

DOI <https://doi.org/10.32782/2307-9770.2024.12.03.05>  
UDC 371.13: 519.6: 681.3

## Development of the method for determination the vocational aptitude of school students

Yeremenko, I., Oksanych, I.\*

Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University, Kremenchuk, Ukraine

**Received:** 02.09.2024

**Accepted:** 22.09.2024

**Abstract.** The aim of this research is to develop a method for assessing the professional suitability of schoolchildren using machine learning algorithms. The study is aimed at improving the process of career guidance, increasing the accuracy of assessing students' professional aptitudes and forming personalized recommendations for choosing a future profession. The study uses an integrated approach that combines mathematical models, psychodiagnostic indicators, and modern information technologies. The main tool is artificial neural networks that analyze large amounts of data, identify hidden dependencies and make predictions about students' professional suitability. The developed method allows us to accurately assess students' compliance with professional requirements and predict their career prospects. The use of a multilayer perceptron provides flexibility and accuracy in decision-making, which allows us to adapt recommendations to the individual characteristics of students. The use of modern machine learning algorithms significantly increases the efficiency of the vocational guidance process and minimizes the subjective factor in decision-making. The scientific novelty of the study lies in the use of artificial intelligence algorithms to automate the process of assessing the professional suitability of schoolchildren. The proposed method differs from traditional approaches by integrating personalized recommendations based on the analysis of multifactorial data. For the first time, a comprehensive combination of psychodiagnostic techniques and machine learning algorithms has been implemented, which allows not only to predict professional aptitudes but also to formulate recommendations for the development of the necessary skills. The developed method can be implemented in the education system to improve the effectiveness of career guidance in schools. It allows teachers, school psychologists and counsellors to quickly and objectively assess students' professional aptitude and provide them with individual recommendations on choosing a career path. The proposed approach can also be used in employment centers, educational platforms and online learning systems to select personalized learning paths.

**Key words:** career guidance, machine learning, neural networks, data analysis, personalized recommendations, psychological diagnostics, educational technologies, career forecasting, automated systems.

## Розробка методу формування рішення щодо професійної придатності школярів

Єременко І. М., Оксанич І. Г.

Кременчуцький національний університет імені Михайла Остроградського, Кременчук, Україна

**Анотація.** Метою даного дослідження є розробка методу оцінки професійної придатності школярів із використанням алгоритмів машинного навчання. Дослідження спрямоване на вдосконалення процесу профорієнтації, підвищення точності оцінки професійних схильностей учнів та формування персоналізованих рекомендацій щодо вибору майбутньої професії. У роботі застосовано комплексний підхід, що поєднує математичні моделі, психодіагностичні показники та сучасні інформаційні технології. Основним інструментом є штучні нейронні мережі, які аналізують великі обсяги даних, виявляють приховані залежності та формують прогнози щодо професійної придатності учнів. Розроблений метод дозволяє з високою точністю оцінювати відповідність учнів професійним вимогам та прогнозувати їхні кар'єрні перспективи. Застосування багатосарового перцептрона забезпечує гнучкість і точність у прийнятті рішень, що дозволяє адаптувати рекомендації до індивідуальних особливостей школярів. Використання сучасних алгоритмів машинного навчання значно підвищує ефективність процесу профорієнтації та мінімізує суб'єктивний фактор при ухваленні

**Corresponding Author:** Oksanych Iryna Hryhorivna. E-mail: oksirena2017@gmail.com  
Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University,  
vul. Universytetska, 20, Kremenchuk, Poltava Region, Ukraine, 39600.

**Відповідальний автор:** Оксанич Ірина Григорівна. E-mail: oksirena2017@gmail.com  
Кременчуцький національний університет імені Михайла Остроградського,  
вул. Університетська, 20, м. Кременчук Полтавської обл., Україна, 39600.

рішень. Наукова новизна дослідження полягає у застосуванні алгоритмів штучного інтелекту для автоматизації процесу оцінки професійної придатності школярів. Запропонований метод відрізняється від традиційних підходів інтеграцією персоналізованих рекомендацій на основі аналізу багатофакторних даних. Вперше здійснено комплексне поєднання психодіагностичних методик із алгоритмами машинного навчання, що дозволяє не лише прогнозувати професійні схильності, а й формувати рекомендації щодо розвитку необхідних навичок. Розроблений метод може бути впроваджений у систему освіти для підвищення ефективності профорієнтаційної роботи в школах. Він дозволяє вчителям, шкільним психологам і консультантам швидко та об'єктивно оцінювати професійну придатність учнів та надавати їм індивідуальні рекомендації щодо вибору кар'єрного шляху. Запропонований підхід також може бути використаний у центрах зайнятості, освітніх платформах і системах онлайн-навчання для підбору персоналізованих навчальних траєкторій.

**Ключові слова:** профорієнтація, машинне навчання, нейронні мережі, аналіз даних, персоналізовані рекомендації, психологічна діагностика, освітні технології, прогнозування кар'єри, автоматизовані системи.

## *I Вступ*

Професійна орієнтація має значний вплив на особистісний розвиток школярів. Вона сприяє формуванню відповідальності, цілеспрямованості, адаптивності, впевненості у своїх силах та інших важливих якостей, які необхідні для успішного життя у сучасному світі [1, 2, 3]. Вдосконалення системи професійної орієнтації та використання сучасних підходів дозволить створити сприятливі умови для розвитку гармонійної, соціально активної та конкурентоспроможної особистості. Успішність професійної орієнтації залежить від інтеграції різних методів і форм. Використання лише одного підходу може бути недостатнім для повного розкриття потенціалу учнів [4, 5]. Комплексний підхід дозволяє врахувати індивідуальні потреби, особливості суспільного середовища та вимоги ринку праці, створюючи умови для гармонійного професійного розвитку особистості [6, 7, 8].

