
ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

УДК 004.5

ЖАБЕР АМІР ХАССАН

МЕТОД ПОБУДОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ РЕКОМЕНДАЦІЙ ДЛЯ ПРОФЕСІЙНОЇ ОРІЄНТАЦІЇ

*Вінницький національний технічний університет 21021,
Хмельницьке шосе, 95, м. Вінниця, Україна
Тел.: +38(063) 2945376, E-mail: amirjaber97@gmail.com*

Анотація: Стаття містить результати розробки методу побудови інтелектуальної системи рекомендацій для профорієнтації. Запропонований метод включає в себе алгоритми використання засобів машинного навчання, елементів штучного інтелекту, процедур класифікації та формування рекомендацій. Основою побудови інтелектуальної системи рекомендацій є визначення методів формування вхідних даних на основі результатів тестування, консультування, аналізу ринку праці, потреб різних цільових аудиторій. Аналіз відомих інтелектуальних інформаційних систем, використання штучного інтелекту, результати досліджень алгоритмів машинного навчання та к-сусів дозволили сформувати авторський метод побудови інтелектуальної системи для професійної орієнтації.

Ключові слова — інтелектуальні інформаційні системи, професійна орієнтація, машинне навчання, рекомендаційні системи, штучний інтелект, алгоритми машинного навчання, алгоритм к-сусідів.

Abstract - This article examines the development of intelligent systems for professional orientation through machine learning and intelligent algorithms. It explores the design features, analyzes current methods, and integrates new approaches like psychological testing, counseling, skill profiling, and job fairs with modern platforms such as social media and virtual reality. The study investigates the use of machine learning for labor market analysis, recommendation systems, and individualized learning plans, highlighting the enhanced efficiency and personalization in career guidance. The findings reveal the significant potential of these systems to refine the precision and effectiveness of career choices.

Keywords - intelligent systems, professional orientation, methods of professional orientation, machine learning, recommendation systems, artificial intelligence, machine learning algorithms.

DOI: 10.31649/1681-7893-2023-46-2-22-36

ВСТУП

В сучасному світі, коли обсяг доступної інформації та можливостей стрімко зростає, вибір напрямку для професійного зростання, що відповідає індивідуальним особливостям, навичкам та інтересам для осіб різних цільових аудиторій стає все більш актуальним. Алгоритми вибору першої професії, спеціалізації, зміни професії необхідні різним цільовим аудиторіям. Передбачається, що результати дослідження можуть бути використані як особами, що шукають свою професію, так і вищими навчальними закладами, що пропонують навчальні програми з різних спеціальностей. Тобто цільовою аудиторією є суб'єкт надання освітніх послуг та ключовими замовниками таких послуг. Розроблення ефективної системи професійної орієнтації потенційно може підвищити рівень вибірковості вступу та сприяти формуванню відповідного потоку студентів на різні факультети.

Ефективна професійна орієнтація може сприяти підвищенню рівня задоволеності кар'єрою та продуктивності на робочому місці. З розвитком інформаційних технологій та запровадження методів машинного навчання, можливість створення інтелектуальних систем професійної орієнтації відкриває нові перспективи в цій сфері. Інтелектуальні системи професійної орієнтації стають все більш актуальними для школярів, абітурієнтів, студентів і осіб, які вирішують змінити сферу діяльності та потребують додаткового аналізу сфер і методів їх застосування [1-3].

ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Метою дослідження є створення методу побудови інтелектуальної системи рекомендацій для професійної орієнтації.

Відповідно до мети треба виконати такі задачі:

1. Проаналізувати існуючі методи професійної орієнтації та їхні обмеження;
2. Вивчити сучасні алгоритми машинного навчання та їх потенційне застосування в системах професійної орієнтації;
3. Розробити метод для побудови інтелектуальної систем для професійної орієнтації.
4. Протестувати розроблений метод на практиці та оцінити його ефективність у контексті використання для професійної орієнтації.

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПОБУДОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ ПРОФЕСІЙНОЇ ОРІЄНТАЦІЇ

Методи побудови інтелектуальних систем професійної орієнтації необхідно розглядати за двома напрямками:

1. Предметна область - сфера професійної орієнтації та процедури надання рекомендацій.
2. Створення інформаційних інтелектуальних систем для формування рекомендації щодо професійної діяльності за допомогою сучасних інформаційних технологій.

У сфері професійної орієнтації розрізняють різноманітні методики, які допомагають особам визначити свої професійні шляхи та нахили. Так, наприклад, психологічне тестування, як один із найбільш відомих традиційних методів, сприяє виявленню особистісних рис та професійних схильностей. Такий підхід є ключовим у виборі кар'єри відповідно до психологічного профілю індивіда. Незважаючи на його користь, існують обмеження, такі як недостатній рівень адаптивності до унікальних особливостей людини, ситуативні підходи до оцінювання, похибки у прогнозуванні довгострокового успіху в професії тощо [4].

Консультативні послуги пропонують більш персоналізований підхід, де клієнти мають змогу в деталях обговорити свої кар'єрні перспективи з досвідченими консультантами. Однак, висока вартість та можлива суб'єктивність радників можуть стати перешкодою для багатьох шукачів [5].

Профілювання знань та навичок відіграє важливу роль у сучасних системах профорієнтації, виявляючи сильні сторони та потенційні прогалини в компетенціях, що сприяє розробці індивідуальних освітніх та кар'єрних планів. Проте, такий підхід може не враховувати повною мірою мотивацію та потенціал особистості, а також може бути вразливим до змін на ринку праці [6].

Відвідування професійних ярмарків доповнює процес профілювання, надаючи можливість безпосереднього знайомства з представниками різних професій та отримання від них практичних порад. Це також сприяє налагодженню професійних контактів та мереж. Тим не менш, обмеженість у часі та місці проведення ярмарків може не дозволити охопити всі інтереси та потреби учасників [7].

Традиційні методи професійної орієнтації, хоч і залишаються важливими інструментами у визначенні кар'єрного шляху, мають свої обмеження, що свідчить про необхідність використання потенціалу сучасних інформаційних технологій та штучного інтелекту..

Врахування потреб швидко змінного ринку праці, оброблення даних результатів тестування та консультування можуть бути поєднані у функціоналі онлайн-платформ для професійної орієнтації. Такі системи дозволяють користувачам отримати рекомендації в будь-який час і з будь-якого місця досліджувати свої професійні інтереси через інтерактивні тести та діагностичні інструменти. Проте, необхідно враховувати відсутність безпосереднього спілкування з кар'єрними радниками та обмеження інформаційних джерел [8].

Соціальні медіа та мережеві спільноти також стають цінним ресурсом для налагодження професійних зв'язків та отримання актуальної інформації про робочі місця та стажування. Однак, важливо підходити критично до інформації, що циркулює в соціальних мережах, та бути уважними до питань приватності та безпеки даних [9].

