

ПРОГНОЗУВАННЯ ФІЗИЧНОЇ АКТИВНОСТІ ТА ЯКОСТІ ЖИТТЯ ПРАЦЕЗДАТНОГО НАСЕЛЕННЯ

Світлана Індіка¹, Наталія Белікова¹, Анатолій Цьось¹, Ярослав Пастернак¹

¹Волинський національний університет імені Лесі Українки, Луцьк, Україна, indyka.svitlana@vnu.edu.ua

<https://doi.org/10.29038/2220-7481-2025-01-26-35>

Анотації

Актуальність. Дослідження якості життя працездатного населення є критично важливим для забезпечення здоров'я, добробуту та ефективної відбудови держави в післявоєнний час. Використання алгоритмів машинного навчання поряд із традиційними статистичними методами для створення прогнозних моделей є актуальним, оскільки ці методи здатні виявляти складні закономірності у великих масивах даних та передбачати можливі зміни під впливом різних факторів. Це важливо для розробки індивідуалізованих чи групових рекомендацій. **Метою дослідження** було схарактеризувати процес прогнозування фізичної активності і якості життя працездатного населення за допомогою методів машинного навчання й створити відповідну комп'ютерну програму. **Методи дослідження.** У дослідженні взяли участь 900 осіб різних соціальних груп працездатного віку (від 18 до 64 років), серед яких – 556 жінок і 334 чоловіків. Методологія дослідження передбачала кілька етапів збору та обробки даних для оцінки фізичної й психологічної компонент якості життя. Проведено опитування учасників із зазначенням соціально-демографічних даних; використано міжнародні стандартизовані опитувальники, такі як IPAQ, шкала SF-36, опитувальник Рона Кесслера. Дані приведено до єдиного стандарту для подальшого використання в алгоритмах машинного навчання. **Результати дослідження та висновки.** Виконання процесуальних дій щодо моделювання та прогнозування якості життя працездатного населення дало змогу створити комп'ютерну програму «Прогнозування якості життя працездатного населення». Застосування цієї програми уможливило передбачення показників загального фізичного й психічного компонентів якості життя цієї групи. Особливу увагу приділено виявленню ключових факторів, що впливали на показники загального фізичного компонента якості життя, серед яких – вік, рівень освіти, сімейний статус, рівень дистресу. Також проведено моніторинг фізичного та психологічного стану працездатного населення в умовах війни для розробки ефективних стратегій поліпшення якості життя цього контингенту.

Ключові слова: працездатне населення, якість життя, фізична активність, методи машинного навчання.

Svitlana Indyka, Natalia Bielikova, Anatolii Tsos, Iaroslav Pasternak. Forecasting Physical Activity and Quality of Life of the Working-Age Population. Relevance. Researching the quality of life of the working-age population is critically important for ensuring health, well-being, and effective state reconstruction in the post-war period. The use of machine learning algorithms alongside traditional statistical methods for creating predictive models is relevant, as these methods can identify complex patterns in large datasets and predict possible changes influenced by various factors. This is crucial for developing individualized or group recommendations. **The Aim of the Study** was to characterize the process of forecasting physical activity and quality of life of the working-age population using machine learning methods and to create a corresponding computer program. **Methods.** The study involved 900 individuals from various social groups of working age (18 to 64 years), including 556 women and 334 men. The research methodology included several stages of data collection and processing to assess the physical and psychological components of quality of life. Participants were surveyed with social-demographic data; international standardized questionnaires such as IPAQ, SF-36 scale, and Ron Kessler's questionnaire were used. The data were standardized for further use in machine learning algorithms. **Research Results and Conclusions.** The implementation of procedural actions for modeling and forecasting the quality of life of the working-age population enabled the creation of the computer program "Forecasting the Quality of Life of the Working-Age Population". The use of this program allowed for the prediction of indicators of the general physical and mental components of the quality of life for this group. Special attention was given to identifying key factors that influenced the indicators of the general physical component of the quality of life, including age, education level, marital status, and distress level. Additionally, monitoring of the physical and psychological state of the working-age population was conducted under martial law conditions to develop effective strategies for improving the quality of life of this contingent.

Key words: working-age population, quality of life, physical activity, machine learning methods.

Вступ. У сучасному світі, де його інтенсивні трансформації сфокусовані на потребах людського індивіда, зміни в умовах життя потребують нових підходів до аналізу фізичного та психологічного

стану людей. Зокрема, якість життя часто визначають через фізичні, психологічні та соціальні аспекти, що мають прямий вплив на благополуччя конкретної людини й населення в цілому [12].

У сучасних дослідженнях якості життя використовуються об'єктивний, суб'єктивний та комбінований методологічні підходи до її виміру. Поява цифрового інтелекту спричинила перехід до застосування алгоритмів машинного навчання поряд із традиційними статистичними методами для створення прогнозних моделей. Ці алгоритми відомі своєю здатністю обробляти великі обсяги даних і точно прогнозувати результати, що робить їх цінним інструментом для побудови моделей прогнозування [4; 6; 16]. У цьому контексті використання методів машинного навчання для моделювання й прогнозування якості життя є актуальним, оскільки ці методи здатні виявляти складні закономірності у великих масивах даних, що не завжди помітні під час традиційного статистичного аналізу. Вони дають можливість не лише описати наявні залежності, але й передбачити можливі зміни під впливом різних факторів, що є важливим для розробки індивідуалізованих чи групових рекомендацій. Застосування таких методів у медичних та соціальних дослідженнях дає можливість поліпшити моніторинг фізичного й психологічного стану населення, розробити ефективні стратегії профілактики неінфекційних захворювань і поліпшення якості життя.