Критерії професійної придатності можуть змінюватись під впливом різних факторів (соціальних: престиж та значимість професії; технічних: модернізація, введення нових стандартів тощо). Тому визначення професійної придатності має відбуватися на принципі диференційного прогнозування, що уможливорює врахування змін критеріїв, передбачає їх аналіз і корекцію. Принцип диференційного прогнозування сприяє розробці фахових засобів професійного відбору, які об'єднуються спільностями основних елементів структури професійної діяльності та формуванням професійно важливих якостей майбутнього фахівця [9].

Вивчення основних закономірностей професійного становлення використовується як основний орієнтир у диференційній діагностиці. Такі обстеження мають важливе значення для корекції та психологопедагогічного супроводу учнівської молоді в період її професійного навчання. Принцип динамічного відбору передбачає раціональну послідовність та повторність обстежень кандидата, а також оцінки його здібностей до конкретної роботи з позицій розвитку і змін у процесі навчання та професійної діяльності за спеціальністю [10].

З розвитком технологій та змін у суспільстві методи професійної орієнтації також будуть вдосконалюватися. Серед основних напрямів розвитку виділяють [11, 12, 13]:

1. Штучний інтелект і аналітика даних, що дозволить створювати персоналізовані рекомендації на основі аналізу великих обсягів даних про особистість, професії та ринок праці.

2. Розширена реальність (AR) і віртуальна реальність (VR) надають можливість учням занурюватися в робоче середовище різних професій, що дозволить їм краще розуміти специфіку роботи.

3. Кроскультурний підхід стимулює розвиток методів, які сприятимуть адаптації молоді до міжнародних стандартів професійної діяльності.

Розвиток штучного інтелекту та машинного навчання відкриває нові можливості для створення інформаційних технологій, що здатні аналізувати великі обсяги даних про учнів та формувати на основі цього більш точні, об'єктивні прогнози щодо їхньої професійної придатності.

Штучний інтелект дозволяє виявляти приховані закономірності та кореляції, які важко помітити за допомогою традиційних методів, що дає змогу надавати учням рекомендації щодо професійного розвитку з урахуванням їхніх особистих особливостей і потенціалу.

Таким чином, впровадження штучного інтелекту в системи профорієнтації є не лише інноваційним підходом, а й важливим етапом для підвищення якості й точності оцінки професійної придатності. Це

сприяє не лише оптимізації процесу навчання, а й допомагає випускникам робити більш обґрунтований вибір майбутнього професійного шляху, що відповідає їхнім здібностям і сучасним потребам ринку праці.

Отже, на основі проведеного аналізу слід зазначити, що сучасний підхід до оцінки професійної придатності школярів демонструє необхідність поєднання традиційних і інноваційних методів. Такий підхід сприяє врахуванню індивідуальних особливостей кожної особистості, адаптації до вимог ринку праці та підготовці до успішного професійного життя.

Сучасні методи прийняття рішень у сфері профорієнтації потребують використання надійних та точних алгоритмів, які дозволяють обробляти великі обсяги даних та враховувати індивідуальні особливості школярів. Розробка такого алгоритму є актуальним завданням, оскільки сучасні освітні та психологічні дослідження вказують на необхідність персоналізованого підходу до кожного учня.

*Метою роботи* є підвищення точності оцінки професійної придатності учнів шляхом розробки алгоритму формування рішення щодо професійної придатності школярів з використанням алгоритмів машинного навчання

## **II Матеріал і методи дослідження**

В умовах стрімкого розвитку технологій і сучасних змін на ринку праці особливо актуальне використання методів штучного інтелекту для вирішення професійно орієнтованих завдань. Одним із ключових елементів цього процесу є метод оцінки професійної придатності, що базується на математичних моделях, психодіагностичних показниках та сучасних інформаційних технологіях. У цьому розділі розглядається розробка методу, який дозволяє обчислити інтегральну оцінку придатності учня до заданої професії, враховуючи вагові коефіцієнти ключових якостей.

Отже, для автоматизації процесу оцінки професійної придатності школярів використаємо штучні нейронні мережі, які можуть аналізувати великі обсяги даних, виявляти приховані залежності та робити точні прогнози. Основою методу є багатосарові штучні нейронні мережі, які дозволяють не лише прогнозувати загальну оцінку професійної придатності, а й визначати ключові професійні якості учнів (Define Key Professional Qualities).

Розроблений метод складається з декількох основних етапів:

1. Збір даних для навчання нейронної мережі.
2. Попередня обробка даних для забезпечення їхньої відповідності вимогам алгоритмів.
3. Навчання нейронної мережі з використанням сучасних методів машинного навчання.
4. Оцінка професійної придатності на основі вхідних характеристик учня.
5. Формування персоналізованих рекомендацій.

Згідно з [14, 15] важливим принципом методу є інтеграція багатофакторного аналізу, що враховує широкий спектр характеристик учнів: інтереси, навички, психологічні особливості, успішність тощо.

Тепер розглянемо кожен з етапів детально.

