

УДК 004.4

DOI <https://doi.org/10.32851/tnv-tech.2022.3.3>

ПЕРВИННИЙ ТА ВІЗУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ СПОРТИВНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ З АКАДЕМІЧНОГО ВЕСЛУВАННЯ ЗАСОБАМИ МОВИ PYTHON З ВИКОРИСТАННЯМ БІБЛІОТЕК PANDAS, MATPLOTLIB TA SEABORN

Горбань Г. В. – кандидат технічних наук,
доцент кафедри інженерії програмного забезпечення
Чорноморського національного університету імені Петра Могили
ORCID ID: 0000-0002-6512-3576
Scopus-Author ID: 57103674400

Кандиба І. О. – старший викладач кафедри інженерії програмного забезпечення
Чорноморського національного університету імені Петра Могили
ORCID ID: 0000-0002-8589-4028
Scopus-Author ID: 57212577217

Антіпова К. О. – Ph.D.,
старший викладач кафедри інженерії програмного забезпечення
Чорноморського національного університету імені Петра Могили
ORCID ID: 0000-0002-9012-5290
Scopus-Author ID: 57212609599

Кірей К. О. – кандидат педагогічних наук,
доцент кафедри інженерії програмного забезпечення
Чорноморського національного університету імені Петра Могили
ORCID ID: 0000-0002-9338-2380

У теперішній час у вищій освіті важливу роль грає комп'ютеризація, що спрямовується на покращення навчального процесу шляхом формування та удосконалення його форм і змісту. Зокрема, комп'ютеризація може бути застосовано і в сфері фізичного виховання. У статті представлено використання мови програмування Python та її бібліотек Pandas, Matplotlib та Seaborn при аналізі даних проведення тесту з академічного веслування студентами Чорноморського національного університету імені Петра Могили різного віку. Представлено структуру вихідного набору даних для подальшого аналізу, у яку входять характеристики, що були виміряні перед виконанням тесту та занесені в протокол, та характеристики, що були отримані шляхом імпорту з монітору веслувального тренажеру. Наведено основні можливості бібліотеки Pandas для проведення первинного аналізу даних з використанням структури DataFrame. За допомогою первинного аналізу можна визначити студентів з найкращими або найгіршими результатами тестування, середні значення дистанції проходження з урахуванням статі, віку, громадянства тощо. За допомогою візуального аналізу здійснено дослідження залежностей між деякими кількісними характеристиками. Представлено графіки попарних залежностей між пройденими відстанями за певними періодами часу та графіки розподілу цих величин. Наведено матрицю кореляційної залежності певних кількісних ознак, таких як вік, маса тіла, зріст, пульси перед виконанням та після виконання тесту з академічного веслування та пройденими відстанями за певний період часу. Представлено загальну діаграму розсіювання ознак кількості помахів та маси тіла студента та діаграму розсіювання цих ознак у розрізі категоріальної ознаки статі. Первинний та візуальний аналіз даних може бути використано для більш глибокого аналізу даних із застосуванням методів машинного навчання

та штучного інтелекту та є першим етапом створення системи інтелектуального аналізу даних та прогнозування спортивних результатів, що може бути використана у сфері фізичного виховання та застосована для різних видів спорту.

Ключові слова: комп'ютеризація, спорт, академічне веслування, набір даних, Pandas, Matplotlib, кореляція, гістограма, залежність, машинне навчання.

Horban H. V., Kandyba I. O., Antipova K. O., Kirei K. O. Primary and visual analysis of rowing performance data by means of Python using Pandas, Matplotlib and Seaborn libraries