Дослідження виконано відповідно до Плану науково-дослідної роботи ВНУ імені Лесі Українки на 2023–2025 рр. «Технології підвищення якості життя внутрішньо переміщених осіб, військово-службовців та членів їх родин» (номер держреєстрації 0123U101765).

Мета статті – схарактеризувати процес прогнозування фізичної активності та якості життя працездатного населення за допомогою методів машинного навчання й створити відповідну комп'ютерну програму.

Матеріал та методи дослідження. *Учасники.* Для забезпечення репрезентативності результатів у дослідженні взяли участь 900 осіб різних соціальних груп працездатного віку (від 18 до 64 років). Серед респондентів було 556 жінок та 334 чоловіків.

Організація дослідження. Методологія дослідження передбачала кілька етапів збору й обробки даних для оцінки фізичної та психологічної компонент якості життя. На першому етапі проведено опитування учасників за допомогою міжнародних стандартизованих опитувальників, таких як IPAQ (International Physical Activity Questionnaire Long Form), який визначає рівень фізичної активності в різних сферах, таких як робота, дозвілля, переміщення й побутова діяльність. Також використано шкалу SF-36 (Short Form Health Survey) для визначення якості життя, пов'язаної зі здоров'ям, яка складається з 36 запитань, об'єднаних у вісім шкал, показники яких формують два складники, а саме: загальний фізичний компонент (Physical component summary – PCS, ЗФК) і загальний психічний компонент (Mental component summary – MCS, ЗПК). Результати показників якості життя оцінювали в діапазоні від 0 до 100 балів у ранговому розрахунку 100 балів – повне здоров'я. Оскільки показники якості життя є досить індивідуальними, не існує жодних нормативних або критичних значень, проведено розподіл частот ЗПК і ЗФК у діапазоні їхніх значень; здійснено розрахунки та вибрано логарифмічну шкалу для показників ЗФК і ЗПК, а саме: діапазон зміни показника 0–39,76 відповідає низькому рівню; 39,77–56,23 – середньому; 56,24–100 – високому рівню.

Для вимірювання психологічного дистресу, що виникає в людей, які тривалий час відчувають недостатнє задоволення своїх потреб, обрано опитувальник Рона Кесслера (Kessler Psychological Distress Scale, K10). Учасники опитування вказували особисті дані, включаючи вік, стать, сімейний статус, кількість дітей, рід занять, пункт та місце проживання, рівень освіти, оцінку здоров'я, зріст, масу тіла тощо.

Після збору даних здійснено їх попередній аналіз, а саме, перевірку на наявність пропущених значень, коригування очевидних помилок, а також трансформацію категоріальних змінних у числові. Далі всі дані стандартизовано для подальшого використання в моделюванні машинного навчання, що являє собою процес створення математичних моделей, які можуть прогнозувати або класифікувати дані на основі вхідних параметрів.

Результати дослідження. Уніфіковані дані покладено в основу процесу послідовності виконання процесуальних дій щодо прогнозування якості життя працездатного населення, який складався з трьох основних етапів – проєктувального, технологічного та демонстраційного (рис. 1).

Кожен етап включав відповідний модуль: I етап – проєктувальний – «Модуль для створення, навчання й перевірки ефективності моделі»; II етап – технологічний – «Модуль для здійснення прогнозування показників якості життя»; III етап – демонстраційний – «Модуль для зв'язку веб-інтерфейсу (інтернет-сайту) з модулем прогнозування показників якості життя».



Рис. 1. Етапи прогнозування якості життя працездатного населення за допомогою машинного навчання

На проєктувальному етапі протестовано різні алгоритми машинного навчання для створення моделі, зокрема метод опорних векторів (SVM), метод найближчих сусідів (KNN), регресію випадкового лісу (Random Forest Regression), лінійну регресію, градієнтний бустинг, методи ансамблю тощо. Мета використання різних моделей – вибрати таку, у якій значення цих параметрів були б мінімальними, що гарантувало б максимальну точність прогнозів і мінімізацію помилок [3; 14].

Результати моделювання зібраних наборів даних засвідчили, що найбільш ефективною моделлю є Random Forest, оскільки вона дала найкращі показники точності за всіма критеріями оцінки. Зазначимо, що високі оцінки якості моделювання даних рівня фізичної активності за допомогою Random Forest відзначено також у працях інших науковців [6].

Модель Random Forest [3; 14] є методом ансамблевого машинного навчання. Вона складається з великої кількості окремих дерев рішень, кожне з яких навчається на випадковій підмножині навчальних даних і використовує лише випадкову підмножину ознак. Це дає змогу знизити ризик перенавчання та підвищити загальну точність моделі. Основною перевагою Random Forest є її здатність ефективно працювати з великими й складними даними, де можуть бути як числові, так і категоріальні змінні. Вона також має вбудовану оцінку важливості змінних, що дає можливість визначити, які з ознак найбільше впливають на прогнозовану цільову змінну. Це важливо для аналізу факторів, що визначають, зокрема, і показники якості життя, оскільки модель фокусується на найважливіших параметрах.