Віртуальна реальність (VR) та ігрові технології відкривають новітні шляхи для кар'єрного розвитку, пропонуючи занурення в реалістичні робочі сценарії. Це дозволяє користувачам випробувати різні професії в контрольованому середовищі, хоча і вимагає спеціалізованого обладнання, яке не завжди доступне [10].

Програми навчання та стажування пропонують безцінний досвід реальної роботи, дозволяючи здобувати практичні навички під керівництвом досвідчених професіоналів. Це не тільки сприяє розвитку

ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

професійних навичок, але й розширює професійні мережі, хоча і не гарантує прямого працевлаштування після завершення програми [11].

Для отримання результатів аналізу потреб на ринку праці, оброблення персональних даних доцільно використовувати технології машинного навчання, які дозволяють передбачати майбутні тенденції та виявляти нові кар'єрні можливості [12].

Рекомендаційні системи, які використовуються у професійній орієнтації, стають все більш розповсюдженими, пропонуючи індивідуалізовані професійні шляхи на основі особистих інтересів та навичок користувачів [13]. Ці системи здатні адаптуватися до змін у кар'єрних уподобаннях, але їх ефективність може бути обмежена неповнотою бази даних та залежністю від точності інформації, наданої користувачами.

Штучний інтелект вже активно використовується у кар'єрному коучингу, пропонуючи швидкі та об'єктивні відповіді на запитання користувачів [14]. Він аналізує великі масиви даних. Недоліками є недостатні бази знань, а також труднощі при інтерпретації емоційних аспектів (у випадках, коли зустрічається з нестандартними ситуаціями, які вимагають глибшого розуміння або емпатії).

Машинне навчання для розробки індивідуальних освітніх траєкторій дозволяє сформувати авторські навчальні індивідуальні плани [15].

У відповідь на зміни, обумовлені форс-мажорними обставинами воєнного часу, епідемій, машинне навчання та інтелектуальні системи стали ключовими інструментами у процесі професійної орієнтації. Вони дозволили адаптувати процеси до нових реалій, забезпечуючи автоматизований аналіз даних, прогнозування тенденцій ринку праці та формування персоналізованих рекомендацій. Це стало особливо актуальним, оскільки з розвитком технологій з'являються нові професії, а вимоги до існуючих спеціальностей швидко змінюються.

Використання штучного інтелекту є предметом академічних дебатів та статей у відомих виданнях, таких як MIT Technology Review [16-17], але тепер став невід'ємною частиною нашого професійного життя. До кінця 2023 року, згідно з останніми дослідженнями [18-19], значна кількість фахівців вже втілює штучний інтелект у свою роботу, що сприяє зростанню продуктивності в управлінні ресурсами та позитивно впливає на сприйняття кар'єрних можливостей серед студентів. Інтеграція штучного інтелекту в процес професійної орієнтації не лише забезпечує актуальність та ефективність цього процесу, але й допомагає людям швидше адаптуватися до динамічних змін на ринку праці. Це особливо помітно на прикладі мобільних додатків, таких як PathSource, які використовують алгоритми штучного інтелекту для аналізу відповідей користувачів на тести та опитування, пропонуючи професії, що найкраще відповідають їхнім навичкам та інтересам. Водночас, важливо враховувати певні обмеження, такі як обмежений вибір професій у базі даних та відсутність персональної взаємодії, яка може бути критичною для деяких користувачів.

Аналогічно, платформа Good&Co використовує психометричні тести для визначення особистісних характеристик користувачів, але її рекомендації можуть бути занадто узагальнені та не враховувати специфічні навички або досвід. Психометричні тести також можуть бути неточними, що вимагає додаткової уваги при інтерпретації результатів.

Незважаючи на ці недоліки, комплексний підхід, який використовують ці платформи, дозволяє надавати користувачам персоналізовані рекомендації, враховуючи їхні унікальні потреби та характеристики. Це підкреслює важливість розуміння та врахування потенційних обмежень при використанні цих інноваційних ресурсів.

Враховуючи викладені вище обмеження та можливості, які пропонують сучасні платформи, стає очевидним, що не існує універсального рішення, яке б підходило кожному індивіду. Традиційні методи, такі як детальне психологічне тестування та індивідуальні консультації, зберігають свою цінність завдяки здатності глибоко аналізувати особистісні особливості та потреби людини. Проте, вони не позбавлені недоліків, таких як висока вартість та суб'єктивність оцінювання.

З іншого боку, новітні підходи, що включають в себе онлайн-платформи та соціальні мережі, відкривають широкі можливості для доступу до інформації, але мають недоліки щодо потреби наявності та підготовки даних визначених обсягів та якості. Також, достатньо часто, необхідно застосовувати особистісні консультування з профільними фахівцями та психологами. Виконаний аналіз свідчить про необхідність розробки методу формування інтелектуальної системи рекомендацій для професійної орієнтації на основі інноваційних технологічних рішень із застосуванням сучасних методик психологічного тестування, консультування, алгоритмів машинного навчання та елементів штучного інтелекту.

ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ. АЛГОРИТМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ТА ЇХ ЗАСТОСУВАННЯ У СИСТЕМАХ ПРОФЕСІЙНОЇ ОРІЄНТАЦІЇ

Машинне навчання, застосовуючи різноманітні алгоритми, відіграє ключову роль у виявленні закономірностей та передбаченні результатів, що може бути інтегровано у системи професійної орієнтації для підвищення їхньої ефективності [20-21]. Воно охоплює широкий спектр методик, кожна з яких має свої особливості та застосування. Серед них вирізняються три основні категорії: навчання під наглядом, навчання без нагляду та навчання з підкріпленням. Ці методи відіграють ключову роль у розвитку інтелектуальних систем, здатних аналізувати, адаптуватися та приймати обґрунтовані рішення.

Навчання під наглядом використовується для моделювання відносин та залежностей у даних, де відомі вхідні (пояснювальні) та вихідні (цільові) змінні. Це дозволяє системі прогнозувати вихідні дані для нових вхідних зразків.

Опорні векторні машини (SVM) [25] ефективні у класифікації та розпізнаванні складних шаблонів у невеликих наборах даних, використовуючи гіперплощини для розділення класів даних.

Нейронні мережі наслідують структуру людського мозку та здатні розпізнавати складні закономірності у великих наборах даних, що робить їх ідеальними для створення персоналізованих рекомендацій. Ансамблеві методи, такі як Random Forest та Gradient Boosting [26-27], об'єднують прогнози з множини моделей для підвищення точності та надійності загальних передбачень. Random Forest використовує велику кількість дерев рішень, що працюють як ансамбль, тоді як Gradient Boosting послідовно вдосконалює прогнози, коригуючи помилки попередніх моделей.