At present, computerization plays an important role in higher education, aimed at improving the educational process by shaping and improving its forms and content. In particular, computerization is applicable in the sphere of physical education as well. The article presents the use of Python programming language and its libraries Pandas, Matplotlib and Seaborn in the analysis of test data on academic rowing by students of different ages at Petro Mohyla Black Sea National University. Presented is the structure of the original data set for further analysis, which includes the characteristics measured before the test and recorded in the protocol, and the characteristics obtained by importing from the rowing machine monitor. The basic capabilities of the Pandas library to perform primary data analysis using the DataFrame structure are presented. Primary analysis can be used to identify students with the best or worst test scores, the average values of the walking distance, taking into account gender, age, nationality, etc. By means of visual analysis the dependencies between some quantitative characteristics were investigated. Graphs of pairwise dependencies between the distances covered for certain periods of time and graphs of the distribution of these values are presented. Correlation matrix for certain quantitative characteristics such as age, body weight, height, heart rate before and after the performance of the rowing test and the distances covered over a certain period of time is presented. A general scatter diagram of the traits of number of strokes and body weight of a student and a scatter diagram of these traits in the context of the categorical trait of gender are presented. Primary and visual data analysis can be used for more in-depth data analysis using machine learning and artificial intelligence methods and is the first step in creating a system of intelligent data analysis and prediction of sports performance, which can be used in the field of physical education and applied to monitor the results of different sports.

Key words: computerization, sports, rowing, data set, Pandas, Matplotlib, correlation, histogram, dependence, machine learning.

Постановка задачі. На сьогоднішній день дуже важливу роль грає інформатизація вищої освіти, оскільки вона спрямована на розвиток та формування та розвиток інтелектуального потенціалу нації, а також удосконалення форм і змісту навчального процесу шляхом включення у нього комп'ютерних методів навчання та тестування. Це дає можливість вирішення проблеми освіти з урахуванням світового досвіду.

Можна зазначити, що інформатизація освіти може бути побудована за допомогою використання інформаційних систем, мереж, ресурсів та технологій. Основними чинниками, що забезпечують розвиток держави, та складовими національної інфраструктури є інформаційні технології різного рівня, зокрема бази даних і знань та системи штучного інтелекту [1].

Штучний інтелект, у свою чергу, походить від наслідування людської поведінки та здібностей, таких як мислення та навчання. Він заснований на ідеї розробки так званих інтелектуальних агентів або машин зі здатністю здобувати, моделювати та використовувати знання, аналітичні навички та досвід для досягнення спільних цілей. Розробка та впровадження інноваційних систем, заснованих на новітніх інформаційних технологіях і складних методах обробки даних, стають все більш важливими для негайного збору, передачі, зберігання та аналізу даних датчиків у спорті. Штучний інтелект заснований на концепціях машинного навчання та Data Mining. Інтеграція машинного інтелекту при розробці сучасних спортивних інформаційних систем дозволяє швидко й автоматично оцінювати значення параметрів спортивних даних.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Інтелектуальний аналіз даних використовує методи машинного інтелекту для отримання корисної інформації з великих наборів даних. Вчені з Мельбурнського університету та Німецького університету спорту розглянули застосування інтелекту даних у спорті [2, с. 173]. Метою їхньої роботи є конструктивне поєднання спорту та аналізу даних шляхом розуміння аналітичних вимог різних завдань аналізу спортивних результатів та опису структури класифікації елітних видів спорту. Запропоновано модель, що поєднує вимоги аналізу продуктивності, яка складається з методів і прийомів аналізу даних та технічних характеристик.

Сучасні методи штучного інтелекту для спорту включають кластерний аналіз, пошук асоціативних правил, нейронні мережі, опорні вектори, нечітку логіку, які можна використовувати для кластеризації, класифікації, розпізнавання образів і прогнозування конкретних спортивних даних. Зокрема, аналіз даних з використанням алгоритмів самонавчання, таких як штучні нейронні мережі, все частіше обговорюється як перспективна область застосування у спортивній науці [3, с. 606; 4, с. 57; 5, с. 24; 6, с. 477]. Комп'ютерні системи з концепціями нечіткої логіки, які використовуються в спорті, включають дані, зібрані з пристроїв із датчиками, а також рекомендовані рекомендації та стандарти для належних вправ. Кінцевою метою є інтеграція розробленої програми в комп'ютеризовану систему навчання з автоматичним зворотним зв'язком [7, с. 12].

У роботі вчених Віденського університету впроваджено елемент штучного інтелекту для автоматичного оцінювання вправ з обтяженням [8, с. 31]. Запропоновано систему зворотного зв'язку, засновану на інтеграції тривалості, переміщення та сили. Кінцева мета цього дослідження – інтегрувати технологію автоматизації в мобільний пристрій системи тренера, тим самим забезпечуючи спортсменів автоматизованою системою, яка забезпечує продуктивність і зворотний зв'язок.