Модель Random Forest є стійкою до перенавчання завдяки своїй структурі, де кожне дерево побудоване на різних підмножинах даних. Це робить її потужним інструментом для роботи з великими обсягами даних та складними взаємозв'язками між ознаками. Вона також добре справляється з обробкою пропущених значень і шумів, що робить її придатною для реальних застосувань, де дані можуть бути неповними або нечіткими [3].

Під час розробки моделі Random Forest зібраного набору даних також проведено оптимізацію її гіперпараметрів для досягнення максимальної точності. Додатково використано метод кросвалідації для оцінки стабільності моделі за різних наборів параметрів. Після налаштування гіперпараметрів і проведення кросвалідації визначено, що оптимальні параметри для моделі Random Forest дають змогу досягти найкращих результатів у прогнозуванні цільових показників якості життя з мінімальними похибками.

Критерієм оцінювання якості моделі були середня абсолютна похибка (MAE), корінь середньоквадратичної похибки (RMSE) та відносна похибка (MAPE). Ці показники дають можливість не тільки оцінити середню точність прогнозів, але й можливі випадки великих відхилень в окремих результатах (зокрема показник RMSE).

Підготовлені дані випадковим чином були поділені на два складники: навчальний (80 % від загального обсягу даних) і тестовий (20 %). Навчальну вибірку застосовували для тренування моделі, у той час як тестову – для оцінки її ефективності й здатності до узагальнення.

Для обробки даних використовували бібліотеку `pandas` [19], що дало змогу ефективно маніпулювати даними, проводити очищення й трансформацію, а також здійснювати агрегацію даних за необхідними ознаками. Для створення та тренування моделі машинного навчання застосовано бібліотеку `scikit-learn` [17], що містить інструменти для побудови різних моделей, налаштування гіперпараметрів й оцінювання їх ефективності. Для збереження навчених моделей і класифікаторів застосовано бібліотеку `joblib` [20], що дає змогу зберігати навчені моделі й перелік класифікаторів у файл, що уможливорює розділення процесів тренування моделей та аналізу й візуалізації даних на їх основі. Для візуалізації результатів моделювання використовували бібліотеку `matplotlib` [21], що дало можливість створювати графіки й діаграми для наочного представлення результатів моделювання та прогнозування.

Модуль для створення, навчання перевірки ефективності моделі виконано мовою Python [18]. Він обробляє файл `data_gen_all_ZFK.xlsx`, у якому містяться очищені дані для створення моделі, і переходить до процесу машинного навчання. Результатом роботи модуля є модель машинного навчання, збережена у файлі `model.pkl`, назви показників, використаних для навчання (файли `feature_names.pkl` та `encoders.pkl`), а також середні значення числових показників (файл `feature_means.pkl`). Модуль запускається один раз для генерування моделі на основі зібраного масиву анкетних даних. Файли, отримані в результаті його роботи, використовують для прогнозування показників якості життя.

Для аналізу отриманих даних застосовано підхід, який дає змогу виявити взаємозв'язки між різними параметрами, зокрема між фізичною активністю, психологічним станом і якістю життя. Для визначення чутливості цільового показника до вхідних параметрів обирався конкретний із них, а для решти використовували найпоширеніші значення. Досліджували зміну обраного параметра в заданому діапазоні і його вплив на цільовий показник відповідно до створеної моделі машинного навчання. Найбільше нас цікавив показник загального фізичного компонента (ЗФК) якості життя, оскільки його покращення можна досягти через упровадження різних стратегій та програм, спрямованих на підвищення рівня фізичної активності населення, що в цілому підвищує якість життя.

Особливу увагу приділяли виявленню ключових факторів, які позитивно впливали на показники (ЗФК) якості життя.

Показник ЗФК якості життя виявився найбільш чутливим до значень параметра «Вік» – варіація перевищувала 33 % у діапазоні від 15 до 90 років як серед чоловіків, так і серед жінок. Особливо критичним був вік працездатного населення близько 50 років, що призводило до різкого зниження показника ЗФК якості життя.

На основі результатів моделювання спостерігали певний оптимум показника ЗФК якості життя при значеннях загального показника фізичної активності за даними IPAQ у межах 4000–6000 MET в одружених осіб і неодружених молодих людей, які ще не вступали в шлюб через вік, на відміну від респондентів, які були розлучені або мали незареєстрований шлюб.

Результати аналізу свідчать, що рівень освіти впливає на показники ЗФК якості життя. Зокрема, респонденти з вищою освітою мали кращі показники ЗФК якості життя за тих самих рівнів загальної фізичної активності за даними IPAQ, у порівнянні з іншими особами працездатного віку, які мали середню або середню спеціальну освіту.

Стрес чинить багатогранний негативний вплив на різні аспекти якості життя, що підтверджується численними дослідженнями й науковими даними [1; 15]. Результати аналізу моделювання свідчать про виражену залежність між рівнем психологічного дистресу, виміряного за шкалою Кесслера, та показником ЗФК якості життя. Зокрема, дуже високий рівень психологічного дистресу, що перевищує 33 бали, є критичним для показника ЗФК якості життя як у чоловіків, так і в жінок.