1. Збір даних. Вибраний набір даних містить наступні основні параметри:

– інтелектуальні здібності: здатність до аналізу, логічного мислення, швидкість засвоєння нової інформації;

– психологічні характеристики: рівень емоційної стабільності, стійкість до стресу, здатність до самоконтролю;

– мотивація: інтерес до професії, бажання вдосконалюватися та досягати успіху;

– фізичні характеристики: стан здоров'я, витривалість, наявність протипоказань до певних видів діяльності;

– соціальні навички: здатність до взаємодії, комунікації, роботи в колективі.

Ці дані лягли в основу моделей навчання, які могли б передбачити професійну придатність.

2. Попередня обробка даних: усі дані були нормалізовані та перетворені в формат, придатний для роботи нейронної мережі.

3. Процес навчання включав такі етапи:

– поділ даних: набір даних розділений на 80% навчальних і 20% тестових зразків, що забезпечило можливість оцінки точності моделі на нових даних;

- навчання моделі: для навчання було використано алгоритм зворотного поширення помилок, який мінімізує помилки прогнозування за рахунок оптимізації ваги зв'язків між нейронами;
- тестування: точність моделі перевіряється на тестовій вибірці.

Розроблений метод оцінки професійної придатності школярів включає етап визначення ключових професійних якостей (Define Key Professional Qualities), які є основою для прогнозування відповідності учня вимогам певної професії.

Завдяки інтеграції багатofакторного аналізу метод враховує широкий спектр характеристик учнів, зокрема їх інтереси, навички, психологічні характеристики та успішність. Особливо цінним є компонент визначення основних професійних якостей, який дозволяє створювати індивідуальні рекомендації для кожного учня, що робить цей метод не тільки інструментом професійної орієнтації, а й потужним інструментом для розвитку індивідуального потенціалу школярів. Розроблений метод оцінки професійної придатності, заснований на багаторівневій штучній нейронній мережі, дозволяє з високою точністю прогнозувати відповідність учня вимогам конкретної професії і визначати його основні професійні якості.

Одним із перспективних інструментів для створення алгоритму формування рішення є використання багатoshарового перцептрона (Multilayer Perceptron, MLP) – класу штучних нейронних мереж, що ефективно вирішують задачі класифікації та прогнозування. Модель MLP дозволяє аналізувати складні залежності між вхідними ознаками, такими як здібності школяра, його схильності, інтереси та психометричні дані, і будувати висновки щодо його професійної придатності [16].

Багатoshаровий перцептрон складається з трьох основних компонентів: вхідного шару, прихованих шарів та вихідного шару. Вхідний шар відповідає за прийом ознак, що характеризують учня, таких як його академічні результати, психологічні тести, творчі та технічні здібності. Приховані шари виконують обчислення, обробляючи дані за допомогою нелінійних функцій активації, що дозволяє моделі виявити складні патерни у даних. Вихідний шар генерує рішення щодо професійної придатності учня до конкретного напрямку чи типу діяльності.

Процес роботи моделі MLP включає декілька етапів. Спочатку дані проходять через процес прямого поширення, де кожен нейрон обчислює зважену суму вхідних значень і застосовує функцію активації. Далі результат моделі порівнюється з очікуваним значенням за допомогою функції втрат, що дозволяє оцінити помилку алгоритму. Після цього виконується зворотне поширення помилки, яке полягає в обчисленні градієнтів та оновленні вагових коефіцієнтів за допомогою методів оптимізації, таких як градієнтний спуск чи його модифікації.

Основна перевага використання багатoshарового перцептрона у задачі профорієнтації полягає у здатності моделі до навчання на основі попередніх даних та виявлення прихованих взаємозв'язків між ознаками учнів. Це дозволяє алгоритму формувати індивідуальні рекомендації для школярів на основі їхніх сильних сторін та схильностей. В результаті розроблений алгоритм може стати ефективним інструментом для шкільних психологів, педагогів та батьків, допомагаючи визначити найбільш підходящі професійні напрями для подальшого розвитку учнів.

Таким чином, використання багатoshарового перцептрона для розробки алгоритму формування рішення щодо професійної придатності є обґрунтованим підходом. Він дозволяє об'єктивно аналізувати різноманітні фактори, що впливають на вибір професії, та забезпечує гнучкість та точність у прийнятті рішень. Розроблений алгоритм сприятиме підвищенню ефективності профорієнтаційної роботи та допоможе учням зробити свідомий та обґрунтований вибір професійного шляху.

Спочатку необхідно зібрати дані про учня, з фіксацією фактичних значень оцінки, а також мінімальних і максимальних можливих значень, після цього проводиться нормалізація цих оцінок. Збір даних про учня і нормалізація оцінок є важливим етапом при аналізі та обробці даних у освітніх задачах. На першому етапі збирається інформація, яка включає фактичні оцінки учня, а також встановлюються мінімальні і максимальні можливі значення оцінок. Ці межі служать базою для подальшої нормалізації, яка дозволяє привести дані до єдиного масштабу, зручного для аналізу та обробки алгоритмами.

Нормалізація [17] є важливим інструментом у роботі з даними, оскільки вона усуває вплив масштабів величин і робить дані порівнянними. У випадку оцінок це дозволяє звести різні шкали до стандартного діапазону. Такий підхід спрощує подальший аналіз, оскільки алгоритми машинного навчання, зокрема нейронні мережі, чутливі до масштабу вхідних даних і краще працюють із

нормалізованими значеннями. В нашому випадку, дані вже були нормалізовані до діапазону [0, 1], що забезпечує стабільну роботу моделі.