Вчені Сплітського університету розробили експертну систему для виявлення спортивних талантів [9, с. 1709]. Це перша експертна система для вибору та визначення найкращого руху з використанням математичних інструментів нечіткої логіки та широко доступна через Інтернет. Експертні знання зберігаються в базі даних, сформованій на основі знань, отриманих 97 кінезіологами.

Тому зарубіжні фахівці використовують елементи штучного інтелекту для вирішення завдань спортивної біомеханіки, спортивної орієнтації та відбору в системі аналізу для оптимізації тренувального процесу. Зрозуміло, це нелегке завдання, оскільки не існує простих рішень для успішного тренування. Навіть з конкретними цілями навчання змінні методи контролю часто невідомі. Крім чисельних і статистичних методів, методи нейронних мереж, інтелектуальний аналіз даних, нечітка логіка та розпізнавання образів виявилися перспективними методами для оцінки та отримання інформації про спорт.

Виклад основного матеріалу дослідження. Метою дослідження є підвищення ефективності системи фізичного виховання в ЧНУ імені Петра Могили шляхом побудови та використання у навчальному процесі з фізичного виховання системи обробки даних фізичної підготовленості, розвитку та функціональних можливостей студентів з подальшим аналізом даних, що дозволить виявити приховані закономірності та взаємозв'язки.

Для поточного дослідження було проведено тестування студентів ЧНУ імені Петра Могили з академічного веслування на тренажері Concept 2. У цьому тренажері для фіксації та зберігання результатів використовується монітор PM5, що дає можливість накопичення та збереження даних за певний період часу. Існує

можливість обміну даними між монітором PM5 та персональним комп'ютером, відповідно до якого дані зберігаються в форматі CSV.

У дослідженні взяли участь 195 студентів ЧНУ імені Петра Могили, серед яких є 121 студент з України та 74 іноземні студенти. Перед виконанням тесту кожному студенту було виміряно зріст, масу тіла та пульс. Після виконання тесту кожному студенту було виміряно пульс повторно. Всі результати було занесено у протокол.

У результаті було отримано набір вхідних даних, одна частина ознак якого представлена даними з протоколу тестування студентів, а інша була отримана шляхом імпорту даних з моніторів pm5 веслувальних тренажерів Concept2. Після проведення очистки зайвих даних тренувань з тренажерів (тестування проводилось у певні дати протягом трьох днів, а монітор pm5 має можливість зберігати дані протягом одного року, тому потрібно було залишити тільки дані за певні дати) була проведена звірка імпортованих з монітору даних за часом початку тесту з даними протоколів, у результаті чого було знайдено кому саме зі студентів належать відповідні дані окремого тестування. Наприкінці всі дані було зведено у єдиний файл у форматі *xlsx*.

Нижче описано характеристики результуючого набору даних із зазначенням джерела їх отримання:

1. **ID** – унікальний ідентифікатор студента, отриманий з протоколу тестування;
 2. **Name** – прізвище та ім'я студента, отримані з протоколу тестування;
 3. **Sex** – стать (варіанти значень: 'м', 'ж'), отримана з протоколу тестування;
 4. **Nationality** – національність (варіанти значень: 'Ukrainian', 'Indian'), отримана з протоколу тестування;
 5. **Age** – вік, отриманий з протоколу тестування;
 6. **Height** – зріст, виміряний перед проведенням тестування та отриманий з протоколу;
 7. **Weight** – маса, виміряний перед проведенням тестування та отриманий з протоколу;
 8. **HeartRateBefore** – пульс, виміряний перед виконанням тесту та отриманий з протоколу;
 9. **HeartRateAfter** – пульс, виміряний після тесту та отриманий з протоколу;
 10. **Date** – дата проходження тесту певним студентом, отримана з протоколу та звірена з імпортованими даними з монітору тренажеру;
 11. **Time** – час початку проходження тесту певним студентом, отриманий з протоколу та звірений з імпортованими даними з монітору тренажеру;
 12. **ConceptNumber** – номер веслувального тренажеру в спортивній залік, на якому певний студент виконав тест (варіанти значень: 5, 6, 8). Отриманий з протоколу та звірений з імпортованими даними з монітору тренажеру;
 13. **Meters** – загальна відстань у метрах, пройдена за весь час виконання тесту. Отримана шляхом імпорту даних з монітору;
 14. **Avg SPM (strokes per minute)** – середня кількість помахів весла при виконанні тесту, отримана шляхом імпорту даних з монітору;
 15. **/500m** – час на проходження 500 м за загальною відстанню (у форматі *mm:ss.ms*), отриманий шляхом імпорту даних з монітору;
 16. **Cal/hr** – потужність помаху весла в калоріях у годину (0.001163 Вт) за загальною відстанню, отриманий шляхом імпорту даних з монітору;
 17. **Watt** – потужність помаху весла у ваттах (Вт) за загальною відстанню, отриманий шляхом імпорту даних з монітору;
 18. **Meters_2min** – відстань у метрах, пройдена за перші 2 хвилини виконання тесту. Отримана шляхом імпорту даних з монітору;
-

19. **Avg SPM_2min** – середня кількість помахів весла за перші 2 хвилини виконання тесту, отримана шляхом імпорту даних з монітору;

20. **/500m_2min** – час на проходження 500 м за відстанню, пройденою у перші 2 хвилини. Отриманий шляхом імпорту даних з монітору;

21. **Cal/hr_2min** – потужність помаху весла в калоріях у годину за відстанню, пройденою у перші 2 хвилини. Отримана шляхом імпорту даних з монітору;

22. **Watt_2min** – потужність помаху весла у ваттах за відстанню, пройденою у перші 2 хвилини. Отримана шляхом імпорту даних з монітору;

23. **Meters_4min** – відстань у метрах, пройдена за третю та четверту хвилини виконання тесту. Отримана шляхом імпорту даних з монітору;

24. **Avg SPM_4min** – середня кількість помахів весла за третю та четверту хвилини виконання тесту, отримана шляхом імпорту даних з монітору;

25. **/500m_4min** – час на проходження 500 м за відстанню, пройденою за третю та четверту хвилини. Отриманий шляхом імпорту даних з монітору;

26. **Cal/hr_4min** – потужність помаху весла в калоріях у годину за відстанню, пройденою за третю та четверту хвилини. Отримана шляхом імпорту даних з монітору;

27. **Watt_4min** – потужність помаху весла у ваттах за відстанню, пройденою за третю та четверту хвилини. Отримана шляхом імпорту даних з монітору;

28. **Meters_6min** – відстань у метрах, пройдена за п'яту та шосту хвилини виконання тесту. Отримана шляхом імпорту даних з монітору;

29. **Avg SPM_6min** – середня кількість помахів весла за п'яту та шосту хвилини виконання тесту, отримана шляхом імпорту даних з монітору;

30. **/500m_6min** – час на проходження 500 м за відстанню, пройденою за п'яту та шосту хвилини хвилини. Отриманий шляхом імпорту даних з монітору;

31. **Cal/hr_6min** – потужність помаху весла в калоріях у годину за відстанню, пройденою за п'яту та шосту хвилини. Отримана шляхом імпорту даних з монітору;

32. **Watt_6min** – потужність помаху весла у ваттах за відстанню, пройденою за п'яту та шосту хвилини. Отримана шляхом імпорту даних з монітору.

З вихідного набору проведено первинний аналіз вихідних даних за допомогою мови Python з використанням бібліотеки Pandas. З її допомогою дуже зручно завантажувати, обробляти та аналізувати табличні дані за допомогою SQL-подібних запитів. У зв'язці з бібліотеками Matplotlib та Seaborn з'являється можливість зручного візуального аналізу табличних даних. Основними структурами даних у Pandas є класи Series та DataFrame. Перший є одновимірним індексованим масивом даних деякого фіксованого типу. Другий є двовимірною структурою даних, кожен стовпець якої містить дані одного типу. DataFrame чудово підходить для представлення реальних даних: рядки відповідають ознаковим описам окремих об'єктів, а стовпці відповідають ознакам.

