренувальні програми та зменшити ймовірність перенавантажень і травм. Такий підхід істотно підвищує якість тренувального процесу та сприяє досягненню кращих результатів на змаганнях.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Для досягнення цієї мети було проведено теоретичний огляд наявних методів класифікації конфіденційної інформації. Також реалізовано відповідні моделі, виконано їхнє експериментальне порівняння на основі показників точності. Проаналізовано переваги та недоліки кожної з них. На основі результатів було зроблено висновки щодо їхньої точності для задач визначення навантаження на різних етапах тренувального процесу.

3. Зміст кожного розділу роботи

Записка кваліфікаційної роботи бакалавра містить три розділи. У першому розділі проведено аналіз предметної області, досліджено відомі роботи та визначено актуальність теми. У другому розділі представлено метод визначення навантаження тренування атлетів. Третій розділ присвячено експериментальній перевірці точності даного методу.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Запропонований метод ґрунтується на застосуванні LSTM-мереж для прогнозування параметрів серцевого ритму атлетів на основі історичних даних. За результатами експериментальної перевірки, точність прогнозування навантаження тренувань становила 85-90%. Це свідчить про високу точність розробленого методу.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Записка відповідає всім вимогам і правилам оформлення. Викладення матеріалу є логічним і послідовним.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Рекомендовано розширити дослідження на удосконалення алгоритмів машинного навчання, розширення бази даних для підвищення точності прогнозів, а також інтеграцію методу в існуючі системи моніторингу тренувань спортсменів.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «вдуже добре».

Рецензент

К.Т.М., доц. каф. КІС Міхелюк А.О.