Тепер було б доречно розглянути дані, які ми будемо вважати вхідними, та як відбувається їхня нормалізація. Припустимо у нас є наступна таблиця даних, завдяки якій буде в подальшому відбуватися навчання нейронної мережі. В нашому випадку використання проміжку від 0 до 1 для нормалізації є кращим рішенням, оскільки це дозволяє нейронній мережі працювати стабільніше та ефективніше. Числові дані, такі як кількість відвіданих ресурсів або піднятих рук, мають позитивні значення і порівняно невеликий діапазон. Нормалізація до цього проміжку допомагає уникнути великих значень, які могли б викликати нестабільність під час навчання моделі.

Табл. 1. Дані для навчання мережі

Gender	VisitedResource	RaisedHands
Male	20	5
Female	15	10
Male	30	15
Female	10	2

Функції активації, які використовуються, а саме (ReLU), працюють краще з позитивними числами в малих діапазонах, оскільки це зберігає активність нейронів і допомагає уникати проблеми "зникнення градієнтів". Якщо дані будуть занадто великими або мати різний масштаб, нейрони можуть насичуватися, а модель буде навчатися значно повільніше або неточно.

Ще одна причина полягає в тому, що градієнтний спуск, який оптимізує нейронну мережу, працює швидше, коли дані мають єдиний масштаб. Діапазон від 0 до 1 забезпечує більш передбачуване оновлення ваг і дозволяє моделі легше знаходити оптимальні параметри. Крім цього, у даних є категоріальні змінні, які кодуються у вигляді 0 і 1 (Gender), тому зручно мати числові ознаки в аналогічному масштабі, щоб усі змінні були рівноправними для моделі.

Отже, до початку навчання нейронної мережі нам треба нормалізувати дані, використовуючи таблицю 1. Оскільки Gender є категоріальною змінною (має значення "Male" і "Female"), вона перетворюється в бінарні стовпці за допомогою One-Hot Encoding: де "Male" буде закодовано як 1 у стовпці Gender\_Male, а "Female" буде закодовано як 0 у стовпці Gender\_Male (при використанні drop\_first=True). Після цієї нормалізації отримаємо наступну таблицю.

Табл. 2. Дані для навчання мережі

Gender_Male	VisitedResource	RaisedHands
1	20	5
0	15	10
1	30	15
0	10	2

Далі нормалізуємо числові дані. Для цього використовується мінімакс-нормалізація за формулою:

$$\text{normalize}_{\text{score}} = \frac{\text{score}_i - \min_i}{\max_i - \min_i}, \quad (1)$$

де  $\text{score}_i$  – фактичне значення оцінки для  $i$ -ї якості;  $\min_i$  та  $\max_i$  – мінімальне та максимальне значення відповідної якості.

Приклад нормалізації VisitedResource:

$$x_1^{\text{VisitedResource}} = \frac{20 - 10}{30 - 10} = \frac{10}{20} = 0,5. \quad (2)$$

Приклад нормалізації RaisedHands:

$$x_1^{\text{RaisedHands}} = \frac{5 - 2}{15 - 2} = \frac{3}{13} \approx 0,23. \quad (3)$$

Так само відбувається для усіх значень таблиці, після того, як нормалізація проведена ми отримуємо таблицю 3. Потім дані формуються в матрицю, яка передається на навчання в нейронну мережу.

Табл. 3. Дані після нормалізації

Gender_Male	VisitedResource	RaisedHands
1	0.5	0.23
0	0.25	0.62
1	1.0	1.0
0	0.0	0.0

Потім дані формуються в матрицю, яка передається на навчання в нейронну мережу.

### III Результати

Отже, далі розглянемо алгоритм реалізації самого методу (рис. 1).

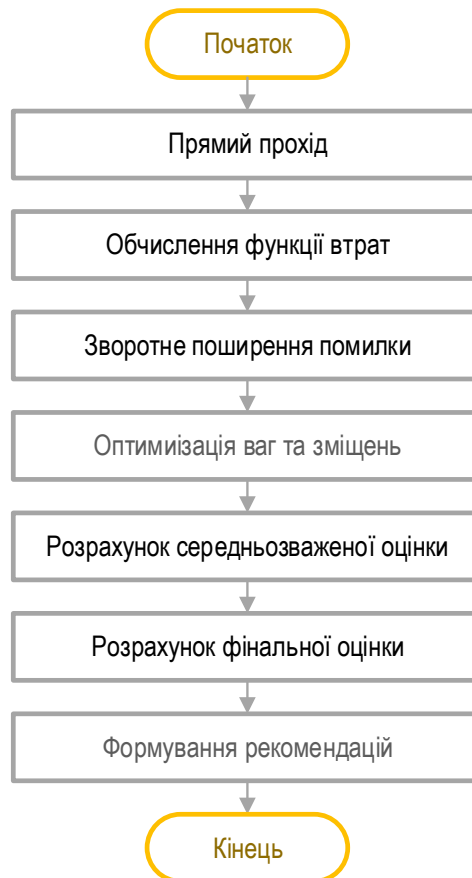


Рис. 1. Алгоритм формування рішення щодо професійної придатності школярів

#### Крок 1.

Спочатку відбувається прямий прохід (Forward Propagation) [16] метод, який використовується в нейронних мережах для обчислення вихідних результатів на основі вхідних даних. Цей процес проходить через усі шари нейронної мережі: від вхідного до вихідного. Кожен шар приймає дані з попереднього, обробляє їх, використовуючи ваги, зміщення та активаційну функцію, а потім передає результат далі.