Зокрема, у Pandas у структуру DataFrame було імпортовано дані з файлу `xlsx`. Достатньо зручним інструментом при аналізі даних є Jupyter Notebook, що представляє середовище розробки, в якому одразу можна побачити результат виконання коду та його окремих фрагментів. На рис. 1 представлено результат імпорту вихідного набору даних, описаного вище, у структуру DataFrame з використанням Jupyter Notebook.

За допомогою методу датафрейму можна отримати основні статистичні характеристики даних за певною ознакою, а саме число непропущених значень, середнє, стандартне відхилення, діапазон, медіану, 0.25 та 0.75 квартили,

```
import numpy as np
import pandas as pd

pd.set_option("display.precision", 2)

df = pd.read_excel('./conceptData_full.xlsx')

df.head()
```

ID	Name	Sex	Nationality	Age	Date	Time	ConceptNumber	Meters_2min	SPM_2min	...	Watt_6min	Meters	Avg SPM	/500m	Cal/hr	Watt	HeartRate
0	1	Арсизинко Ярослав	ч	Ukrainian	20	29.11	16.01	5	566	27	...	180	1547	24	01.56.3	1064	222
1	2	Кожерасийский Эдуард	ч	Ukrainian	19	29.11	9.45	5	464	32	...	181	1431	30	02.05.7	965	176
2	3	Чопаков Денис	ч	Ukrainian	19	29.11	10.59	5	500	35	...	126	1346	33	02.13.7	803	146
3	4	Калыбураев Микита	ч	Ukrainian	20	29.11	12.21	8	618	33	...	240	1690	29	01.46.5	1266	290
4	5	Менжаков Анджий	ч	Ukrainian	19	29.11	12.21	5	539	32	...	163	1463	29	02.03.0	946	168

5 rows x 32 columns

Рис. 1. Імпорт даних з *xlsx*-файлу в *DataFrame* та його відображення

мінімальне та максимальне значення. На рис. 2 наведено результати використання методу `describe` на прикладі кількісної ознаки віку студента.

```
df["Age"].describe()
```

count	195.00
mean	19.31
std	1.44
min	17.00
25%	18.00
50%	19.00
75%	20.00
max	25.00
Name: Age, dtype: float64	

Рис. 2. Отримання статистичних характеристик за ознакою *Age*

Достатньо зручним інструментом у *Pandas* є логічна індексація датафрейму за одним стовпцем. Її підсумком є датафрейм, що складається лише з рядків, які відповідають зазначеній умові за певною ознакою. Це допомагає отримати відповіді на певні конкретні питання при первинному аналізі даних. Для прикладу, отримаємо середню відстань, пройдену 20-річними студентками (рис. 3):

```
df[(df["Age"] == 20) & (df["Sex"] == "ж")]["Meters"].mean()
```

1106.9

Рис. 3. Використання логічної індексації дата фреймів

Корисною можливістю датафреймів також є групування даних за певною ознакою, що нагадує речення `GROUP BY` у мові `SQL` для реляційних баз даних. Так, наприклад, можна отримати середні значення пройденної відстані у розрізі статі та національності студентів (рис. 4).

Представлені вище можливості датафреймів у бібліотеці *Pandas* дозволяють у певній мірі провести візуальний аналіз даних. Втім результати аналізу стають більш наглядними з використанням візуалізації. *Pandas* надає деякі можливості побудови графіків.

```
df.groupby(["Sex", "Nationality"])["Meters"].mean()

Sex  Nationality
ж    Indian      1000.46
     Ukrainian   1156.65
ч    Indian      1210.60
     Ukrainian   1390.64
Name: Meters, dtype: float64
```

Рис. 4. Групування даних у датафреймі за ознаками

За допомогою `scatter_matrix` було візуалізовано попарні залежності між пройденими відстанями впродовж перших двох хвилин, наступних двох хвилин та останніх двох хвилин. Результатом є матриця, у кожній комірці якої представлено графік залежності між двома відповідними ознаками, а на головній діагоналі представлено графіки розподілу відповідної ознаки. Результат представлено на рис. 5.

