

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет
Кафедра

Комп'ютерної інженерії та управління
Комп'ютерних інтелектуальних технологій та систем

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти

другий (магістерський)

Інтелектуальна рекомендаційна система сумісності між учасниками освітньої діяльності при персоналізованому навчанні
(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи КІТм-22-1

Марія КОВАЛЕНКО

(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Комп'ютерні інтелектуальні технології

(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. каф. КІТС Наталія СЕРДЮК

(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Зав. кафедри

Олег РУДЕНКО

(підпис)

(власне ім'я, прізвище)

2023 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет	Комп'ютерної інженерії та управління
Кафедра	Комп'ютерних інтелектуальних технологій та систем
Рівень вищої освіти	другий (магістерський)
Спеціальність	123 Комп'ютерна інженерія
Тип програми	освітньо-професійна
Освітня програма	Комп'ютерні інтелектуальні технології

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____

(підпис)

«_____» _____ 2023р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Коваленко Марії Олександрівні

1. Тема роботи (проекту) Інтелектуальна рекомендаційна система сумісності між учасниками освітньої діяльності при персоналізованому навчанні
затверджена наказом університету від "03" листопада 2023 р. № 1290Ст

2. Термін подання учнем роботи до екзаменаційної комісії 23.01.2024р.

3. Вихідні дані до роботи (проекту) _____

1) виявлення основних ознак сумісності між учасниками освітньої діяльності в процесі навчання;

2) побудова тестової моделі нейронної мережі для визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності в процесі навчання;

3) мова програмування Python та бібліотека TensorFlow

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі:

Огляд стану проблеми та постановка задачі

Аналіз літератури за напрямком дослідження

Аналіз інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень та рекомендаційних інтелектуальних систем

Аналіз ознак сумісності для розробки нейронної мережі

Розробка тестової нейронної мережі

Експериментальні дослідження

Підготовка презентаційного матеріалу

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням кафедри)
18 слайдів презентаційного матеріалу

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявністю консультантів згідно до наказу, зазначеному у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Видача та узгодження теми проекту	06.11.2023	Виконано
2	Огляд стану проблеми та постановка задачі	07.11-19.11.2023	Виконано
3	Аналіз літератури за напрямком дослідження	20.11- 27.11.2023	Виконано
4	Аналіз інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень та рекомендаційних інтелектуальних систем	28.11-03.12.2023	Виконано
5	Аналіз ознак сумісності для розробки нейронної мережі	04.12-10.12.2023	Виконано
6	Розробка тестової нейронної мережі	11.12-24.12.2023	Виконано
7	Експериментальні дослідження	25.12-29.12.2023	Виконано
8	Підготовка ПЗ та презентаційного матеріалу	30.12-23.01.2024	Виконано
9	Подання до ДЕК	24.01.2024	Виконано
10	Захист проекту		

Дата видачі завдання «06» листопада 2023 р.

Студент _____
 (підпис)

Керівник роботи _____
 (підпис)

доцент Н. М. Сердюк
 (посада, ініціали, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 77 сторінок, 10 рисунків, 2 таблиці, 2 додатка, 14 джерел.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, СУМІСНІСТЬ, ОСВІТНІЙ ПРОЦЕС, УЧЕнь, СТУДЕНТ, ВИКЛАДАЧ

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження методів та засобів для оцінки сумісності між учасниками освітньої діяльності при персоналізованому процесі навчання з використанням нейромереж, а також розробка елементів інтелектуальної рекомендаційної системи визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності.

Перевагами використання нейронних мереж є можливість аналізу великої кількості ознак, що впливають на сумісність. Це дозволяє розробити рекомендаційні системи та передбачити сумісність з використанням складних взаємозв'язків між різними характеристиками учасників освітньої діяльності.

Цей підхід може сприяти покращенню навчання та підвищенню ефективності від навчального процесу.

ABSTRACT

Explanatory note of the qualification work: 77 pages, 10 figures, 2 tables, 2 appendices, 14 sources.

INTELLIGENT RECOMMENDER SYSTEM, NEURAL NETWORK, COMPATIBILITY, EDUCATIONAL PROCESS, STUDENT, STUDENT, TEACHER

The purpose of the qualification work is the research of methods and tools for assessing the compatibility between participants of educational activities during the personalized learning process using neural networks, as well as the development of elements of an intelligent recommendation system for determining the compatibility between participants of educational activities.

The advantages of using neural networks are the ability to analyze a large number of features that affect compatibility. This makes it possible to develop recommender systems and predict compatibility using complex interrelationships between various characteristics of participants in educational activities.

This approach can help improve learning and increase the effectiveness of the educational process.

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет
Кафедра

Комп'ютерної інженерії та управління
Комп'ютерних інтелектуальних технологій та систем

АНОТАЦІЯ

КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

рівень вищої освіти

другий (магістерський)

Інтелектуальна рекомендаційна система сумісності між учасниками освітньої діяльності при персоналізованому навчанні
(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи КІТм-22-1

Марія КОВАЛЕНКО

(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня

програма

Комп'ютерні

інтелектуальні технології

(повна назва освітньої програми)

Керівник

доц. каф. КІТС Наталія СЕРДЮК

(посада, власне ім'я, прізвище)

2023

АНОТАЦІЯ

Коваленко М. О. Інтелектуальна рекомендаційна система сумісності між учасниками освітньої діяльності при персоналізованому навчанні. – Магістерська кваліфікаційна робота.