Навчання без нагляду, з іншого боку, займається аналізом та виявленням структур даних, які не мають визначених відповідей чи міток. Методи, такі як кластеризація, дозволяють групування об'єктів таким чином, що об'єкти в одному кластері більш схожі між собою, ніж з об'єктами в інших кластерах. Алгоритм K-середніх [28] — це один з найпопулярніших методів кластеризації, який розділяє набір даних на K різних кластерів. Він працює шляхом визначення центрів кластерів, а потім призначення об'єктів до найближчого центру. Цей процес ітеративно повторюється до тих пір, поки кластери не стабілізуються. DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) [29] є іншим методом кластеризації, який групує точки, що є тісно розташованими, і визначає кластери як області високої щільності, оточені областями низької щільності. Він ефективний для виявлення кластерів довільної форми та відмінно підходить для даних з шумами. Аналіз головних компонентів (PCA) [30] — це техніка зменшення розмірності даних, яка перетворює велику кількість змінних у меншу кількість некорельованих змінних, званих головними компонентами. Ці компоненти відображають найбільшу варіативність у даних, дозволяючи аналітикам зосередитися на найважливіших характеристиках. Асоціативні правила — це методи для виявлення цікавих зв'язків, кореляцій або часто зустрічаючихся патернів між наборами елементів у великих базах даних. Алгоритми, такі як Apriori та Eclat [31], використовуються для виявлення таких асоціативних правил. Apriori працює шляхом виявлення часто зустрічаючихся елементів у базі даних, а потім комбінування цих елементів для виявлення правил. Eclat використовує підхід, заснований на вертикальних даних, що дозволяє більш ефективно виявляти часті набори елементів. Кожен з цих методів вносить свій вклад у здатність машинного навчання розкривати приховані взаємозв'язки та структури в даних, що є надзвичайно цінним для розуміння складних патернів, які можуть бути використані для покращення процесів професійної орієнтації та інших застосувань.

Навчання з підкріпленням відрізняється тим, що модель навчається приймати рішення через випробування та помилки, отримуючи винагороду за правильні дії. Це може бути застосовано для розробки персоналізованих кар'єрних рекомендацій, де система вчиться пропонувати все більш точні варіанти на основі зворотного зв'язку від користувачів. Навчання з підкріпленням відкриває перед системами можливість самостійно вчитися, вибудовуючи стратегії поведінки через взаємодію з довкіллям. Один з основних підходів — модульоване навчання з підкріпленням, яке включає динамічне програмування (DP) та Марковські процеси прийняття рішень (MDP). DP використовується для розв'язання складних проблем, розбиваючи їх на простіші підзадачі, тоді як MDP моделює процес прийняття рішень у ситуаціях, де результати частково випадкові та частково під контролем приймаючого рішення. Частково спостережувані Марковські процеси прийняття рішень (POMDP) додають ще один рівень складності, дозволяючи змоделювати ситуації з неповною інформацією.

Методи без базової моделі, такі як Q-навчання та Deep Q-Networks (DQN), дозволяють агентам вчитися безпосередньо з досвіду, не вдаючись до моделювання всього середовища. Q-навчання — це техніка, яка визначає цінність кожної дії в певному стані, спираючись на отриману винагороду, тоді як

ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

DQN інтегрує глибоке навчання, дозволяючи агентам виконувати складні завдання з великою кількістю можливих станів. Sarsa та Proximal Policy Optimization (PPO) — це інші методи без моделі, які використовуються для оптимізації стратегій поведінки без необхідності точного моделювання середовища.

Методи політики градієнта, такі як політика градієнта (PG) та актор-критик (AC), працюють на принципі прямої оптимізації політики поведінки агента. PG використовується для налаштування дій агента таким чином, щоб максимізувати очікувану винагороду, тоді як AC комбінує переваги Q-навчання та політики градієнта, використовуючи дві окремі мережі: одну для визначення політики дій (ектор) та іншу для оцінки цієї політики (критик).

Кожен з цих методів навчання з підкріпленням має свої унікальні переваги та застосування, і вибір конкретного методу залежить від специфіки задачі та доступності даних. У сфері професійної орієнтації, ці техніки можуть бути використані для розробки інтелектуальних систем, які адаптують свої рекомендації на основі індивідуальних уподобань та потреб користувачів, пропонуючи все більш точні та персоналізовані кар'єрні шляхи.

В таблиці 1 представлено відповідність методів для формування рекомендацій щодо професійної орієнтації та алгоритмів машинного навчання.

Таблиця 1

Алгоритми машинного навчання

Методи профорієнтації	АЛГОРИТМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ						
	лінійна регресія	логістична регресія	дерева рішень	нейронні мережі та ансамблі (Random Forest, Gradient Boosting)	опорні векторні машини (SVM)	Кластеризація (K-середніх, DBSCA)	аналіз головних компонентів (PCA)
Психологічне тестування	-	-	-	-	-	-	-
Консультативні послуги	-	-	-	-	-	-	-
Профілювання знань та навичок	Так	Так	Так	Так	-	Так	-
Професійні ярмарки	Ні	Ні	Ні	Ні	Ні	ні	ні
Онлайн-платформи для професійної орієнтації	Так	Так	Так	Так	-	так	так
Соціальні медіа та мережеві спільноти	-	-	-	Так	-	так	так
Віртуальна реальність і ігри для кар'єрного розвитку	-	-	—	Так	-	-	-
Програми навчання та стажування	Так	Так	Так	Так	-	Так	Так
Машинне навчання для аналізу даних про ринок праці	Так	Так	Так	Так	-	Так	Так
Рекомендаційні системи для професійної орієнтації	-	-	-	Так	-	-	-
Штучний інтелект для кар'єрного коучингу	-	-	-	Так	-	-	-
Машинне навчання для розробки індивідуальних навчальних планів	Так	Так	так	Так	-	Так	Так

ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Таблиця 2

Алгоритми машинного навчання

Методи профорієнтації	АЛГОРИТМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ							
	асоціативні правила (Apriori, Eclat)	динамічне програмування (DP)	Марковські процеси прийняття рішень (MDP)	методи без моделі (Q-навчання, Deep Q-Networks (DQN))	Sarsa	Proximal Policy Optimization (PPO)	політику градієнта (PG)	актор-критик (AC)
Психологічне	-	-	-	-	-	-	-	-
Консультативні послуги	-	-	-	-	-	-	-	-
Профілювання знань та навичок	-	-	-	-	-	-	-	-
Професійні ярмарки	Ні	Ні	Ні	Ні	ні	ні	ні	ні
Онлайн-платформи для професійної орієнтації	так	-	-	-	-	-	-	-
Соціальні медіа та мережеві спільноти	-	-	-	-	-	-	-	-
Віртуальна реальність і ігри для кар'єрного розвитку	-	-	-	Так	Так	Так	Так	Так
Програми навчання та стажування	-	-	-	-	-	-	-	-
Машинне навчання для аналізу даних про ринок праці	Так	-	-	-	-	—	-	-
Рекомендаційні системи для професійної орієнтації	Так	-	-	Так	-	-	-	-
Штучний інтелект для кар'єрного коучингу	-	-	-	Так	-	-	-	-
Машинне навчання для розробки індивідуальних навчальних планів	-	-	-	-	-	-	-	-

"Так" — цей алгоритм машинного навчання може бути застосований для цього методу.
 "-" — не впевнений, чи можна застосувати цей алгоритм машинного навчання до цього методу; потребує додаткового дослідження.