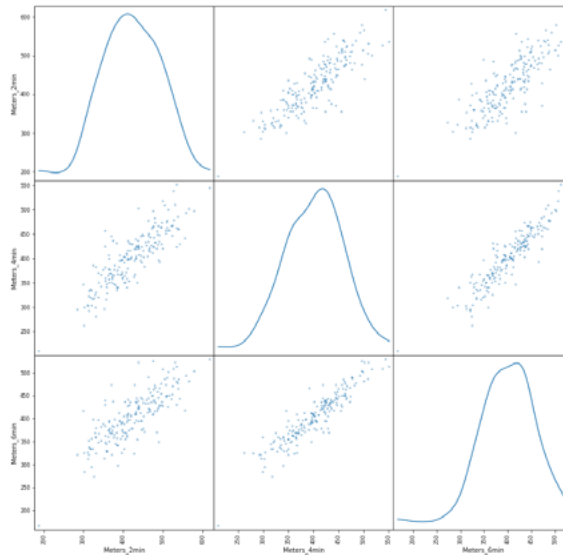


Рис. 5. Графіки попарних залежностей між пройденими відстанями за певний період часу

Іншим способом візуалізації розподілу числових змінних полягає у побудові їх гістограм. Форма гістограми може містити підказки про основний тип розподілу. Знання розподілу значень ознак стає важливим при використанні методів машинного навчання, які передбачають певний тип. На рис. 6 представлено гістограми розподілу кількісних ознак пройдених відстаней за певні хвилини виконання тесту.

На наведеному вище графіку ми бачимо, що пройдена відстань за перші дві хвилини тесту розподілена нормально, тоді як пройдені відстані за всередині часу виконання тесту (третя та четверта хвилини) та наприкінці виконання тесту (п'ята та шоста хвилини) мають помітний перекик вправо.

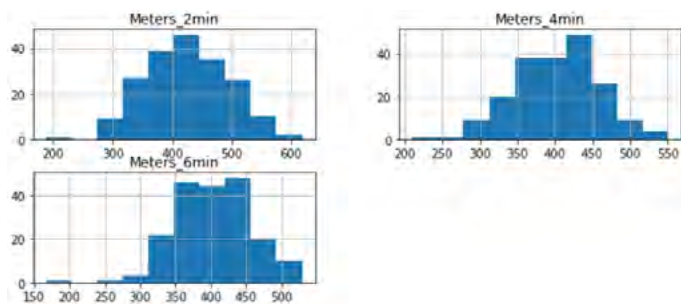


Рис. 6. Гістограми розподілу пройдених відстаней

Не менш важливим у первинному аналізі є виявлення залежностей між ознаками. За допомогою бібліотеки Seaborn побудуємо матрицю кореляції між кількісними ознаками віку, маси, зросту, пульсом перед та після виконання тесту та кількостями пройденої відстані у певний проміжок часу та загалом (рис. 7):

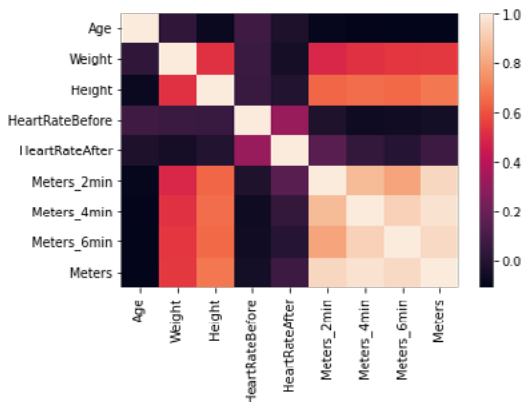


Рис. 7. Кореляційна матриця залежності кількісних ознак

Як видно з рисунку, вік майже не має залежності з іншими змінними, існує слабка залежність між ним та масою тіла, а також з величинами пульсів до та після виконання тесту. В тім величини пройдених відстаней за певний період часу та загальної відстані між собою мають високу кореляцію, і тому при застосуванні певних методів машинного навчання, наприклад лінійної та логістичної регресії, можуть бути погано оброблені.