Відкриття в області штучного інтелекту (ШІ) змінили наше сприйняття можливостей технологій та надали нові перспективи для вирішення складних проблем у різних сферах людської діяльності. Одним з ключових напрямків розвитку ШІ є нейронні мережі, які імітують структуру та функціонування людського мозку, що дозволяє алгоритмам навчатися та адаптуватися до нових даних без необхідності перепрограмування.

Нейронні мережі стали особливо актуальними завдяки глибокому навчанню, методу навчання нейронних мереж, який дозволяє алгоритмам виявляти та виокремлювати високорівневі відносини в даних, використовуючи ієрархію абстрактних репрезентацій. Це призводить до значного покращення продуктивності та точності навчання. Важливість використання нейронних мереж зростає в останні роки завдяки стрімкому розвитку обчислювальної потужності, наявності великих наборів даних та розробці ефективних методів оптимізації. Застосування нейронних мереж охоплює ряд сфер, таких як розпізнавання зображень, обробка мови, рекомендаційні системи, автономні транспортні засоби, медицина, фінансові послуги та багато інших.

У першому розділі проведений аналіз предметної області, розглянуті рекомендаційні системи зі застосуванням штучного інтелекту, а також зроблений порівняльний аналіз інтелектуальних рекомендаційних систем та інтелектуальних систем прийняття рішень. Для вирішення проблеми визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності при навчанні була обрана інтелектуальна рекомендаційна система визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності.

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження методів та засобів для оцінки сумісності між учасниками освітньої діяльності при персоналізованому процесі навчання з використанням нейромереж, а також розробка елементів інтелектуальної рекомендаційної системи визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності.

Однією з ключових переваг використання нейронних мереж у цьому контексті є можливість аналізу великої кількості ознак, що впливають на сумісність. Це дозволяє розробляти рекомендаційні системи та передбачувати сумісність з використанням складних взаємозв'язків між різними характеристиками учасників освітньої діяльності.

У другому розділі розглянули проблему сумісності між учасниками освітньої діяльності при персоналізованому навчанні. Ця проблема визначає якість навчання та загальний досвід учнів, вона спрямована на забезпечення оптимального навчального середовища та максимізацію навчального потенціалу кожного учня. Розглянули методологію для оцінки сумісності з використанням нейромереж та визначили, які типи даних є необхідними для тренування нейромережевої моделі.

У третьому розділі проаналізували типи нейронних мереж, які можна використовувати для визначення сумісності учня та викладача, залежно від конкретних вимог і характеристик проблеми. Визначили архітектуру нейромережі для вирішення поставленої мети. Вирішено було використовувати мову програмування Python та бібліотеку TensorFlow для створення, тренування та використання нейронної мережі.

У четвертому розділі була наведена практична реалізація запропонованої нейромережевої моделі. Функція втрат та метрики оцінки продуктивності були обговорені для визначення якості моделі. Наведені набори навчальних та тестових даних. Приведений лістинг вхідного програмного коду для вирішення необхідних задач. Для аналізу процесу навчання моделі була наведена візуалізація цього процесу. Візуалізації показали, що кінцева модель достатньо

натренована та може видавати результати високої точності. У контексті визначення сумісності учня та викладача відповіддю нейронної мережі буде одне значення від 0 до 1, що представляє прогнозовану оцінку сумісності для цієї пари учасників освітньої діяльності. Це значення можна інтерпретувати як можливість сумісності пари на основі вхідних ознак, наданих нейронної мережі. Результати, котрі були отримані під час останнього навчання, збігаються з тестовими результатами.

Усі ці аспекти допомагають розуміти важливість та можливості використання нейромереж у визначенні сумісності між учасниками освітньої діяльності. Цей підхід може сприяти покращенню навчання та підвищенню задоволення учасників від навчального процесу.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, СУМІСНІСТЬ, ОСВІТНІЙ ПРОЦЕС, УЧЕНЬ, ВИКЛАДАЧ

Публікації здобувача за темою роботи:

Коваленко М.О. Перспективи розробки інтелектуальної системи «Вибір репетитора»: матеріали XVI Всеукр. наук.-практ. WEB конф. аспірантів, студентів та молодих вчених «Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі» КІСМ-2023, м. Кривий Ріг, 21-23 березня 2023 р., Кривий Ріг, 2023. С. 153.