Обчислення активації виконуються на кожному етапі нейронної мережі:

$$Z[l] = W[l]a[l - 1] + b[l], \quad (4)$$

де  $W[l]$  – матриця ваги для шару  $l$ ;  $a[l - 1]$  – активації попереднього шару (вхідні дані для першого шару);  $b[l]$  – вектор зміщень;  $Z[l]$  – лінійна комбінація вхідних даних і ваг для шару  $l$ .

На кожному шарі обчислена лінійна комбінація  $Z[l]$  передається через функцію активації. У нашому випадку використовується функція ReLU (Rectified Linear Unit), яка визначається як:

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x), \quad (5)$$

де  $x$  – вхідне значення для нейрона.

Цей процес повторюється для кожного шару і передає обчислену активацію наступному шару. У кінцевому шарі модель генерує прогноз  $\hat{y}_i$ , який порівнюється з істинним значенням  $y_i$ .

*Крок 2.*

Далі обчислюємо функцію втрат. Після виконання прямого проходу, коли модель видає свої прогнози, потрібно оцінити, наскільки ці прогнози точні. Для цього використовується функція втрат [18], яка дозволяє виміряти різницю між передбаченими результатами та фактичними значеннями з навчального набору даних. Функція втрат визначає якість роботи моделі. Її значення вказує на те, наскільки добре модель виконує поставлене завдання. Чим менше значення функції втрат, тим кращі результати показує модель.

Формула, для визначення функції втрат:

$$\text{Loss} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2, \quad (6)$$

де  $m$  – кількість зразків у навчальному наборі,  $y_i$  – істинне значення для  $i$ -го зразка,  $\hat{y}_i$  – прогнозоване значення для  $i$ -го зразка.

*Крок 3.*

На наступному кроці нам треба зробити зворотне поширення помилки (Backward Propagation) [19]. Після того як виконано прямий прохід і обчислено функцію втрат, модель повинна скоригувати свої параметри, щоб зменшити похибку в майбутніх ітераціях. Цей процес називається зворотним поширенням помилки, і його суть полягає у розповсюдженні градієнтів від вихідного шару до вхідного з метою оптимізації ваг і зміщень нейронів. Зворотне поширення помилки працює у поєднанні з оптимізаційним алгоритмом, наприклад, методом градієнтного спуску. Цей алгоритм використовує отримані градієнти для оновлення параметрів мережі, зменшуючи значення функції втрат з кожною ітерацією. У результаті мережа поступово покращує свої передбачення, адаптуючись до структури даних.

Формула обчислення градієнта ваг:

$$\frac{\partial \text{Loss}}{\partial W[l]} = \frac{1}{m} \delta^{[l]} (a^{[l-1]})^T. \quad (7)$$

Формула обчислення градієнта зміщень:

$$\frac{\partial \text{Loss}}{\partial b[l]} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \delta^{[l]}, \quad (8)$$

де  $\delta^{[l]}$  – похідна функції втрат через активації шару  $l$ .

*Крок 4.*

Оновлення параметрів є заключним етапом у процесі навчання нейронної мережі, що слідує за зворотним поширенням помилки. На цьому кроці використовується оптимізаційний алгоритм, який коригує значення ваг і зміщень моделі на основі обчислених градієнтів.

Оптимізатор Adam є одним із найбільш популярних методів для цієї задачі завдяки своїй ефективності та адаптивності. Особливістю Adam є його здатність автоматично змінювати кроки оновлення залежно від масштабу градієнтів, що робить метод універсальним для різних типів моделей і

даних. Оптимізатор враховує як середній градієнт, так і його дисперсію, що дозволяє зробити процес навчання стабільнішим і точнішим.

Застосування Adam забезпечує швидшу і стабільнішу сходжувальність у порівнянні з класичними методами, такими як градієнтний спуск із фіксованою швидкістю навчання. Він широко використовується в різних архітектурах нейронних мереж, включаючи згорткові, рекурентні та трансформери, і підходить для вирішення задач у таких сферах, як комп'ютерний зір, обробка текстів і генерація даних. Формула оновлення виглядає так:

$$\omega := \omega - \mu \cdot \frac{\partial Loss}{\partial \omega}, \quad (9)$$

де  $\mu$  – це адаптивна швидкість навчання, яку контролює Adam.

Ці кроки повторюються протягом заданої кількості періодів для всіх зразків у наборі даних. На кожному етапі модель коригує параметри, зменшуючи функцію втрат і підвищуючи точність прогнозу.

Після навчання моделі ми можемо використовувати її для розрахунку відповідності учнів професійним вимогам, виконавши наступний крок.

*Крок 5.*

Далі проведемо розрахунок середньозваженої оцінки [20]. Ваговий коефіцієнт використовується для врахування важливості кожної якості. Цей підхід дозволяє враховувати, що деякі аспекти чи характеристики мають більший вплив на загальний результат, ніж інші. Кожна якість отримує свою вагу, яка відображає її значущість у підсумковій оцінці. У результаті характеристики з більшою вагою сильніше впливають на підсумковий бал.