Слід зазначити, що у кореляційній матриці не зазначені інші кількісні ознаки, такі як час, витрачений на проходження 500 м, кількість помахів їх потужність. Можна дослідити залежності між ознаками попарно. Так, наприклад, можна побудувати діаграму розсіювання ознак кількості помахів та маси тіла студента (рис. 8).

У наведеної вище діаграмі можна отримати візуальну інформацію про розподіл відповідних кількісних ознак та залежність між ними. З графіку можна побачити, що між величинами кількості помахів та маси тіла є слабка кореляція.

Візуальна інформація може бути ще більш наглядною при додаванні до графіку категоріальної ознаки. Виділимо залежність між кількістю помахів та вагою студента окремо у розрізі хлопчиків та дівчаток (рис. 9).

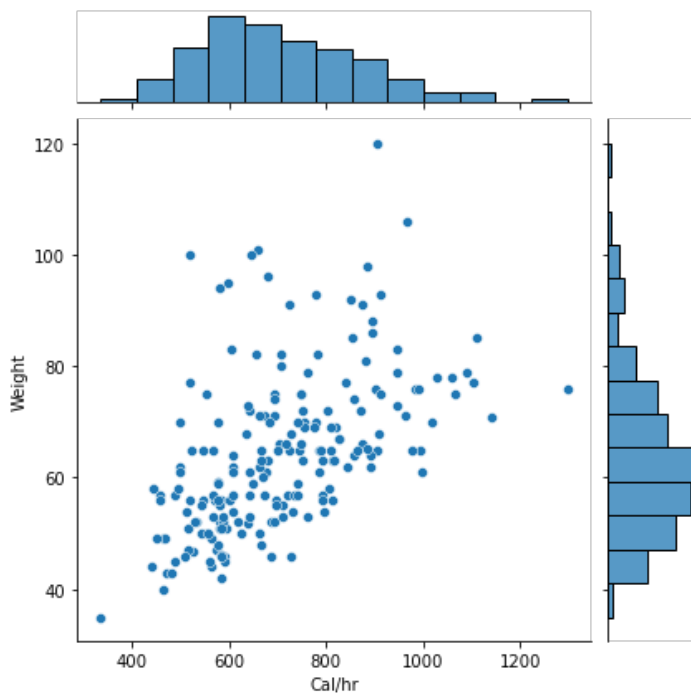


Рис. 8. Діаграма розсіювання ознак кількості помахів та маси тіла студента

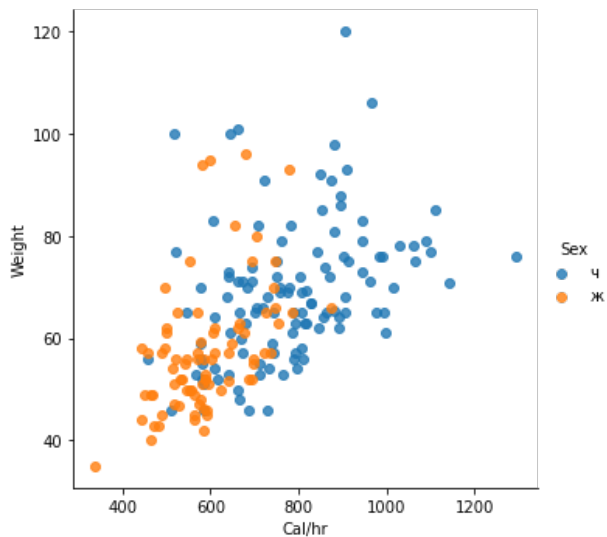


Рис. 9. Діаграма розсіювання ознак кількості помахів та маси тіла студента у розрізі категоріальної ознаки статі

Подібним чином можна візуалізувати залежності між іншими кількісними ознаками вхідного набору даних. Утім із діаграм поки неможливо робити глибокі висновки, для цього слід використати методи машинного навчання.