Коваленко М.О. Використання нейронних мереж для визначення сумісності між викладачем і студентом: матеріали 27-й Міжнародного молодіжного форуму «Радіоелектроніка і молодь у XXI столітті», м. Харків, 10-12 травня 2023 р., Т. 5. – Харків: ХНУРЕ. 2023. С. 63.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, скорочень і термінів	11
Вступ	12
1 Аналіз предметної області та постановка задачі дослідження	14
1.1 Рекомендаційні системи зі застосуванням штучного інтелекту	14
1.1.1 Інтелектуальні системи підтримки рішень	14
1.1.2 Інтелектуальні рекомендаційні системи	16
1.1.3 Порівняльний аналіз інтелектуальних рекомендаційних систем та інтелектуальних систем прийняття рішень	19
1.2 Інтелектуальна рекомендаційна система визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності	21
1.3 Постановка задачі дослідження	26
2 Аналіз ознак сумісності для розробки нейронної мережі	28
2.1 Визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності	29
2.2 Вибір ознак сумісності для визначення сумісності	31
3 Розробка тестової нейронної мережі	34
4 Практична реалізація запропонованої моделі нейромережі	43
Висновки	58
Перелік використаних джерел	60
Графічний матеріал кваліфікаційної роботи	61
Додаток А. Вихідний програмний код	62
Додаток Б. Слайди презентації	68

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

CNN - Convolutional Neural Network (згорткові нейронні мережі);

IDSS - Intelligent Decision Support System, (інтелектуальні системи підтримки рішень);

IRS - Intelligent Recommender Systems (інтелектуальні рекомендаційні системи);

LSTM - Long Short-Term Memory (довгострокові короткочасні мережі);

RNN -Recurrent Neural Network (рекурентні нейронні мережі);

ШІ - штучний інтелект;

ВСТУП

Використання штучного інтелекту (ШІ) відкриває нові можливості для розв'язання складних задач, які традиційні методи не можуть ефективно вирішити. Це стосується, наприклад, розпізнавання образів, де нейронні мережі можуть досягти рівня точності, який перевищує людську здатність розпізнавати об'єкти та відмінності між ними.

В області обробки природної мови, ШІ та нейронні мережі допомагають створювати інтуїтивні та ефективні інтерфейси для спілкування між людьми та машинами, включаючи генерацію тексту, переклад мов, розпізнавання голосу та семантичний аналіз. У сфері медицини ШІ став незамінним інструментом для аналізу медичних даних та діагностики хвороб. Це сприяє ранньому виявленню хвороб та підвищенню якості лікування. Застосування ШІ та нейронних мереж у фінансовій сфері дозволяє компаніям оптимізувати портфелі інвестицій, аналізувати ризики та прогнозувати ринкові тренди. Вони також використовуються для виявлення шахрайства та надання персоналізованих фінансових послуг. Освіта та наукові дослідження в галузі ШІ та нейронних мереж також мають велике значення для підготовки нового покоління спеціалістів та вчених, які розуміють можливості та обмеження цих технологій, а також зможуть інноваційно підходити до їх застосування.

Враховуючи широкий спектр можливостей, які ШІ надає для рішення складних проблем та розвитку нових технологій, його важливість у сучасному світі не можна переоцінити. Ці технології відкривають двері до нових горизонтів у розумінні природи людського інтелекту, сприяють прискоренню наукових відкриттів та створюють можливості для підвищення якості життя та благополуччя людства. Використання нейронних мереж стає все більш популярним в останні роки, і однією з сфер, де вони можуть бути особливо ефективними, є освітня діяльність. Сумісність учасників освітньої діяльності

вже давно визнано важливим фактором у процесі навчання, використання традиційних методів оцінки сумісності може зайняти багато часу та бути суб'єктивним.

Нейронні мережі пропонують альтернативний підхід, який може бути більш ефективним, точним і об'єктивним. Використовуючи великий набір даних пар учасників освітньої діяльності і їхні рейтинги сумісності, нейронну мережу можна навчити виявляти моделі та зв'язки між різними характеристиками, що сприяють сумісності, такими як риси особистості, стилі навчання та методи навчання.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1. Рекомендаційні системи зі застосуванням штучного інтелекту

Нейронні мережі стали особливо актуальними завдяки глибокому навчанню, методу навчання нейронних мереж, який дозволяє алгоритмам виявляти та виокремлювати високорівневі відносини в даних, використовуючи ієрархію абстрактних репрезентацій. Це призводить до значного покращення продуктивності та точності навчання. Важливість використання нейронних мереж зростає в останні роки завдяки стрімкому розвитку обчислювальної потужності, наявності великих наборів даних та розробці ефективних методів оптимізації. Застосування нейронних мереж охоплює ряд сфер, таких як розпізнавання зображень, обробка мови, рекомендаційні системи, автономні транспортні засоби, медицина, фінансові послуги та багато інших.

1.1.1 Інтелектуальні системи підтримки рішень

Інтелектуальні системи підтримки рішень (IDSS) - це комп'ютерні програми, які використовують технології штучного інтелекту, машинного навчання, та оптимізації для підтримки аналізу, моделювання сценаріїв, оцінки ризиків та прийняття рішень у різних галузях та контекстах. Їх метою є підвищення ефективності та якості прийняття рішень в організаціях [1].

IDSS можуть використовувати різноманітні методи машинного навчання та оптимізації, такі як лінійне програмування, ієрархічні моделі, марківські процеси, генетичні алгоритми, нейронні мережі та інші. Їх можна застосовувати у різних галузях, таких як фінанси, логістика, маркетинг, управління проектами та організаційне управління.