Детальніший аналіз результатів:

- Опорні вектори (SVM): SVM - це алгоритм машинного навчання, який використовується для класифікації та регресії. У контексті професійної орієнтації вони можуть бути використані для визначення категорій професій або визначення потенційного успіху в кар'єрі на основі різних факторів. Наприклад, можна класифікувати студентів за професійними інтересами або прогнозувати успіх в різних областях на основі їх навичок та інтересів.

ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

- Sarsa, Proximal Policy Optimization (PPO), політику градієнта (PG), актор-критик (AC): Ці методи належать до групи алгоритмів навчання з підкріпленням. Вони можуть бути корисними у сценаріях, де система професійної орієнтації взаємодіє з користувачем в реальному часі та поступово вдосконалює свої рекомендації на основі відгуків користувача. Вони можуть бути особливо корисними для рекомендаційних систем, кар'єрного коучингу або ігор для кар'єрного розвитку.

У таблиці можна побачити, що деякі методи професійної орієнтації були позначені знаком «-» для цих алгоритмів. Це відображає те, що ці алгоритми можуть бути менш очевидними для застосування в цих сценаріях або можуть потребувати додаткового вивчення та адаптації.

Загалом, при виборі алгоритму для конкретного сценарію важливо враховувати багато факторів, включаючи специфіку даних, потреби користувачів, доступність ресурсів (наприклад, обчислювальних ресурсів для тренування моделей) та інші фактори.

У Табл. 1 використані загальні принципи та знання про машинне навчання та його застосування, а також специфіку області професійної орієнтації:

- Розуміння алгоритмів машинного навчання: Розуміння основних принципів та сценаріїв застосування різних алгоритмів машинного навчання - це ключ до їх правильного застосування. Наприклад, лінійна та логістична регресія часто використовуються для задач прогнозування або класифікації, дерева рішень - для інтерпретованої класифікації та прогнозування, а алгоритми кластеризації, як-от K-середніх або DBSCAN, використовуються для групування подібних об'єктів.
- Специфіка області професійної орієнтації: Розуміння, як різні методи професійної орієнтації можуть використовувати машинне навчання, допомагає визначити, які алгоритми можуть бути найбільш корисними. Наприклад, рекомендаційні системи можуть використовувати алгоритми, які навчаються з підкріпленням, щоб адаптувати свої рекомендації з часом, в той час як методи профілювання знань і навичок можуть використовувати алгоритми класифікації для визначення кар'єрного шляху.
- Інформація з відкритих джерел: Деяка інформація була взята з відкритих джерел, включаючи академічні статті, книги, блоги та інші ресурси з машинного навчання та професійної орієнтації [33,34].

Табл. 1 надає загальну оцінку того, як можна застосовувати різні алгоритми машинного навчання в контексті професійної орієнтації. Важливим є те, що конкретне застосування будь-якого алгоритму залежатиме від конкретних обставин, включаючи доступні дані, обчислювальні ресурси, цілі та обмеження конкретного проекту.

Виконаний аналіз дозволяє зробити висновок про те, що алгоритми машинного навчання демонструють значний потенціал для оптимізації систем професійної орієнтації. Через їх здатність ефективно обробляти великі обсяги даних, виявляти складні закономірності та робити обґрунтовані прогнози, використання таких алгоритмів дозволить значно підвищити точність індивідуалізованих рекомендацій. Використання навчання з учителем, без учителя та навчання з підкріпленням дозволяє розробляти системи, які адаптуються до унікальних кар'єрних траєкторій студентів, враховуючи їх особистісні характеристики та професійні інтереси.

Проте, ефективність машинного навчання в контексті професійної орієнтації залежить від багатьох факторів. Якість та обсяг доступних даних, адекватний вибір алгоритмів, налаштування їх параметрів, а також постійне оновлення інформаційних баз є критичними для забезпечення високої точності та релевантності рекомендацій. Крім того, необхідно враховувати дані динаміки ринку праці та зміни в освітніх траєкторіях, що вимагає гнучкості та адаптивності систем, формування вхідних даних потреб.

Слід також зазначити, що машинне навчання не може в повній мірі замінити людську експертизу у сфері професійної орієнтації. Людський досвід та інтуїція залишаються вагомими, особливо у вирішенні нетипових завдань та інтерпретації нюансів, які можуть бути не очевидними для алгоритмів. Таким чином, інтеграція машинного навчання повинна відбуватися в тісній співпраці з фахівцями, що дозволить розширити можливості професійної орієнтації та забезпечити більш ефективну підтримку студентів у їх кар'єрному зростанні.

ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

МЕТОД ПОБУДОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ РЕКОМЕНДАЦІЙ ДЛЯ ПРОФЕСІЙНОЇ ОРІЄНТАЦІЇ

Систематизація в контексті професійної орієнтації відіграє вирішальну роль, оскільки вона включає в себе методичний підхід до організації та категоризації інформації, отриманої від користувачів, а також даних, що відображають поточні тенденції на ринку праці. Ключові елементи даних, які збираються від користувачів, охоплюють широкий спектр особистісних характеристик, включаючи, але не обмежуючись, інтересами, навичками, уподобаннями та демографічною інформацією. Ці дані подальше класифікуються відповідно до різноманітних категорій, які можуть включати, але не обмежуються:

- **Інтересами:** які можуть бути розглянуті через призму секторів, таких як технології, охорона здоров'я, мистецтво, що вказує на потенційні сфери професійного зростання.
- **Навичками:** включаючи комунікативні здібності, аналітичне мислення, технічну грамотність тощо, які є важливими для визначення професійної придатності.
- **Уподобаннями:** такими як тип робочого середовища, умови безпеки, фінансові очікування, які відіграють ключову роль у виборі кар'єрного шляху.

Аналіз тенденцій на ринку праці включає в себе систематичне вивчення описів вакансій та прогнозів щодо майбутніх потреб у робочій силі, що дозволяє класифікувати ці тенденції за такими параметрами, як:

- **Галузями:** наприклад, IT-сектор, фінансові послуги, охорона здоров'я, що відображає структурні зміни в економіці.
- **Ролями:** включаючи управлінські позиції, технічні спеціалізації, творчі професії, які демонструють різноманітність кар'єрних можливостей.
- **Іншими відповідними атрибутами:** такими як необхідні навички, освітній рівень, що є важливими для визначення кваліфікаційних вимог.

Важливість цієї систематизації підкріплюється дослідженнями, які демонструють використання машинного навчання для прогнозування особистісних рис та навчальних типів для рекомендації кар'єрних шляхів, а також описує розробку веб-сайту для кар'єрного керівництва, що використовує машинне навчання для допомоги студентам у виборі підходящих доменів у сфері комп'ютерних наук [31-32].