Висновки. У статті представлено дослідження спортивних результатів з академічного веслування студентів ЧНУ імені Петра Могили шляхом первинного та візуального аналізу ознак вхідного набору даних з використанням мови програмування Python та бібліотек Pandas, Matplotlib та Seaborn. Даний аналіз буде однією з частин майбутньої системи збору даних, моніторингу, аналізу та прогнозування спортивних результатів. У подальшому планується більш глибокий аналіз із використанням методів машинного навчання та штучного інтелекту, а також та реалізація за допомогою фреймворку Django вебзастосунку для фіксації даних спортивних тренувань та тестів замість ведення паперових протоколів викладачів із фізичного виховання. У подальшому система на основі глибокого аналізу даних зможе зробити прогнози наступних результатів та підібрати необхідні режими тренування.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Закон України «Про Концепцію Національної програми інформатизації». URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/75/98-%D0%B2%D1%80#Text> (дата звернення: 03.04.2022)
2. Ofoghi B., Zeleznikow J., MacMahon C., Raab M. Data mining in elite sports: a review and a framework. *Measurement in Physical Education and Exercise Science*. 2013. Vol. 17(3). pp. 171-186.
3. Ghasemzadeh H., Jafari R. Coordination analysis of human movements with body sensor networks: A signal processing model to evaluate baseball swings. *IEEE Sensors Journal*. 2011. Vol. 11(3). pp. 603-610.
4. Baca A. Methods for recognition and classification of human motion patterns-a prerequisite for intelligent devices assisting in sports activities. *IFAC Proceedings Volumes*. 2012. Vol. 45(2). pp. 55-61.
5. Lamb P., Bartlett R., Robins A. Self-organizing maps: An objective method for clustering complex human movement. *International Journal of Computer Science in Sport*. 2010. Vol. 9(1). pp. 20-29.
6. Bartlett R. Artificial intelligence in sports biomechanics: New dawn or false hope. *Journal of Sports Science and Medicine*. 2006. 5(4). pp. 474-479.
7. Novatchkov H., Baca A. Fuzzy logic in sports: a review and an illustrative case study in the field of strength training. *International Journal of Computer Applications*. 2013. 71(6). pp. 8-14.
8. Novatchkov H., Baca A. Artificial intelligence in sports on the example of weight training. *Journal of sports science & medicine*. 2013. Vol. 12(1). pp. 27-37.
9. Lu W. L., Ting J. A., Little J. J., Murphy K. P. Learning to track and identify players from broadcast sports videos. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2013. Vol. 35(7). pp. 1704-1716.

REFERENCES:

1. Zakon Ukrainy «Pro Kontseptsiiu Natsionalnoi prohramy informatyza-tsii» [The Law of Ukraine "On the Concept of the National Informatization Program"] (n.d.). zakon.rada.gov.ua. Retrieved from <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/75/98-%D0%B2%D1%80#Text> [in Ukrainian].
2. Ofoghi B., Zeleznikow J., MacMahon C., Raab M. Data mining in elite sports: a review and a framework. *Measurement in Physical Education and Exercise Science*. 2013. Vol. 17(3). pp. 171-186.

3. Ghasemzadeh H., Jafari R. Coordination analysis of human movements with body sensor networks: A signal processing model to evaluate baseball swings. *IEEE Sensors Journal*. 2011. Vol. 11(3). pp. 603-610.
 4. Baca A. Methods for recognition and classification of human motion patterns- a prerequisite for intelligent devices assisting in sports activities. *IFACProceedings Volumes*. 2012. Vol. 45(2). pp. 55-61.
 5. Lamb P., Bartlett R., Robins A. Self-organizing maps: An objective method for clustering complex human movement. *International Journal of Computer Science in Sport*. 2010. Vol. 9(1). pp. 20-29.
 6. Bartlett R. Artificial intelligence in sports biomechanics: New dawn or false hope. *Journal of Sports Science and Medicine*. 2006. 5(4). pp. 474-479.
 7. Novatchkov H., Baca A. Fuzzy logic in sports: a review and an illustrative case study in the field of strength training. *International Journal of Computer Applications*. 2013. 71(6). pp. 8-14.
 8. Novatchkov H., Baca A. Artificial intelligence in sports on the example of weight training. *Journal of sports science & medicine*. 2013. Vol. 12(1). pp. 27-37.
 9. Lu W. L., Ting J. A., Little J. J., Murphy K. P. Learning to track and identify players from broadcast sports videos. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2013. Vol. 35(7). pp. 1704-1716.
-