Деякі приклади застосування IDSS включають:

- фінансові рішення: оптимізація портфельів інвестицій, кредитний ризик, прогнозування курсів валют, та розрахунок оптимальних ставок страхування.
- логістичні рішення: планування доставки, маршрутизація транспорту, оптимізація розміщення складів та управління запасами.
- маркетингові рішення: аналіз даних про клієнтів, сегментування ринку, розробка стратегій просування продуктів, та прогнозування відгуку клієнтів на рекламні кампанії.
- управління проектами: планування проектів, розподіл ресурсів, оцінка ризиків, та відстеження прогресу проектів.
- організаційне управління: розробка стратегічних планів, аналіз ринкових тенденцій, оцінка конкурентного середовища, визначення ключових показників ефективності та управління персоналом.
- виробництво та управління якістю: оптимізація виробничих процесів, планування запасів, контроль якості продукції та розробка системи управління якістю.
- управління ресурсами: оптимізація використання енергії, води та інших ресурсів, планування розміщення об'єктів інфраструктури та екологічне планування.

IDSS допомагають менеджерам, аналітикам, власникам бізнесу та іншим професіоналам у прийнятті рішень на різних рівнях організації. Вони надають засоби для ефективного аналізу даних, моделювання сценаріїв та розрахунку оптимальних стратегій, що допомагає підвищити продуктивність та конкурентоспроможність організацій.

Зростання обсягу доступних даних та розвиток технологій штучного інтелекту відкривають нові можливості для застосування IDSS у більш широкому спектрі галузей та функцій. Вони допомагають організаціям адаптуватися до змінних ринкових умов та стрімкого розвитку технологій, підтримуючи при цьому високу якість прийняття рішень.

1.1.2 Інтелектуальні рекомендаційні системи

Рекомендаційні системи - це також комп'ютерні програми, що використовують алгоритми та методи штучного інтелекту для надання користувачам персоналізованих рекомендацій продуктів, послуг або інформації. Вони активно використовуються в різних галузях, включаючи електронну комерцію, стрімінгові сервіси, соціальні мережі та інтернет-пошук [2].

Рекомендаційні системи можуть бути класифіковані за наступними критеріями:

За методом фільтрації:

- фільтрація на основі співпраці (collaborative filtering): базується на поведінці інших користувачів, схожих на поточного користувача. Якщо користувачі з подібними смаками люблять певний продукт, цей продукт може бути рекомендований поточному користувачу;

- фільтрація на основі вмісту (content-based filtering): базується на характеристиках продуктів, які раніше цікавили користувача. Якщо користувач любить певні характеристики продукту, інші продукти з подібними характеристиками можуть бути рекомендовані.

За методом використання даних:

- memory-based: працюють безпосередньо з історичними даними користувачів та продуктів для роботи з рекомендаціями;

- model-based: використовують математичні моделі, такі як нейронні мережі, класифікатори або класичні статистичні методи для визначення рекомендацій на основі даних користувачів та продуктів.

Рекомендаційні системи відіграють важливу роль в сучасному світі, допомагаючи користувачам знайти цікаві для них продукти або інформацію

серед великої кількості доступних даних. Вони стають все більш важливими в епоху інформаційного перевантаження, коли обсяг доступної інформації і продуктів росте надзвичайно швидко.

Основні переваги рекомендаційних систем:

- персоналізація: надання індивідуально налаштованого досвіду для користувачів, допомагаючи їм знайти продукти або інформацію, яка найбільше відповідає їхнім інтересам і потребам;

- збільшення продажів: покращення продажів продуктів або послуг за рахунок рекомендацій, що враховують попит користувачів та їхні смаки;

- збільшення залученості користувачів: відтворення контенту, який відповідає інтересам користувачів, сприяє збільшенню часу, який вони проводять на платформі, та підвищенню їх задоволення;

- зниження відсотка відмов: рекомендації засновані на інтересах користувачів можуть знизити кількість відмов від продуктів або послуг.

Однак рекомендаційні системи також стикаються з деякими проблемами та викликами, а саме:

- а) холодний старт: новим користувачам або новим продуктам може бути важко отримати релевантні рекомендації, оскільки система не має достатньої інформації про їхні смаки або характеристики;

- б) середність: рекомендаційні системи можуть мати тенденцію рекомендувати популярні продукти, що призводить до зменшення різноманітності рекомендацій та пропуску менш популярних, але цікавих продуктів;

- в) проблеми з приватністю: збір і обробка великої кількості даних про користувачів може ставити під загрозу їх приватність та безпеку особистої інформації.

Щоб подолати ці виклики, дослідники та розробники працюють над вдосконаленням алгоритмів рекомендаційних систем, впровадженням

гібридних підходів (комбінація фільтрації на основі співпраці та фільтрації на основі вмісту), а також врахуванням етичних та правових аспектів приватності.