На основі тестової вибірки (20 % від загального обсягу даних) проводили верифікацію моделі, а також розраховували ключові метрики. Результати тестування для показника ЗФК якості життя засвідчили, що середня абсолютна похибка (MAE) становить 5,93 од., середньоквадратична похибка (RMSE) дорівнює 7,46 од. Середня відносна похибка (MAPE) для ЗФК становила 13,26 %, для ЗПК якості життя – 15,17 %, що свідчить про високу адекватність отриманої моделі, оскільки значення похибок перебувають у межах, які є прийнятними для практичних застосувань. Відповідно, прогнози не містять великих помилок, що вказує на стабільність моделі і її придатність для застосування на

практиці, зокрема для аналізу зібраних даних, створення прогнозів і рекомендацій щодо покращення цільових показників.

На технологічному етапі створено комп'ютерну програму з можливістю прогнозування показників якості життя працездатного населення. Модуль для здійснення прогнозування показників якості життя виконаний мовою python і використовує модель, згенеровану попереднім модулем. Дані для прогнозування показників якості життя передаються як стрічка аргументів командного рядка за допомогою php-зв'язки між сайтом та цим модулем, який виконується на вебсервері. Модуль розшифровує передані дані до прийняттого формату, здійснює моделювання та засобами консольного виводу на сервері передає результати прогнозування на сайт.

Демонстраційний етап уключав модуль для зв'язку вебінтерфейсу (інтернет-сайту) з модулем прогнозування показників якості життя, написаний мовою програмування php, і забезпечує передачу даних до цього модулю.

Для роботи з комп'ютерною програмою потрібно відкрити будь-який браузер (рекомендовані Google Chrome, Mozilla Firefox або Opera), увести в адресний рядок <http://pha.vnu.edu.ua> і зареєструватися на сайті (рис. 2).

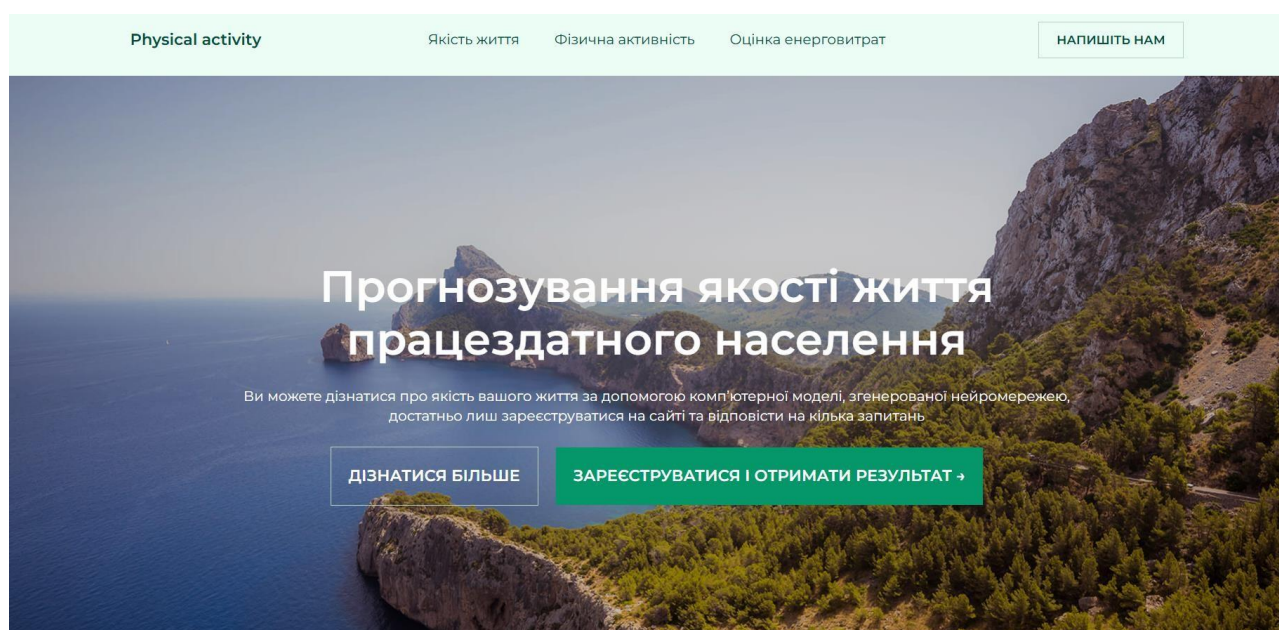


Рис. 2. Головне вікно комп'ютерної програми
«Прогнозування якості життя працездатного населення»

Після реєстрації потрібно заповнити відповідну форму, указавши ім'я користувача, електронну пошту (email) і 14 обов'язкових полів, вказавши стать, вік, росто-вагові показники, населений пункт проживання, місце проживання, сімейний статус, освіту, сферу діяльності та ін.

Заповнивши всі обов'язкові поля, маємо натиснути кнопку «Зберегти», після чого з'являться результати прогнозування показників загального фізичного компонента (ЗФК) і загального психічного компонента (ЗПК) якості життя. У цьому вікні також представлені межі показників за рівнями якості життя – високий, середній, низький (рис. 3).

Інструментом для реалізації інформаційно-освітньої складової частини комп'ютерної програми є верхня консоль із відповідними тематичними закладками: «Якість життя», «Фізична активність» і «Оцінка енерговитрат», – після активації яких з'являється відповідна інформація (рис. 4).

Під час прокручування стрічки з'являється наступна консоль із відповідним інформаційним наповненням: «Активні парки», «Робота над собою» й «Прогулянки на природі» (рис. 5).