Середньозважений підхід є універсальним інструментом, що дозволяє проводити більш точний і збалансований аналіз. Загальний бал розраховується за такою формулою:

$$A = \frac{\sum_{i=1}^n \text{normalized}_{score_i} \cdot \omega_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i}, \quad (10)$$

де  $A$  – середньозважена оцінка всіх якостей,  $\omega_i$  – ваговий коефіцієнт  $i$ -ї якості,  $n$  – загальна кількість оцінюваних якостей.

*Крок 6.*

І вже після цього можна провести розрахунок фінальної оцінки. Після обчислення середньозваженої оцінки результат переводиться на зручну шкалу, наприклад, у відсотках або іншій системі, яка зрозуміла і зручна для інтерпретації. Такий підхід дозволяє представити підсумковий результат у вигляді, що легко сприймається, і відображає загальний рівень якості або досягнення. Фінальна оцінка демонструє, наскільки близько фактичний результат наближається до максимально можливого, враховуючи всі параметри.

Формула розрахунку фінальної оцінки виглядає наступним чином:

$$A_Y = \frac{A}{B_{max}} \cdot 100, \quad (11)$$

де  $B_{max} = 1$  – максимальна можливість сукупності якостей (при ідеальному значенні кожного параметра).

Підсумкова оцінка  $A_Y$  відображає рівень відповідності учня професійним вимогам у відсотках, що полегшує представлення потенційних оцінок та індивідуальних рекомендацій.

*Крок 7.*

На останньому етапі застосовується алгоритм вибору професії, який об'єднує отримані результати і вимоги професії з бази даних.

#### **IV Обговорення**

Система профорієнтації повинна бути адаптована до індивідуальних характеристик учня з урахуванням сильних і слабких сторін учня, забезпечуючи гнучкий й індивідуальний підхід. Це не тільки поліпшить якість профорієнтації, а й забезпечить більш усвідомлений вибір професії. Врахування тенденцій ринку праці та надання рекомендацій, орієнтованих на затребувані спеціальності, є ще одним

важливим елементом профорієнтації. Це допомагає гарантувати, що індивідуальні здібності відповідають поточним професійним вимогам, що є важливою передумовою успішної кар'єри.

Методика вироблення рекомендацій базується на інтеграції кількісної оцінки професійної придатності, яка дозволяє аналізувати здібності учня та формувати індивідуальні поради. Для цього використовується інтегральна оцінка професійної придатності, що обчислюється у відсотковій шкалі. На основі цього показника учні розподіляються за трьома категоріями: висока, середня та низька придатність.

Кожен учень оцінюється по ряду професійно важливих кваліфікацій, які важливі для конкретної спеціальності. Щоб забезпечити точність рекомендацій, ваговий коефіцієнт дозволяє враховувати різну важливість кожної якості в залежності від вимог конкретної професії.

Алгоритм обробляє серію нормалізованих оцінок базової кваліфікації, враховує ваговий коефіцієнт і формує рекомендації по професіях, які найкращим чином відповідають здібностям учня. Наприклад, учень має інтегральну оцінку 85% (висока придатність). Його сильні сторони: "аналітичні здібності" (90%) та "креативність" (88%), а слабкі сторони: "комунікативні навички" (60%). Тоді надається рекомендація: основна професійна сфера: аналітика, розробка програмного забезпечення, наукові дослідження. Рекомендації для розвитку: тренінги із спілкування, участь у командних проєктах; учень отримав інтегральну оцінку 65% (середня придатність). Його сильні сторони: "комунікативні навички" (85%) і "лідерські здібності" (80%), а слабкі сторони: "аналітичні здібності" (50%). Рекомендація: основна професійна сфера: управління, менеджмент, маркетинг. Рекомендації для розвитку: курси аналітичного мислення, навички розв'язання задач.

Таким чином, сучасний підхід до професійної орієнтації спрямований не тільки на вибір професії, найбільш підходящої для кожного учня, а й на розвиток навичок, необхідних для адаптації до змін у професійному середовищі. Сучасний підхід до профорієнтації враховує використання інноваційних технологій, багатофакторний аналіз даних і різні потреби ринку праці.

## **V Висновки**

Розроблений метод забезпечує об'єктивну оцінку і простоту інтерпретації результатів. Його використання може значно зменшити суб'єктивний вплив на оцінку та підвищити точність та надійність результатів та сприяє формуванню індивідуального підходу до кожного учня. Крім того, цей метод легко інтегрується в існуючі освітні платформи, що робить його придатним для широкого спектру застосувань. Таким чином, розроблений підхід відкриває можливість подальшого розвитку методів профорієнтації та адаптації до потреб сучасного ринку праці. Були створені інструменти, що використовують штучні нейронні мережі для автоматизації процесу аналізу здібностей та можливостей учнів. Використання багаторівневої архітектури нейронних мереж дозволило інтегрувати багатофакторний аналіз з урахуванням психологічних, когнітивних та академічних характеристик учнів.

Важливим результатом є створення методу та алгоритму, який дозволяє учням визначати, чи відповідають вони вимогам різних професій. Метод також забезпечує інтеграцію кількісного та якісного підходів, що сприяє створенню точних та адаптованих рекомендацій для школярів.

Результатом такого підходу є створення персоналізованої траєкторії професійного розвитку, яка враховує не тільки поточний стан здібностей учня, а і дозволяє розробити інструменти, що адаптують критерії оцінки відповідно до обраної спеціальності. Це забезпечує високу точність і гнучкість рекомендацій, спрямованих на дотримання вимог щодо певної професії.