Нейронні мережі, зокрема глибоке навчання, відіграють важливу роль у вдосконаленні рекомендаційних систем. Завдяки своїй здатності виявляти складні закономірності та взаємозв'язки в даних, нейронні мережі можуть значно покращити якість та точність рекомендацій. Деякі з найпопулярніших типів нейронних мереж, що використовуються в рекомендаційних системах, включають мережі прямого розповсюдження, автоенкодери, рекурентні нейронні мережі (RNN), довгострокові короткочасні мережі (LSTM) та згорткові нейронні мережі (CNN).

У світлі швидкого розвитку штучного інтелекту та нейронних мереж рекомендаційні системи продовжують розвиватися, надаючи все більш точні та персоналізовані рекомендації для користувачів. Це не тільки поліпшує досвід користувачів та сприяє успіху компаній, але і допомагає суспільству в цілому краще впоратися з викликами інформаційного перевантаження.

Інтелектуальні рекомендаційні системи - це програмні рішення, які використовують алгоритми, даними та штучний інтелект для надання персоналізованих рекомендацій користувачам. Вони широко застосовуються у різних галузях, таких як електронна комерція, стрімінгові сервіси, соціальні мережі та інші онлайн-платформи. Їх метою є підвищення задоволення користувачів, залучення та збереження клієнтів та підвищення конверсії.

Інтелектуальні рекомендаційні системи можуть бути розділені на три основні типи:

- колаборативна фільтрація, фільтрація на основі співпраці [2]. Цей підхід базується на відгуках, оцінках та поведінці користувачів. Він аналізує подібність між користувачами або елементами, щоб рекомендувати продукти чи контент, який подобається іншим користувачам зі схожими інтересами.

- фільтрація на основі вмісту (content-based filtering). Цей тип рекомендаційної системи аналізує властивості об'єктів (товарів, фільмів, статей

тощо) і рекомендує користувачам елементи, які мають схожі характеристики з тими, що вже сподобалися користувачу.

- гібридні рекомендаційні системи [2, 3]. Ці системи комбінують елементи колаборативної фільтрації та фільтрації на основі вмісту, щоб забезпечити більш точні та ефективні рекомендації. Гібридні системи можуть враховувати багато різних аспектів, таких як контекст користувача, демографічні дані та інші.

Штучний інтелект та машинне навчання відіграють важливу роль у розвитку інтелектуальних рекомендаційних систем. Застосування алгоритмів машинного навчання, таких як нейронні мережі, дерева рішень, кластеризація та ін., дозволяє системам ставати все більш інтелектуальними та ефективними в підборі рекомендацій.

1.2.3 Порівняльний аналіз інтелектуальних рекомендаційних систем та інтелектуальних систем прийняття рішень

Інтелектуальні рекомендаційні системи та інтелектуальні системи підтримки рішень мають ряд відмінностей, хоча обидві використовують штучний інтелект та машинне навчання для покращення процесів та допомоги користувачам.

Основна мета:

IRS мають на меті надавати персоналізовані рекомендації користувачам з метою підвищення задоволення клієнтів та залучення. Вони використовуються в електронній комерції, стрімінгових сервісах, соціальних мережах та інших онлайн-платформах.

IDSS допомагають у прийнятті рішень на основі аналізу даних, моделювання сценаріїв, оптимізації ресурсів та ризиків. Вони застосовуються у різних галузях, таких як фінанси, логістика, маркетинг, управління проектами та організаційне управління.

Типи аналізу:

IRS зосереджуються на аналізі відгуків, оцінок, поведінки користувачів та характеристик об'єктів, щоб визначити персоналізовані рекомендації.

IDSS аналізують широкий спектр даних та вимог, враховуючи динаміку бізнесу, фінансові показники, демографічні дані, ринкові умови та інші чинники, щоб приймати обґрунтовані рішення.

Види використання:

IRS часто використовуються для рекомендації товарів, фільмів, музики, статей та іншого контенту, що може зацікавити користувача.

IDSS використовуються для підтримки стратегічного та тактичного планування, управління ресурсами, оптимізації робочих процесів та контролю за ризиками. Вони допомагають у підготовці бізнес-планів, прогнозуванні та аналізі продажів, розробці маркетингових стратегій та інших аспектах управління.

Технічні аспекти:

IRS в основному базуються на алгоритмах колаборативної фільтрації, фільтрації на основі вмісту та гібридних підходах, які комбінують обидва підходи.

IDSS можуть використовувати різноманітні методи машинного навчання та оптимізації, такі як лінійне програмування, ієрархічні моделі, марківські процеси, генетичні алгоритми, нейронні мережі та інші.

Сфера впливу на користувачів:

IRS працюють з кінцевими користувачами, які шукають рекомендації для товарів чи контенту, що відповідає їхнім інтересам.

IDSS зазвичай спрямовані на допомогу менеджерам, аналітикам, власникам бізнесу та іншим професіоналам у прийнятті рішень на різних рівнях організації.

Загалом, інтелектуальні рекомендаційні системи та інтелектуальні системи підтримки рішень відрізняються за своєю метою, типами аналізу,

використанням, технічними аспектами та сферою впливу на користувачів. Обидві системи використовують ШІ та машинне навчання для підтримки користувачів, але IRS фокусуються на персоналізації рекомендацій, тоді як IDSS спрямовані на підтримку прийняття рішень в різних аспектах управління та бізнесу.