У процесі подальшого прокручування стрічки з'являються інформація про авторів проекту та закладка «Наш блог», у яку регулярно додається нова інформація й зображення. Зворотний зв'язок із користувачами підтримується за допомогою функції «Напишіть нам» та «Зв'яжіться з нами (рис. 6).

Physical activity

Майстерня

Обліковий запис

Згорнути меню

Результати:

Прогнозований ЗФК: середній (53.27)

Прогнозований ЗПК: середній (41.39)

ЯКІСТЬ ЖИТТЯ (компоненти):		
ЗФК – загальний фізичний компонент		
ЗПК – загальний психічний компонент		
Високий рівень	Середній рівень	Низький рівень
56.24 - 100	39.77 - 56.23	0 - 39.76

Ім'я

Ім'я користувача: Імена користувачів не можуть бути змінені.

Ім'я (обов'язково):

Контактна інформація

Email (обов'язково): If you change this, an email will be sent at your new address to confirm it. The new address will not become active until confirmed.

Додаткова інформація

Рис. 3. Результати прогнозування показників загального фізичного (ЗФК) та загального психічного (ЗПК) компонентів якості життя

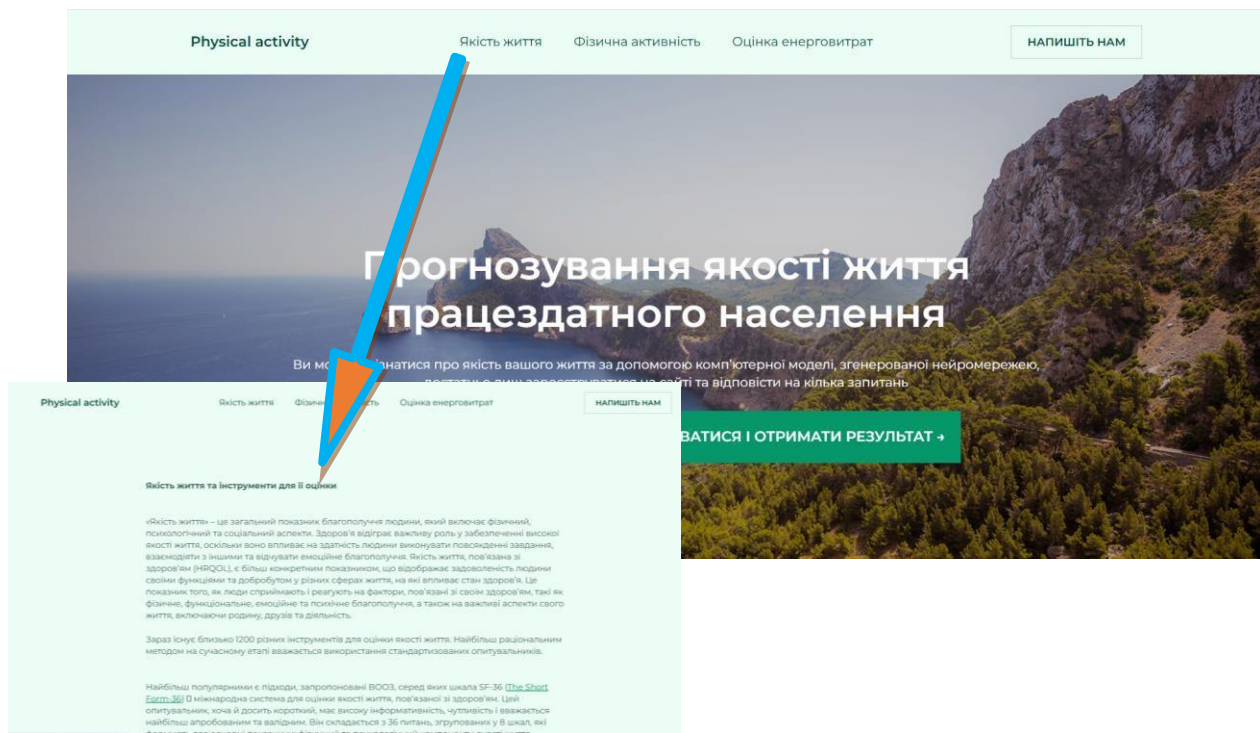


Рис. 4. Інформаційно-освітнє наповнення комп'ютерної програми

Дискусія. Використання методів машинного навчання стосується багатьох сучасних досліджень з окресленої тематики. Аналіз результатів сучасних наукових досліджень указує на те, що методи машинного навчання активно застосовуються для оцінювання фізичного й психологічного станів, а також якості життя, що дає можливість ефективно аналізувати складні залежності цільових показників від різних факторів. Використання цих методів для аналізу показників певних груп населення є доцільним та актуальним, оскільки забезпечує точніші й індивідуалізовані результати, що можуть сприяти виробленню підходів до покращення якості життя та благополуччя.

УМОВИ ЯКІСНОГО ЖИТТЯ

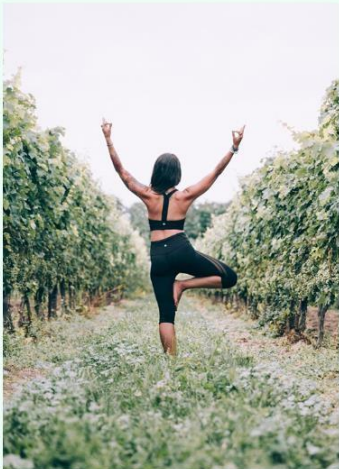
+15 років ЗА УМОВ ЯКІСНОГО ЖИТТЯ

Якісне життя тісно пов'язане з фізичною активністю, адже рух сприяє здоров'ю, енергійності та довголіттю. Активний спосіб життя сприяє продуктивності, кращому сну та гармонії між тілом і розумом.