Для систематизації пропонується використання комбінації алгоритмів машинного навчання та методів обробки природної мови:

- **k-NN** (k-найближчих сусідів) алгоритм - це метод класифікації, який заснований на принципі близькості об'єктів. Алгоритм шукає "k" найближчих до запиту об'єктів у навчальній вибірці, які вже класифіковані, і призначає клас, найчастіше зустрічається серед них, поточному об'єкту. У контексті професійної орієнтації, це означає визначення професійних шляхів, які були успішними для осіб з подібними інтересами та навичками. "k" є параметром, який визначає кількість сусідів, які розглядаються, і його вибір впливає на точність класифікації. Правильний вибір "k" допомагає збалансувати між занадто загальними та занадто специфічними рекомендаціями.

- **C4.5** - це метод генерації дерева рішень, що класифікує дані на основі інформаційного виграшу від кожного атрибуту. Використовуючи критерії, такі як заробітна плата, рівень освіти та перспективи працевлаштування, C4.5 розгалужує дерево, розділяючи набір даних на підмножини, що покращують класифікацію кар'єрних варіантів, зменшуючи при цьому невизначеність або ентропію.

- **TensorFlow** та **PyTorch** - це потужні фреймворки для глибокого навчання, які забезпечують інструменти для проектування, тренування та валідації нейронних мереж. Вони дозволяють ефективно працювати з великими обсягами даних, автоматизуючи процеси, такі як градієнтний спуск, і підтримують гнучкість у налаштуванні архітектур для прогнозування майбутніх трендів ринку праці.

- **Мовні моделі OpenAI** - це передові мовні алгоритми, що використовують технології штучного інтелекту для розуміння та генерації природної мови. Ці моделі здатні аналізувати великі обсяги тексту, такі як описи вакансій, і виділяти ключову інформацію, створюючи конденсовані та змістовні огляди вимог до посад і професійних обов'язків.

Принципи запропонованого методу можуть бути пояснені аналогією "білої та чорної скриньки".

Біла скринька (Рис.1) представляє собою чітко структуровану систему, де всі внутрішні процеси та логіка доступні для аналізу. Це відображає алгоритми, такі як k-NN і C4.5, де можна визначити, які саме приймаються рішення та надаються рекомендації, а також налаштувати їх параметри.

ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ



Рисунок 1 – Принцип роботи "Білої скриньки" у системі професійної орієнтації.

Загальна модель використовує відомі моделі рекомендацій, як TensorFlow та PyTorch, або мовні моделі OpenAI. Але ці моделі використовують концепцію, коли внутрішні процеси і механізми залишаються прихованими, і ми бачимо лише вхідні дані та вихідні результати.

Розуміння роботи цих алгоритмів та їхніх переваг допомагає створити ефективну систему професійної орієнтації, яка враховує індивідуальні потреби та умови ринку праці. Ця система не лише аналізує поточні дані, але й адаптується до змін, забезпечуючи актуальність рекомендацій у довгостроковій перспективі.

Отже, використовуючи алгоритми машинного навчання та аналізу даних, можна точно визначити схильність особи до певної професії або спеціалізації, що дозволяє створити персоналізовану рекомендацію. На рис. 2 представлена послідовність етапів формування рекомендацій такою системою.

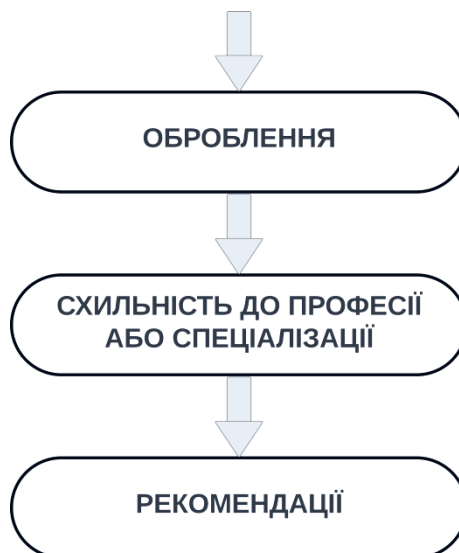


Рисунок 2 – Структура інтелектуальної системи професійної орієнтації

Вхідні дані формуються відповідно до результатів тестування, аналізу та узагальнення відкритих даних потреб ринку праці, відкритих даних професійних профілів користувача в соціальних мережах тощо.

Етап оброблення - система збирає та аналізує вхідні дані користувача, які можуть включати результати тестувань, інформацію з профілю LinkedIn, відгуки менторів, а також дані з системи

ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

управлінського навчання. Цей процес включає в себе фільтрацію, класифікацію та інтерпретацію даних для виявлення ключових патернів та індикаторів, які є важливими для наступного кроку.

Аналіз схильності до професії або спеціалізації - на основі оброблених даних система визначає схильність користувача до певних професій або спеціалізацій. Це може бути зроблено через алгоритми машинного навчання або штучного інтелекту, які оцінюють здібності, інтереси, освітній та професійний досвід користувача, а також поточні тенденції на ринку праці.

Рекомендація - на основі визначення схильності, система генерує набір персоналізованих рекомендацій. Ці рекомендації можуть включати конкретні професійні ролі, курси для розвитку необхідних навичок, або навіть можливості для менторства. Рекомендації надаються користувачу з метою допомогти йому визначити та просуватися по оптимальному кар'єрному шляху.

Ця схема є частиною системи професійної орієнтації, вона дозволяє перетворити суб'єктивні дані та індивідуальні характеристики користувача в конкретні та дієві кроки для професійного розвитку.

Переходячи до проектування, наведена загальна модель роботи інтелектуальної системи, яка демонструє основні процеси надання, передачі та обробки даних користувачів. (Рис.3.). Вона інтегрує в себе взаємодію з штучним інтелектом (ШІ) і, при необхідності, залучення ментора-фахівця для додаткової підтримки.

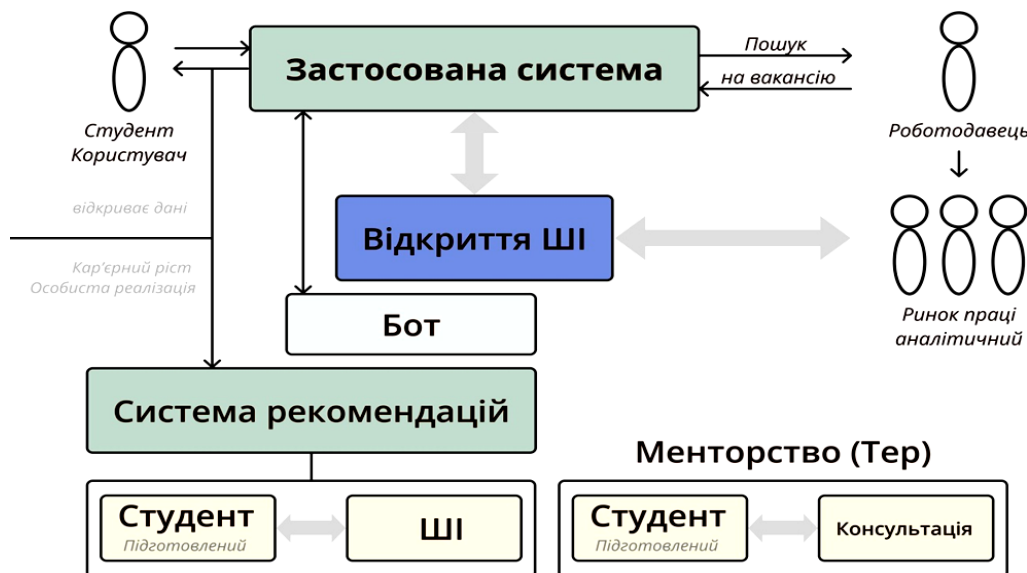


Рисунок 3 – Загальна модель роботи інтелектуальної системи рекомендації для профорієнтації