Деякі можливі сценарії використання інтелектуальних систем прийняття рішень включають:

- у фінансовій сфері: IDSS можуть допомагати в оптимізації портфелів інвестицій, кредитного ризику, аналізі ринкових умов та прогнозуванні курсів валют;

- у логістиці: IDSS можуть допомогти в плануванні доставки, маршрутизації транспорту, оптимізації розміщення складів та управління запасами;

- у маркетингу: IDSS можуть аналізувати дані про клієнтів, сегментувати ринок, розробляти стратегії просування продуктів та прогнозувати відгук клієнтів на рекламні кампанії;

- в управлінні проектами: IDSS можуть допомогти в плануванні проектів, розподілі ресурсів, оцінці ризиків та відстеженні прогресу проектів;

- в організаційному управлінні: IDSS можуть допомогти в розробці стратегічних планів, аналізі ринкових тенденцій, оцінці конкурентного середовища та визначенні ключових показників ефективності (KPI).

Хоча інтелектуальні рекомендаційні системи та інтелектуальні системи підтримки рішень мають ряд відмінностей, обидві вони використовують потужні технології ШІ та машинного навчання для підвищення ефективності та забезпечення кращих результатів для користувачів та організацій.

1.2 Інтелектуальна рекомендаційна система визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності

Використання нейронних мереж стає все більш популярним в останні роки, і однією з сфер, де вони можуть бути особливо ефективними, є визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності при персоналізованому навчанні. Згідно до Статті 1 Закону України «Про освіту», освітня діяльність - діяльність суб'єкта освітньої діяльності, спрямована на організацію, забезпечення та реалізацію освітнього процесу у формальній та/або неформальній освіті [4]. Також, згідно до Статті 52 Закону України «Про освіту», учасниками освітнього процесу є здобувачі освіти (учні, студенти) та педагогічні, науково-педагогічні та наукові працівники [4].

У центрі освітнього процесу – здобувач, його індивідуально-психологічні особливості, таланти, слабкі та сильні сторони, соціальне середовище та культурний контекст – усе це інструменти персоналізації. Персоналізоване навчання та традиційне навчання — це два підходи до освіти, які роками обговорюються [5]. Хоча традиційне навчання є більш традиційним підходом, персоналізоване навчання є більш сучасним підходом, який набуває популярності в системі освіти. Персоналізоване навчання – це більш сучасний підхід до освіти, який орієнтований на індивідуальні потреби кожного здобувача. Цей підхід використовує технологію для адаптації навчального матеріалу до потреб кожного здобувача та забезпечує більшу гнучкість та індивідуальність.

Крім того, персоналізоване навчання може допомогти здобувачам розвинути кращі навички вирішення проблем, оскільки вони можуть налаштувати свій навчальний матеріал відповідно до власних потреб. Ще одна перевага персоналізованого навчання полягає в тому, що воно може допомогти скоротити час, витрачений на запам'ятовування. Дозволяючи здобувачам налаштовувати свої навчальні матеріали, вони можуть більше зосередитися на розумінні матеріалу, а не на запам'ятовуванні. Це може допомогти покращити розуміння та розуміння учнями матеріалу. Нарешті, персоналізоване навчання може допомогти скоротити час, витрачений на оцінювання та оцінювання.

Дозволяючи здобувачам редагувати свій навчальний матеріал, викладачі можуть більше зосередитися на наданні зворотного зв'язку та вказівках своїм учням. Це може допомогти підвищити залученість і продуктивність здобувачів [6].

Сумісність між учасниками освітньої діяльності створює сприятливі умови для персоналізованого навчання. Кожен учень має свої властивості, особливості та індивідуальний спосіб сприйняття матеріалу. Якщо викладач відчуває та розуміє ці особливості, він може пристосувати методи навчання та підходи до кожного учня, сприяючи кращому засвоєнню знань. У той час як сумісність між викладачем і учнем давно визнана важливим фактором у процесі навчання, використання традиційних методів оцінки сумісності може зайняти багато часу та бути суб'єктивним [7].

Коли справа доходить до персоналізованого навчання, сучасні інтелектуальні технології можуть бути потужним інструментом.

Нейронні мережі пропонують альтернативний підхід, який може бути більш ефективним, точним і об'єктивним. Використовуючи великий набір даних пар учень-викладач і їхні оцінки сумісності, нейронну мережу можна навчити розпізнавати закономірності та зв'язки між різними характеристиками, які сприяють сумісності, такими як риси особистості, стилі навчання та методи навчання [8].

Після навчання нейронну мережу можна використовувати для прогнозування оцінки сумісності для нової пари учень-викладач на основі їхніх відповідних особливостей. Цей підхід може бути особливо корисним у великих навчальних закладах, де викладачам може бути неможливим оцінити сумісність з кожним учнем окремо.

Крім того, використання нейронної мережі для визначення сумісності може допомогти визначити учнів, яким може бути корисний певний стиль або підхід до викладання, дозволяючи викладачам пристосовувати свої методи навчання до індивідуальних потреб учнів. Це, у свою чергу, може призвести до

кращих академічних результатів і більш позитивного досвіду навчання для учнів [8].