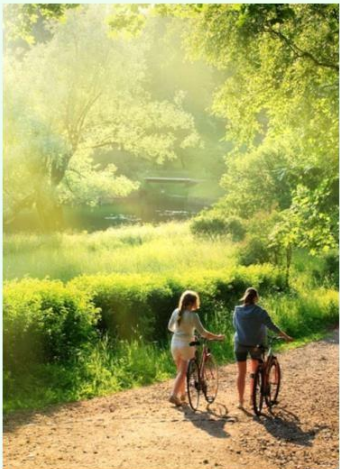
АКТИВНІ ПАРКИ

Заняття в рамках проєкту «Активні парки» допомагають зміцнити м'язи, підвищити витривалість та покращити загальну фізичну форму. Також сприяють соціалізації.



РОБОТА НАД СОБОЮ

Йога і фізична активність покращують фізичне здоров'я, зміцнюють м'язи, серце та суглоби, а також знижують ризик хронічних захворювань. Вони сприяють ментальному.



ПРОГУЛЯНКИ НА ПРИРОДІ

Прогулянки на природі зміцнюють здоров'я, покращують роботу серця, легенів і імунітету. Прогулянки на природі знижують стрес, покращують настрій і.

Рис. 5. Інформаційно-освітнє наповнення комп'ютерної програми

Physical activity

Якість життя

Фізична активність

Оцінка енерговитрат

НАПИШІТЬ НАМ



СВІТЛАНА ІНДИКА
керівник проєкту



НАТАЛІЯ БЕЛІКОВА
керівник проєкту

НАШ БЛОГ

Дізнайтеся більше про тему "Фізична активність" з нашого блогу

Читати блог +

ЗВ'ЯЖІТЬСЯ З НАМИ

Ви можете задати будь-яке запитання написавши на електронну пошту.

physical.activity@vnu.edu.ua

Рис. 6. Інформація про авторів проєкту, блог та функція зворотного зв'язку

Зокрема, Prati G. (2022) за допомогою методів машинного навчання досліджено кореляції якості життя, щастя та задоволеності життям серед дорослих європейців віком від 50 років, які проживають у 26 країнах-членах ЄС, Швейцарії й Ізраїлі. Найважливішими категоріями корелятив якості життя та задоволеності життям виявилися фізичне здоров'я й суб'єктивні життєві обставини. Соціально-демографічні фактори, зокрема країна проживання, а також психологічні змінні, були найважливішими категоріями корелятив щастя [13].

Задоволеність життям є ключовим аспектом добробуту людини. Дослідження цієї теми дає змогу краще зрозуміти вплив заходів, спрямованих на покращення психічного здоров'я та благополуччя. Традиційні методи вимірювання задоволеності життям включають складний статистичний аналіз, широкомасштабні опитування й прогнози, які можуть бути неточними. Дослідження, проведене Alif

Elham Khan (2024), охоплювало приблизно 19 тис. громадян Данії віком від 16 до 64 років, дало змогу отримати дані про різні етапи життя й досвід. Модель машинного навчання, яка була успішно застосована, передбачила психологічний стан респондентів із точністю 93,80 % і використовувала лише 27 запитань для анкетування. Такий компактний набір питань спрощує процес опитування та робить його легковідтворюваним. Отже, застосування машинного навчання й штучного інтелекту може значно зменшити помилки та полегшити прогнозування рівня задоволеності життям [10].

Hainaut D. A (2018) запропонував нейронний підхід для прогнозування та моделювання рівня смертності людей у Франції, Великобританії й США за період 1946–2000 рр., що підтверджено даними з 2001 по 2014 рр. [8].

D. S. Bjerre (2022) запропонував використання двох моделей машинного навчання, заснованих на методах регресії випадкового лісу та градієнтного бустингу, для прогнозування смертності. Ці моделі, які використовують різницю логарифмічних показників, здебільшого перевершують традиційні підходи. Результати дослідження показали, як можна отримати інформацію про зв'язки, виявлені моделями всередині вибірки й між змінними, які зазвичай не ідентифікуються традиційними методами [4].

У дослідженні J. Kim, K. Jeong, S. Lee та ін. (2024) розроблено оптимальну модель машинного навчання для прогнозування якості життя, яка враховує індивідуальні й багатогранні фактори, що впливають на фізичні та психологічні аспекти життя дорослого населення середнього віку в Південній Кореї. Виявлено, що найважливішими предикторами є стрес і якість сну [11].

A. Jannani, N. Sael, F. Benabbou (2021) представлено огляд сучасних методів машинного навчання, що використовуються для прогнозування якості життя. Особливу увагу приділяли виявленню ключових факторів, які впливають на щастя людини, на основі даних індексу людського розвитку (Human Development Index) і світового індексу щастя (World Happiness Index) [9].