На Рис. 6 представлено візуалізацію ключових етапів взаємодії користувачів із запропонованою інтелектуальною системою професійної орієнтації. Ця схема ілюструє, як студенти та роботодавці можуть ефективно використовувати ресурси системи для досягнення кар'єрних цілей та потреб у фахівцях. Для забезпечення кращого розуміння процесів, що відбуваються на кожному етапі, нижче наведено детальний опис кожного кроку, який демонструє взаємодію між користувачем, системою та штучним інтелектом:

- Крок 1: Користувач (Студент/Роботодавець) — спочатку користувач використовує систему для отримання професійних рекомендацій та розвитку своєї кар'єри.
- Крок 2: Застосована Система: застосована система працює паралельно з користувачем і штучним інтелектом. Вона надає доступ до даних та можливостей системи рекомендацій.
- Крок 3: Система Рекомендацій — ця система використовується для надання користувачеві персоналізованих рекомендацій щодо кар'єрного зросту та особистої реалізації. Вона аналізує дані користувача та ринку праці.
- Крок 4: Бот — користувач переходить у бот, який взаємодіє з ним в режимі реального часу. Бот спілкується з користувачем, ставлячи запитання та відповідаючи на них. Бот використовує штучний інтелект для генерації відповідей та рекомендацій.

ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

- Крок 5: Штучний Інтелект (ШІ) — штучний інтелект відіграє ключову роль у функціонуванні системи. Він аналізує дані користувача, ринку праці та інші параметри для надання актуальних рекомендацій.
- Крок 6: Менторство — у випадках, коли потрібна людська підтримка, система може рекомендувати користувачеві ментора. Ментор також може взаємодіяти з користувачем через бота для надання додаткової підтримки та консультацій.

Після того, як користувач проходить через інтерактивні етапи системи, його дані завантажуються для обробки. Результатом обробки є сформована рекомендація на основі множин отриманих даних за формулою 1. відбувається аналітичний процес, який може бути представлений "Формулою студента для професійної рекомендації" (1). Вона є фундаментом для генерації персоналізованих кар'єрних шляхів і враховує параметри, що відображають індивідуальні особливості та професійні прагнення користувача.

$$RS \rightarrow \{T, L, M, СУН\} \quad (1)$$

де RS - рекомендація для студента або користувач, який здійснює вибір професії або спеціалізації;

T - результати тестування, що включає в себе оцінку та аналіз здібностей та інтересів студента;

L - результати аналізу даних LinkedIn профілю користувача;

M - результати рекомендацій ментора;;

СУН - результати навчання за даними системи управління навчанням або корпоративної системи навчання; окремих освітніх програм, курсів.

Кожна з множин використовує спеціальні алгоритми обробки інформації. Користувач має можливість виставити пріоритети для рекомендацій та отримати узагальнену рекомендацію щодо схильності до конкретних професій або спеціалізацій, сформовані сценарії індивідуальної освітньої траєкторії.

РЕАЛІЗАЦІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ РЕКОМЕНДАЦІЙ ДЛЯ ПРОФОРІЄНТАЦІЇ

На основі запропонованого методу була розроблена інтелектуальна система рекомендацій, яка спрямована на вирішення проблеми професійного самовизначення. Система була розроблена на базі мови програмування Python з використанням веб-фреймворку Flask. База даних системи реалізована на основі SQLite. Модель бази даних (Рис.4.) включає таблиці для зберігання інформації про користувачів, вакансії та менторські програми, а також відносини між цими сутностями.

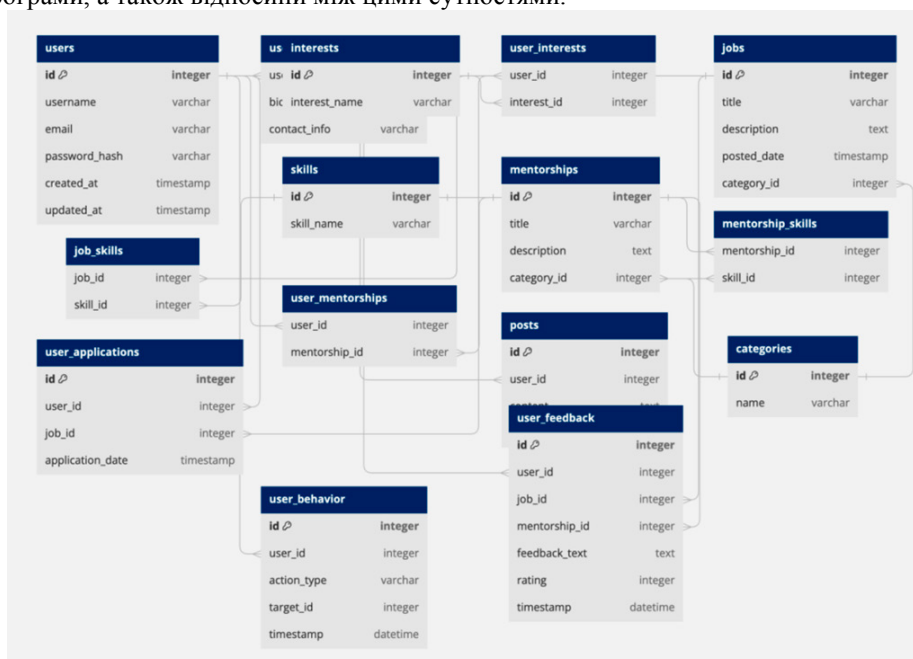


Рисунок 4 – Загальна модель роботи інтелектуальної системи рекомендації для профорієнтації

ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

У логіці рекомендацій застосований алгоритм k-найближчих сусідів (k-NN) де використаний аналіз профілів користувачів, зокрема їхні інтересів та досвіду з метою визначення найбільш відповідних вакансій або менторських програм.