Перехід від традиційної інтелектуальної рекомендаційної системи до рекомендаційної системи визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності передбачає зосередження на розробці алгоритмів і методів, які більше спрямовані на підбір відповідної пари викладач-учень замість рекомендацій товарів чи контенту. Кілька ключових аспектів, які повинні бути враховані при розробці рекомендаційної системи визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності:

- особисті характеристики. Дані про особисті якості та характеристики учнів і викладачів, такі як вік, стать, рівень освіти, досвід, стиль викладання та особисті інтереси;

- навчальні стилі та потреби. Розгляд відмінностей в навчальних стилях учнів та підходах до викладання, які використовуються викладачами, може сприяти кращому зіставленню пар викладач-учень;

- фахова сумісність. Врахування спеціалізації викладача, області знань та досвіду у конкретних предметах може допомогти забезпечити успішну співпрацю;

- графік та часові зони. Налаштування рекомендаційної системи на урахування графіків та часових зон обох сторін може полегшити співпрацю та узгодження часу для занять;

- відгуки та оцінки. Аналіз відгуків та оцінок від попередніх учнів може надати корисну інформацію про ефективність викладача та його підхід до викладання;

Щоб розробити таку рекомендаційну систему, можна використовувати різні методи машинного навчання та аналізу даних, такі як колаборативна фільтрація, контент-орієнтована фільтрація, кластеризація та глибоке навчання.

Колаборативна фільтрація. Цей метод базується на ідеї, що учні зі схожими відгуками про викладачів можуть мати схожі вподобання. Він може

використовуватися для рекомендацій викладачів на основі схожості між учнями.

Контент-орієнтована фільтрація. В цьому підході рекомендації генеруються на основі характеристик викладачів та учнів, таких як освіта, досвід, спеціалізація та інші атрибути. Це може допомогти знайти викладачів, які відповідають конкретним потребам учнів.

Кластеризація. Методи кластеризації можуть виявляти групи учнів та викладачів зі схожими характеристиками та відгуками. Ці групи можуть бути використані для підбору відповідних пар викладач-учень.

Глибоке навчання. Застосування глибоких нейронних мереж або інших технологій глибокого навчання може допомогти виявити складні шаблони та зв'язки між характеристиками учнів та викладачів, що може покращити якість рекомендацій [8].

При розробці рекомендаційної системи визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності важливо враховувати всі ці аспекти та вибрати найбільш підходящий підхід для конкретної проблеми. Також важливо проводити регулярне оновлення та оцінку системи на основі зворотного зв'язку від користувачів та змін у даних про учнів та викладачів. Це може допомогти підтримувати актуальність рекомендацій та підвищити їх якість.

Є декілька додаткових кроків та рекомендацій для успішного впровадження рекомендаційної системи визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності, а саме:

- збір та обробка даних. Відбір належних даних про учнів та викладачів є важливим для розробки ефективної рекомендаційної системи. Враховуйте різні джерела даних, такі як анкети, інтерв'ю, відгуки користувачів, дані про успішність та історію співпраці;

- оцінка та тестування. Необхідно регулярно проводити оцінку та тестування алгоритмів, щоб забезпечити їхню відповідність та ефективність.

Можна використовувати перехрестову перевірку та інші методи оцінки для виявлення можливих проблем та поліпшення алгоритмів;

- необхідно впроваджувати постійні покращення у рекомендаційну систему на основі зворотного зв'язку від користувачів та оновлених даних. Це допоможе підтримувати високу якість рекомендацій та адаптуватися до змін у вимогах користувачів та ситуаціях на ринку;

- також важливими є прозорість та пояснювальність. Треба забезпечувати прозорість рекомендацій, пояснюючи користувачам, як система працює, та на основі яких критеріїв рекомендації були сформовані. Це допоможе створити довіру до системи та сприятиме залученню користувачів.

- захист приватності та безпека даних. Необхідно враховувати питання приватності та безпеки даних користувачів у процесі розробки та впровадження рекомендаційної системи. Вживати необхідних заходів для захисту особистої інформації та дотримання відповідних законодавчих вимог.

Для успішного впровадження рекомендаційної системи визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності, інтеграція з існуючими системами управління навчанням та платформами співпраці може допомогти забезпечити плавний процес підбору та співпраці. Необхідно встановити систему моніторингу та звітування, щоб відстежувати ефективність рекомендаційної системи та виявляти можливі проблеми або можливості для покращення. Використовуйте ці дані для оптимізації системи та забезпечення найкращих можливих результатів для користувачів.

З урахуванням цих кроків та рекомендацій, розробка та впровадження рекомендаційної системи визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності може допомогти поліпшити процес навчання, забезпечуючи відповідний підбір викладачів та учнів для досягнення кращих результатів навчання.

1.3 Постановка задачі дослідження

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження методів та засобів для оцінки сумісності між учасниками освітньої діяльності при персоналізованому процесі навчання з використанням нейромереж, а також розробка елементів інтелектуальної рекомендаційної системи визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності.