F. M. Delpino та ін. (2022) продемонстрували використання алгоритмів машинного навчання поряд із традиційними статистичними методами для створення прогнозних моделей. Завдяки алгоритмам цифрового інтелекту науковці обробили великі обсяги даних і точно передбачили результати хронічних захворювань, що робить ці алгоритми цінним інструментом для побудови клінічних моделей прогнозування ризику в охороні здоров'я [5].

Машинне навчання активно застосовується для аналізу динаміки COVID-19 і виявлення ключових факторів ризику, що сприяють підвищенню смертності. Зростаюча кількість досліджень указує на те, що нерівномірний розподіл смертей від COVID-19 пов'язаний із демографічними та соціально-економічними відмінностями [2]. Наприклад, за даними G. Grekousis й ін. (2022), розуміння географічних характеристик і просторових моделей соціально-економічних факторів та факторів здоров'я, пов'язаних зі смертями від COVID-19, є критично важливим для розробки та впровадження стратегій попередження смертності на місцевих і регіональних рівнях влади (особливо в Західному регіоні). Заохочення населення до фізичних навантажень під час пандемії COVID-19 є важливим, оскільки їх відсутність є значним фактором високої смертності. Крім того, відсутність медичного страхування є важливим чинником смертності в третині округів США. Тому потрібно зосередитися на вдосконаленні систем соціального забезпечення та збільшенні інвестицій у медичне страхування, щоб забезпечити людям адекватне й доступне лікування [7].

Висновок. Отже, послідовність виконання процесуальних дій щодо моделювання та прогнозування якості життя працездатного населення дала змогу створити комп'ютерну програму, застосування якої сприяло передбаченню показників загального фізичного та психічного компонентів якості життя цієї групи. Також здійснено моніторинг фізичного й психологічного станів працездатного населення в умовах воєнного стану для розробки ефективних стратегій поліпшення якості життя цього контингенту.

Перспективи подальших досліджень полягають у розробці концептуальних засад покращення фізичної активності та якості життя працездатного населення.

Джерела та література

1. Шулякова М., Рациборинська-Полякова Н. Вплив хронічного стресу на організм людини та роль психоедукації у редукції його психічних проявів. *Психосоматична медицина та загальна практика*. 2024. № 9(1). <https://doi.org/10.26766/pmgrp.v9i1.490>
2. Ющук Г. Л. Особливості лабораторного статусу хворих на COVID-19 залежно від віку та супутньої паталогії: дис. на здобуття наук. ступеня д-ра філософії: 091 – Біологія. Луцьк, 2024. 155 с.

3. Artasanchez A., Joshi P. *Artificial Intelligence with Python* (Second Edition). Birmingham: Packt Publishing. 2020. 618.
4. Bjerre D. S. Tree-Based Machine Learning Methods for Modeling and Forecasting Mortality. *ASTIN Bulletin: The Journal of the IAA*. 2022. 52(3). 765–787. <https://doi.org/10.1017/asb.2022.11>
5. Delpino F. M., Costa Â. K., Farias S. R., Chiavegatto Filho A. D. P., Arcêncio R. A., Nunes B. P. Machine learning for predicting chronic diseases: A systematic review. *Public Health*. 2022. 205. 14–25. <https://doi.org/10.1016/j.puhe.2022.01.007>
6. Galasso S., Baptista R., Molinara M., Pizzocaro S., Calabrò R. S., De Nunzio A. M. Predicting physical activity levels from kinematic gait data using machine learning techniques. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2023. 123(Part C). 106487. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106487>
7. Grekousis G., Feng Z., Marakakis I., Lu, Y., Wang R. Ranking the importance of demographic, socioeconomic, and underlying health factors on US COVID-19 deaths: A geographical random forest approach. *Health Place*. 2022. 74. 102744. <https://doi.org/10.1016/j.healthplace.2022.102744>
8. Hainaut, D. A neural-network analyzer for mortality forecast. *ASTIN Bulletin*. 2018. 48(2). 481–508. <https://doi.org/10.1017/asb.2017.45>
9. Jannani A., Sael N., Benabbou F. Predicting quality of life using machine learning: Case of World Happiness Index. In *2021 4th International Symposium on Advanced Electrical and Communication Technologies (ISAECT)*. 2021. P. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ISAECT53699.2021.9668429>
10. Khan A. E., Hasan M. J., Anjum H., Mohammed N., Momen S. Predicting life satisfaction using machine learning and explainable AI. *Heliyon*. 2024. 10(10). e31158. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e31158>
11. Kim J., Jeong K., Lee S., et al. Machine-learning model predicting quality of life using multifaceted lifestyles in middle-aged South Korean adults: A cross-sectional study. *BMC Public Health*. 2024. 24. 159. <https://doi.org/10.1186/s12889-023-17457-y>
12. Massam B. H. Quality of life: public planning and private living. *Progress in Planning*. 2002. 3(58). 141–227.
13. Prati G. Correlates of quality of life, happiness and life satisfaction among European adults older than 50 years: A machine-learning approach. *Archives of Gerontology and Geriatrics*. 2022. 103. 104791. <https://doi.org/10.1016/j.archger.2022.104791>
14. Smith P. F., Ganesh S., Liu P. A comparison of random forest regression and multiple linear regression for prediction in neuroscience. *Journal of Neuroscience Methods*. 2013. 220 (1). 85–91. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2013.08.024>
15. Throner V., Coenen M., Schuh A., Jung-Sievers C., Kus S. A multimodal prevention program for stress reduction. *Dtsch Arztebl Int*. 2023. 120(43). 721–728. <https://doi.org/10.3238/arztebl.m2023.0179>
16. Tyulepberdinova G., Mansurova M., Sarsembayeva T., Issabayeva S., Issabayeva D. The physical, social, and mental conditions of machine learning in student health evaluation. *Journal of Computer Assisted Learning*. 2024. 40(5). 2020–2030. <https://doi.org/10.1111/jcal.12999>
17. URL: <https://scikit-learn.org/dev/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestRegressor.html>
18. URL: <https://www.python.org/>
19. URL: <https://pandas.pydata.org/>
20. URL: <https://pypi.org/project/joblib/>
21. URL: <https://matplotlib.org/>