Система протестована як демонстраційний прототип, який передбачає виконання команд у терміналі (Рис.5.).

```
Epoch 45/50
1/1 [=====] - 0s 873us/step - loss: 2024.5514 - mae: 40.7264
Epoch 46/50
1/1 [=====] - 0s 879us/step - loss: 91083.9297 - mae: 278.5447
Epoch 47/50
1/1 [=====] - 0s 831us/step - loss: 367270.7812 - mae: 558.6770
Epoch 48/50
1/1 [=====] - 0s 1ms/step - loss: 739746.8750 - mae: 792.6094
Epoch 49/50
1/1 [=====] - 0s 861us/step - loss: 1120754.7500 - mae: 975.4523
Epoch 50/50
1/1 [=====] - 0s 834us/step - loss: 1437286.8750 - mae: 1104.5579
Training completed.
Validating the job trend prediction model...
1/1 [=====] - 0s 33ms/step
MSE: 1525551.5807971153, MAE: 1208.9542541503906
Model saved successfully.
===== User Interaction =====
1. Login
2. Register
3. Exit
Choose an option: 1
Enter your username to login: Amir
===== User Menu =====
1. Get Job Recommendations
2. Add Interests
3. Rate Jobs
4. Exit
Choose an option: 1
Title: Gamer
Generating job description...
Job description generated successfully.
Description: The job description is for a game tester. A game tester's job is to play video games and look for bugs or glitches. They report these issues to the developers, who then fix them. Game testers also offer feedback on game design and gameplay.
Generating insights...
Insights generated successfully.
Insights: This job requires skills in video game design, development, and production. Potential career paths may include video game design, development, and production. Industry trends related to this job include the increasing popularity of video gaming and the development of new gaming platforms
=====
```

Рисунок 5 – Загальна модель роботи інтелектуальної системи рекомендації для профорієнтації

ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАПРОВАДЖЕННЯ МЕТОДУ СТВОРЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ РЕКОМЕНДАЦІЙ ДЛЯ ПРОФОРІЄНТАЦІЇ

Ефективність запропонованої системи оцінювалася шляхом порівняння кар'єрних шляхів користувачів, які дотримувалися рекомендацій системи, і тих, хто їх не дотримувався. Системою рекомендацій скористалися 80 студентів. Виявлено, що 85% користувачів, які дотримувалися рекомендацій системи, повідомили про високу задоволеність своїм кар'єрним зростанням, порівняно з 65% тих, хто не дотримувався рекомендацій. Крім того, користувачі, які дотримувалися рекомендацій, мали на 20% більше шансів знайти роботу в бажаній галузі.

Також було порівняно точність прогнозів щодо ринку праці з фактичними тенденціями на ньому. Середній показник точності наших моделей склав 75%, що свідчить про їхню ефективність у прогнозуванні майбутніх тенденцій на ринку праці.

Загалом, система пропонує науковий, заснований на даних підхід до профорієнтації, використовуючи складні алгоритми та методи для надання персоналізованих та актуальних кар'єрних порад. Система була оцінена і довела свою ефективність, що робить її цінним інструментом для тих, хто шукає поради у своєму професійному розвитку.

ВИСНОВКИ

1. Запропоновано метод формування інтелектуальної системи рекомендацій для професійної орієнтації, який базується на використанні алгоритмів машинного навчання та k-сусідів. Така система дозволяє отримати рекомендацію відповідно до індивідуальних особливостей користувачів та актуальних пропозицій на ринку праці.

ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

2. Обґрунтовано застосування алгоритмів машинного навчання, яке полягає в здатності аналізувати великі обсяги даних з визначеним рівнем похибок.
3. Запропонований метод забезпечує підвищену ефективність рекомендацій для професійної орієнтації, порівняно з існуючими системами, завдяки формуванню професійних траєкторій відповідно до визначеної кількості запитів, використання даних ринку праці та персоналізації рекомендацій.
4. На підставі аналізу алгоритмів машинного навчання була підтверджена доцільність застосування алгоритму k-найближчих сусідів для пошуку професійних шляхів з урахуванням інтересів та навичок користувачів, а також алгоритму C4.5 для класифікації професій за визначеними параметрами.

Плани подальших досліджень - удосконалення практичної реалізації інтелектуальної інформаційної системи для профорієнтації, вирішення задач щодо пошуку та використання відкритих даних аналізу потреб ринку праці, проведення експериментів формування рекомендацій.

Подяки студентам факультету ІТА ВНТУ за участь експерименті використання інтелектуальної системи рекомендацій для професійної орієнтації.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. E. I. Arroyo, T. V. Tendeloo, and K. Verbert, "Towards personalized and adaptive learning experiences with learning analytics," *British Journal of Educational Technology*, vol. 50, no. 6, pp. 2918-2935, 2019. [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/bjjet.12793>
2. J. Jiao and Y. Zhao, "The impact of artificial intelligence on the education industry," *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, vol. 7, no. 1, pp. 1-17, 2021. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2199-8531/7/1/1>
3. S. Dolhopolov, T. Honcharenko, S. A. Dolhopolova, O. Riabchun, M. Delembovskyi, and O. Omelianenko, "Use of Artificial Intelligence Systems for Determining the Career Guidance of Future University Student," in *Proc. 2022 IEEE Second International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC)*, pp. 1-6, Apr. 2022, doi: 10.1109/SIST54437.2022.9945752.
4. D. Sbarra, "New Ideas on Intellectual Ability, Interests, Sex Differences, and Achievement: Three 'Integrative' Commentaries on Four Target Articles," *Perspectives on Psychological Science*, vol. 9, no. 2, pp. 211-215, Mar. 2014. DOI: 10.1177/1745691614523137.
5. M. Hastin, N. Naqiyah, and E. Darminto, "Guidance and Counseling Services to Develop Student Career Maturity," *Int. J. of Research in Educational and Learning Studies*, vol. 3, no. 6, pp. 1-7, Nov. 2022, doi: 10.46245/ijorer.v3i6.261.
6. Xavier Jayaraj Siddarth Ashok, Ee-Peng Lim, and Philips Kokoh Prasetyo, "JobSense: A Data-Driven Career Knowledge Exploration Framework and System," in *Proc. IEEE Int. Conf. Data Mining Workshops (ICDMW)*, pp. 1-8, Nov. 2018. doi: 10.1109/ICDMW.2018.00200.
7. Z. Makola, P. Saliwe, I. Dube, R. Tabane, and A. V. Mudau, "High school learners views on benefits derived from attending career talks: Need for sound career guidance," *Transform. in Higher Educ.*, vol. 17, no. 1, Art. no. 1082, Sep. 2021. [Online]. Available: <https://dx.doi.org/10.4102/td.v17i1.1082>
8. B. Okay-Somerville, "Career guidance on online platforms in the Covid-19 context. Interview with Hannah Courtney Bennett, Chartered Psychologist and Career Coach," *EWOP in Practice*, vol. 2021, no. 10, Oct. 2021. DOI: 10.21825/ewopinpractice.87149. [Accessed: Nov. 1, 2023]. PDF.
9. H. Donelan, "Social media for professional development and networking opportunities in academia," *Journal of Further and Higher Education*, vol. 40, no. 5, pp. 706-729, Sep. 2016. [Online]. Available: <http://oro.open.ac.uk/42255/1/Donelan.pdf>. [Accessed: Nov. 1, 2023]. DOI: 10.1080/0309877X.2015.1014321.
10. M. Poliakov, D. Mezzane, S. Terenchuk, Y. Riabchun, P. Rusnak, and S. Biloshchytska, "Gamefication of Youth's Career Guidance Self-Identification," in *Proc. IEEE 7th International Symposium on Systems and Information Technologies (SIST)*, 2022, doi: 10.1109/SIST54437.2022.9945751.
11. A. Auerbach and Y. Wolinsky-Nahmias, "Evaluating Alternative Designs of Internship Programs," 2020 APSA Teaching and Learning Conference Paper, Jan. 2020. DOI: 10.33774/apsa-2020-cwgl6.

ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

12. J. Bessen, "AI and Jobs: The Role of Demand," National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 24235, Cambridge, MA, January 2018. [Online]. Available: <http://www.nber.org/papers/w24235>
13. M. J. Pazzani and D. Billsus, "Content-based recommendation systems," in *The Adaptive Web*, P. Brusilovsky, A. Kobsa, and W. Nejdl, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer, 2007, pp. 325-341. DOI: 10.1007/978-3-540-72079-9_10.
14. S. Wassan, "How Artificial Intelligence Transforms the Experience of Employees," *TURCOMAT*, vol. 12, no. 10, Art. no. 5603, May 2021. [Online]. Available: <https://dx.doi.org/10.17762/TURCOMAT.V12I10.5603>.
15. S. Zhang, E. Gunnell, M. Chang, and Y. Sun, "An Intellectual Approach to Design Personal Study Plan via Machine Learning," in *Computer Science & Information Technology (CS & IT)*, vol. 10, no. 18, Dec. 2020, doi: 10.5121/csit.2020.101804.
16. A. B. Arrieta et al., "Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI," *Information Fusion*, vol. 58, pp. 82-115, Jun. 2020, doi: 10.1016/j.inffus.2019.12.012.
17. C. J. Kelly, A. Karthikesalingam, M. Suleyman, G. Corrado, and D. King, "Key challenges for delivering clinical impact with artificial intelligence," *BMC Medicine*, vol. 17, Article no. 195, 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1186/s12916-019-1426-2>
18. A. A. Sabale and R. Subashini, "Enhancing HR Efficiency through Integration of Artificial Intelligence and Internet of Things: A Study on AI Implementation in HR Management," *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems*, vol. 23, no. 10, e4208, Oct. 2023. [Online]. Available: <https://dx.doi.org/10.4108/eetsis.4208>
19. D. Ruiz-Talavera, J. E. De la Cruz-Aguero, N. García-Palomino, R. Calderón-Espinoza, and W. J. Marín-Rodríguez, "Artificial intelligence and its impact on job opportunities among university students in North Lima," *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems*, vol. 10, no. 5, Sep. 2023. [Online]. Available: <https://dx.doi.org/10.4108/eetsis.3841>
20. N. Nathani and A. Singh, "Foundations of Machine Learning," 2021. [Online]. Available: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3399990>. [Accessed: 1, Nov. 2023].
21. [21] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman, "The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction" Springer, 2009. [Online]. Available: <https://web.stanford.edu/~hastie/Papers/ESLII.pdf>
22. [22] D. Maulud and A. M. Abdulazeez, "A Review on Linear Regression Comprehensive in Machine Learning", *JASTT*, vol. 1, no. 4, pp. 140-147, Dec. 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.38094/jastt1457> [Accessed: 12.11.2023].
23. Stanford University, "CS229: Machine Learning Course Notes - Logistic Regression," [Online]. Available: <https://see.stanford.edu/materials/aimlcs229/cs229-notes1.pdf>
24. K. Balaskas, G. Zervakis, K. Siozios, M. B. Tahoori and J. Henkel "Approximate Decision Trees For Machine Learning Classification on Tiny Printed Circuits," 15-Mar-2022. [Online]. Available: <https://arxiv.org/pdf/2203.08011> [Accessed: 13.11.2023].
25. S. Shamsirband, A. Mosavi, T. Rabczuk, N. Nabipour and K. Chau "Prediction of significant wave height; comparison between nested grid numerical model, and machine learning models of artificial neural networks, extreme learning and support vector machines," 2020, VOL. 14, NO. 1, 805–817 [Online]. Available: <https://doi.org/10.1080/19942060.2020.1773932>. [Accessed: 13.11.2023].
26. A. Liaw and M. Wiener, "Classification and Regression by RandomForest," *R News*, vol. 2, no. 3, pp. 18-22, 2002. ISSN 1609-3631. Available: <https://cogns.northwestern.edu/cbm/LiawAndWiener2002.pdf>
27. A. Natekin and A. Knoll, "Gradient Boosting Machines: A Tutorial," *Frontiers in Neurorobotics*, vol. 7, no. 21, Dec. 2013. doi: 10.3389/fnbot.2013.00021.
28. J. MacQueen, "Some methods for classification and analysis of multivariate observations," in *Proc. of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, vol. 1, no. 14, 1967, pp. 281-297. doi: MR0214227. Available: Project Euclid.
29. H. A. Wafa, R. Aminuddin, S. Ibrahim, N. N. A. Mangshor, and N. I. F. A. Wahab, "A Data Visualization Framework during Pandemic using the Density-Based Spatial Clustering with Noise (DBSCAN) Machine Learning Model," in *Proc. ICSET*, 2021, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICSET53708.2021.9612563. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9612563>. [Accessed: 10-Nov-2023].
30. P. Shulpina and V. A. Dokuchaev "PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS FOR MACHINE LEARNING," 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.36724/2664-066x-2022-8-6-18-24>. [Accessed: 13.11.2023]

**ПРИНЦИПОВІ КОНЦЕПЦІЇ ТА СТРУКТУРУВАННЯ РІЗНИХ РІВНІВ ОСВІТИ
З ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНЕРГЕТИЧНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ**

31. M. Al-Maolegi and B. Arkok, "An Improved Apriori Algorithm for Association Rules," in International Journal on Natural Language Computing (IJNLC), vol. 3, no. 1, February 2014, doi: 10.5121/ijnlc.2014.3103. [Online]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1403.3948.pdf>. [Accessed: 01.11.2023].
32. S. Panthee, S. Rajkarnikar, and R. Begum, "Career Guidance System Using Machine Learning," Journal of Advanced College of Engineering and Management, vol. 8, no. 2, Jun. 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3126/jacem.v8i2.55947>
33. P. Lokhande, Y. Nayakwadi, M. Umardand, V. Araj, and D. Patil, "Implementation of a Computer Science Career Guidance Website that Makes Use of Machine Learning," International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET), vol. 11, no. V, May 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.22214/ijraset.2023.53262>

Надійшла до редакції :12.09.2023 р.

ЖАБЕР АМІР ХАССАН - аспірант, Вінницький національний технічний університет 21021, Хмельницьке шосе, 95, м. Вінниця, Україна, Тел.:+38(063) 2945376, *e-mail:amirjaber97@gmail.com*

JABER AMIR HASSAN

**THE METHOD OF BUILDING AN INTELLIGENT SYSTEM OF RECOMMENDATIONS FOR
PROFESSIONAL ORIENTATION**

Vinnytsia National Technical University