*Наукова новизна дослідження* полягає у тому, що отримав подальший розвиток метод оцінки професійної придатності учнів, який відрізняється від відомих інтеграцією методів автоматизованого аналізу даних на основі алгоритмів машинного навчання та персоналізованих рекомендацій з урахуванням здібностей, схильностей і психофізичних можливостей кожного школяра.

*Практичне значення* роботи полягає у можливості застосування розробленого методу у закладах освіти для покращення профорієнтаційної роботи.

В подальшому необхідно розробити інформаційну технологію, що реалізує метод на базі розробленого алгоритму.

### Бібліографічні посилання

1. Єгорова Є. В., Ігнатович О. М., Кобченко В. В., Литвинова Н. І., Марченко І. Б., Мерзлякова О. Л., Синявський В. В., Татаурова-Осика Г. П., Шевченко А. М. Професійна орієнтація: підручник для студентів. Кіровоград: Імекс-ЛТД, 2014. 240 с.
2. Петренко В. Г., Савченко Н. М. Професійна орієнтація: основи теорії та практики: монографія. Київ: Центр навчальної літератури, 2018. 420 с.
3. Боднар І. І. Професійна орієнтація школярів в умовах сучасного ринку праці: теорія і практика: монографія. Київ: Наукова думка, 2020. 256 с.
4. Коваленко І. С. Методи профорієнтаційної роботи: методичний посібник. Харків: Ранок, 2016. 256 с.
5. Шевченко А. В., Іваненко Л. Г. Профорієнтація у школі: сучасні методи і форми: монографія. Львів: Світ, 2020. 312 с.
6. Мельник С. В. Визначення професійної придатності випускників закладів освіти в умовах відсутності мережі центрів з незалежного присвоєння професійних кваліфікацій. Освітня аналітика України. 2021. № 3 (14). С. 42-57.
7. Коропецька О. М. Психологічні основи професійної орієнтації та самореалізації особистості: навчальний посібник. Київ: КНУ Видавництво, 2022. 348 с.
8. Татаурова-Осика Г. П. Технологія визначення професійної придатності та професійно важливих якостей особистості. Проблеми сучасної психології. 2009. Вип. 6. Ч. 2. С. 279–282.
9. Алексєєва С. Основні підходи до визначення професійної придатності особистості в умовах сучасної професійної освіти. Науковий вісник Інституту професійно-технічної освіти НАПН України. Професійна педагогіка. 2017. № 4. С. 62-67.
10. Корольчук М. С., Крайнюк В. М. Теорія і практика професійного психологічного відбору: навч. посіб. для студ. вищ. навч. закладів. К: Ніка-Центр, 2016. 536 с.
11. Гончаренко О. О., Супрун О. О. Сучасні підходи до професійної орієнтації школярів. «IPST-2023» дванадцята міжнародна науково-технічна конференція НТУ «ХПІ», 11.11–13.11.2023. С. 44-46.
12. Ошуркевич Н., Потіха З. Сучасний стан і проблеми професійної орієнтації молоді в Україні та Канаді. Continuing Professional Education: Theory and Practice (Series: Pedagogical Sciences). 2018. Iss. № 3-4 (56-57). С. 121-126.
13. Кочубей Т. Д., Міщенко М. С. Сучасні підходи до проблеми профорієнтаційної роботи. Психологія особистості. 2021. Вип. 26. С. 85-88.
14. Тест Дж. Голланда для визначення професійних типів особистості. URL: [https://era-ukraine.org.ua/wp-content/uploads/2023/12/2.1.2\\_Test-metodyka-Holland.pdf](https://era-ukraine.org.ua/wp-content/uploads/2023/12/2.1.2_Test-metodyka-Holland.pdf) (дата звернення: 10.08.2024)
15. Методика визначення типу професії Є. Клімова. URL: <https://univer.in.ua/tests/klimova/> (дата звернення: 13.08.2024).
16. Гудфеллоу І., Бенджіо Й., Курвілл А. Глибинне навчання. Київ: Наукова думка, 2020. 216 с.
17. Берко А. Ю., Коляса У. Я. Інформаційне забезпечення інтелектуальних систем професійної орієнтації. Львів: Національний університет "Львівська політехніка", 2010.
18. Kingma D. P., Ba J. Adam. A Method for Stochastic Optimization. Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR). San Diego, 2015. 15 p.
19. Смирнов О. В., Коваленко П. С. Функція втрат у машинному навчанні: теорія та застосування: монографія / за ред. О. В. Смирнова. Київ: Наукова думка, 2021. 284 с.
20. Гнатюк О. О., Щербань В. В. Методи та моделі для автоматизованої підтримки професійної орієнтації. Чернівці: Чернівецький національний університет, 2015.