References

1. Shuliakova, M., Ratsyborynska-Poliakova, N. (2024). Vplyv khronichnoho stresu na orhanizm liudyny ta rol psykhoedukatsii u reduktsii yoho psykhychnykh proiaviv [The impact of chronic stress on the human body and the role of psychoeducation in reducing its mental manifestations]. *Psychosomatic Medicine and General Practice*, 9(1). <https://doi.org/10.26766/pmgp.v9i1.490> (in Ukrainian).
2. Yushchuk, H. L. (2024). Features of the laboratory status of COVID-19 patients depending on age and comorbidities (Doctoral dissertation, 091 – Biology). Lutsk, 155 (in Ukrainian).
3. Artasanchez, A., & Joshi, P. (2020). *Artificial Intelligence with Python* (Second Edition). Birmingham: Packt Publishing, 618 (in English).
4. Bjerre, D. S. (2022). Tree-based machine learning methods for modeling and forecasting mortality. *ASTIN Bulletin: The Journal of the IAA*, 52(3), 765–787. <https://doi.org/10.1017/asb.2022.11> (in English).
5. Delpino, F. M., Costa, Â. K., Farias, S. R., Chiavegatto Filho, A. D. P., Arcêncio, R. A., & Nunes, B. P. (2022). Machine learning for predicting chronic diseases: A systematic review. *Public Health*, 205, 14–25. <https://doi.org/10.1016/j.puhe.2022.01.007> (in English).
6. Galasso, S., Baptista, R., Molinara, M., Pizzocaro, S., Calabrò, R. S., De Nunzio, A. M. (2023). Predicting physical activity levels from kinematic gait data using machine learning techniques. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 123(Part C), 106487. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106487> (in English).
7. Grekousis, G., Feng, Z., Marakakis, I., Lu, Y., & Wang, R. (2022). Ranking the importance of demographic, socioeconomic, and underlying health factors on US COVID-19 deaths: A geographical random forest approach. *Health Place*, 74, 102744. <https://doi.org/10.1016/j.healthplace.2022.102744> (in English).

8. Hainaut, D. (2018). A neural-network analyzer for mortality forecast. *ASTIN Bulletin*, 48(2), 481–508. <https://doi.org/10.1017/asb.2017.45> (in English).
9. Jannani, A., Sael, N., Benabbou, F. (2021). Predicting quality of life using machine learning: Case of World Happiness Index. In *2021 4th International Symposium on Advanced Electrical and Communication Technologies (ISAECT)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ISAECT53699.2021.9668429> (in English).
10. Khan, A. E., Hasan, M. J., Anjum, H., Mohammed, N., Momen, S. (2024). Predicting life satisfaction using machine learning and explainable AI. *Heliyon*, 10(10), e31158. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e31158> (in English).
11. Kim, J., Jeong, K., Lee, S., et al. (2024). Machine-learning model predicting quality of life using multifaceted lifestyles in middle-aged South Korean adults: A cross-sectional study. *BMC Public Health*, 24, 159. <https://doi.org/10.1186/s12889-023-17457-y> (in English).
12. Massam, B. H. (2002). Quality of life: public planning and private living. *Progress in Planning*, 3(58), 141–227 (in English).
13. Prati, G. (2022). Correlates of quality of life, happiness and life satisfaction among European adults older than 50 years: A machine-learning approach. *Archives of Gerontology and Geriatrics*, 103, 104791. <https://doi.org/10.1016/j.archger.2022.104791> (in English).
14. Smith, P. F., Ganesh, S., & Liu, P. (2013). A comparison of random forest regression and multiple linear regression for prediction in neuroscience. *Journal of Neuroscience Methods*, 220(1), 85–91. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2013.08.024>. (in English).
15. Throner, V., Coenen, M., Schuh, A., Jung-Sievers, C., Kus, S. (2023). A multimodal prevention program for stress reduction. *Dtsch Arztebl Int.*, 120(43), 721–728. <https://doi.org/10.3238/arztebl.m2023.0179> (in English).
16. Tyulepberdinova, G., Mansurova, M., Sarsembayeva, T., Issabayeva, S., & Issabayeva, D. (2024). The physical, social, and mental conditions of machine learning in student health evaluation. *Journal of Computer Assisted Learning*, 40(5), 2020–2030. <https://doi.org/10.1111/jcal.12999> (in English).
17. URL: <https://scikit-learn.org/dev/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestRegressor.html>
18. URL: <https://www.python.org/>
19. URL: <https://pandas.pydata.org/>
20. URL: <https://pypi.org/project/joblib/>
21. URL: <https://matplotlib.org/>

Стаття надійшла до редакції 28.02.2025 р.