### References

1. Yehorova, Y. V., Ihnatovych, O. M., Kobchenko, V. V., Lytvynova, N. I., Marchenko, I. B., Merzliakova, O. L., Synyavskiy, V. V., Tataurova-Osyka, H. P., Shevenko, A. M. (2014). Professional orientation: A textbook for students. Kirovohrad: Imex-LTD. [in Ukrainian]
2. Petrenko, V. G., Savchenko, N. M. (2018). Professional orientation: Fundamentals of theory and practice. Kyiv: Center for Educational Literature.
3. Bodnar, I. I. (2020). Professional orientation of schoolchildren in the conditions of the modern labor market: Theory and practice. Kyiv: Naukova Dumka.
4. Kovalenko, I. S. (2016). Methods of career guidance work: A methodological manual. Kharkiv: Ranok.
5. Shevchenko, A. V., Ivanenko, L. G. (2020). Career guidance in school: Modern methods and forms. Lviv: Svit.
6. Melnyk, S. V. (2021). Determination of professional suitability of graduates of educational institutions in the absence of a network of independent qualification centers. Educational Analytics of Ukraine, 3(14), 42-57.
7. Koropetska, O. M. (2022). Psychological foundations of career guidance and self-realization of personality: A study guide. Kyiv: KNU Publishing.
8. Tataurova-Osyka, H. P. (2009). Technology for determining professional suitability and professionally important qualities of a person. Problems of Modern Psychology, 6(2), 279–282.
9. Alekseeva, S. (2017). Basic approaches to determining the professional suitability of a person in the conditions of modern professional education. Scientific Bulletin of the Institute of Vocational Education of the National Academy of Pedagogical Sciences of Ukraine. Professional Pedagogy, 4, 62-67.
10. Korolchuk, M. S., Krainyuk, V. M. (2016). Theory and practice of professional psychological selection: A textbook for students of higher educational institutions. Kyiv: Nika-Center.

11. Honcharenko, O. O., Suprun, O. O. (2023). Modern approaches to professional orientation of schoolchildren. 12th International Scientific and Technical Conference NTU "KhPI" IPST-2023, November 11-13, 44-46.
12. Oshurkevych, N., Potikha, Z. (2018). Current state and problems of professional orientation of youth in Ukraine and Canada. *Continuing Professional Education: Theory and Practice (Series: Pedagogical Sciences)*, 3-4(56-57), 121-126.
13. Kochubei, T. D., Mishchenko, M. S. (2021). Modern approaches to the problem of career guidance. *Personality Psychology*, 26, 85-88.
14. Holland, J. (2024). Test for determining professional personality types. URL: [https://era-ukraine.org.ua/wp-content/uploads/2023/12/2.1.2\\_Test-metodyka-Holland.pdf](https://era-ukraine.org.ua/wp-content/uploads/2023/12/2.1.2_Test-metodyka-Holland.pdf) (accessed 10.08.2024).
15. Klimov, Y. (2024). Methodology for determining the type of profession. URL: <https://univer.in.ua/tests/klimova/> (accessed 13.08.2024).
16. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. (2020). *Deep learning*. Kyiv: Naukova Dumka.
17. Berko, A. Y., Koliassa, U. Y. (2010). *Information support for intelligent career guidance systems*. Lviv: Lviv Polytechnic National University.
18. Kingma, D. P., Ba, J. (2015). Adam: A method for stochastic optimization. *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR)*, San Diego, 15 p.
19. Smyrnov, O. V., Kovalenko, P. S. (2021). *Loss function in machine learning: Theory and application*. Kyiv: Naukova Dumka.
20. Hnatyuk, O. O., Shcherban, V. V. (2015). *Methods and models for automated career guidance support*. Chernivtsi: Chernivtsi National University.



**Єременко Іван Максимович.**

Здобувач вищої освіти другого (магістерського) рівня спеціальності 122 «Комп'ютерні науки», Кафедра автоматизації та інформаційних систем, Кременчуцький національний університет імені Михайла Остроградського, вул. Університетська, 20, м. Кременчук Полтавської обл., Україна, 39600.  
E-mail: [iverk2501@gmail.com](mailto:iverk2501@gmail.com)

**Yeremenko Ivan Maksymovych.**

Second (master's) level higher education student majoring in 122 'Computer Science', Automation and Information Systems Department, Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University, vul. Universytetska, 20, Kremenchuk, Poltava Region, Ukraine, 39600.  
E-mail: [iverk2501@gmail.com](mailto:iverk2501@gmail.com)

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-4375-6821>



**Оксанич Ірина Григорівна.**

Доктор технічних наук, професор, професор кафедри автоматизації та інформаційних систем, Кременчуцький національний університет імені Михайла Остроградського, вул. Університетська, 20, м. Кременчук Полтавської обл., Україна, 39600.  
E-mail: [oksirena2017@gmail.com](mailto:oksirena2017@gmail.com)

**Oksanych Iryna Hryhorivna.**

Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of Automation and Information Systems Department, Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University, vul. Universytetska, 20, Kremenchuk, Poltava Region, Ukraine, 39600.  
E-mail: [oksirena2017@gmail.com](mailto:oksirena2017@gmail.com)

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-4570-711X>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/ABV-5356-2022>

Scopus ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57193325226>

**Citation (APA):**

Yeremenko, I., Oksanych, I. (2024). Development of the method for determination the vocational aptitude of school students. *Engineering and Educational Technologies*, 12 (3), 52–62. doi: <https://doi.org/10.32782/2307-9770.2024.12.03.05>

**Цитування (ДСТУ 8302:2015):**

Єременко І. М., Оксанич І. Г. Розробка методу формування рішення щодо професійної придатності школярів / Інженерні та освітні технології. 2024. Т. 12. № 3. С. 52–62. doi: <https://doi.org/10.32782/2307-9770.2024.12.03.05>

**Обсяг статті:** сторінок – 11 ; умовних друк. аркушів – 1,593.