Для реалізації поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання:

- провести аналіз предметної області;
- провести порівняльний аналіз інтелектуальних рекомендаційних систем та інтелектуальних систем прийняття рішень;
- провести аналіз засобів для оцінки сумісності з використанням нейромереж;
- на основі отриманих результатів аналізу розробити тестову модель нейромережі для визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності при персоналізованому навчанні;
- на практиці реалізувати запропоновану модель за допомогою обраних інструментів та засобів.

2 АНАЛІЗ ОЗНАК СУМІСНОСТІ ДЛЯ РОЗРОБКИ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Використання нейронних мереж стає все більш популярним в останні роки, і однією з сфер, де вони можуть бути особливо ефективними, є визначення сумісності між викладачем і учнем. У той час як сумісність між викладачем і учнем давно визнана важливим фактором у процесі навчання, використання традиційних методів оцінки сумісності може зайняти багато часу та бути суб'єктивним.

Нейронні мережі пропонують альтернативний підхід, який може бути більш ефективним, точним і об'єктивним. Використовуючи великий набір даних пар учень-викладач і їхні оцінки сумісності, нейронну мережу можна навчити розпізнавати закономірності та зв'язки між різними характеристиками, які сприяють сумісності, такими як риси особистості, стилі навчання та методи навчання.

Після навчання нейронну мережу можна використовувати для прогнозування оцінки сумісності для нової пари учень-викладач на основі їхніх відповідних особливостей. Цей підхід може бути особливо корисним у великих навчальних закладах, де викладачам може бути неможливим оцінити сумісність з кожним учнем окремо.

Крім того, використання нейронної мережі для визначення сумісності може допомогти визначити здобувачів, яким може бути корисний певний стиль або підхід до викладання, дозволяючи викладачам пристосовувати свої методи навчання до індивідуальних потреб здобувачів. Це, у свою чергу, може призвести до кращих академічних результатів і більш позитивного досвіду навчання для учнів.

2.1 Визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності

Проблема сумісності між учасниками освітньої діяльності у навчальному процесі є важливою і впливовою з кількох ключових причин. Ця проблема визначає якість навчання та загальний досвід учнів, вона спрямована на забезпечення оптимального навчального середовища та максимізацію навчального потенціалу кожного учня.

Сумісність між учасниками освітньої діяльності створює сприятливі умови для персоналізованого навчання. Кожен учень має свої властивості, особливості та індивідуальний спосіб сприйняття матеріалу. Якщо викладач відчуває та розуміє ці особливості, він може пристосувати методи навчання та підходи до кожного учня, сприяючи кращому засвоєнню знань.

Кожен учень унікальний: має свій темп сприйняття інформації, рівень знань, інтереси та мотивацію. Викладач, розуміючи ці індивідуальні особливості кожного учня, може адаптувати підходи до навчання, враховуючи їхні потреби та здібності. Наприклад, деякі учні краще засвоюють матеріал через візуальні засоби, тоді як інші можуть найкраще розуміти через аудіо чи практичні завдання. Сумісність дозволяє створити сприятливий зв'язок між учасниками освітньої діяльності. Це важливо для відчуття учнем підтримки та зацікавленості в ньому як особистості. Викладач, будучи на одній хвилі із учнем, може краще розуміти його потреби та мотивації, що сприяє побудові ефективного навчального процесу.

Сумісність створює можливість для викладача бути наставником та підтримкою для учня. Це може включати позитивне впливання, сприяння самопродуктивності, надання конструктивного фідбеку та спрямування на досягнення максимальних навчальних результатів. Взаєморозуміння та доброзичливість між учасниками освітньої діяльності сприяють формуванню позитивної навчальної атмосфери. Коли учні відчують, що їхні інтереси та потреби враховуються, це мотивує їх активніше залучатися до навчання,

відкриваючи нові можливості для саморозвитку та досягнень. Сумісність між учасниками освітньої діяльності включає в себе розуміння потреб та інтересів учня. Коли викладач бачить, що певні теми, завдання або методи навчання викликають особливий інтерес у учня, він може адаптувати навчальний матеріал та методики, щоб максимально задовольнити ці індивідуальні потреби. Викладач може створити стимулююче навчальне середовище, враховуючи особливості та інтереси кожного учня. Це може включати використання цікавих прикладів, досліджень та завдань, які мають важливість для конкретного учня, що стимулює його активну участь та зацікавленість у вивченні предмету. Кожен учень має власні мотиви та цілі. Викладач може враховувати ці мотиви та спрямовувати їх для досягнення успіху в навчанні. Підтримка та настанови викладача можуть допомогти учням бачити зв'язок між навчанням та їхніми особистими амбіціями, що підсилює їхню мотивацію. Відчуття взаєморозуміння та підтримки викладача може допомогти учням відчувати більшу самодисципліну та відповідальність за своє навчання. Вони можуть бачити, що їхня праця та зусилля важливі для викладача, що стимулює їх долучати більше енергії та зосередженості на навчанні.

Ефективна комунікація та взаєморозуміння між викладачем та учнями є надзвичайно важливими аспектами успішного навчального процесу. Ефективна комунікація передбачає чітке та ясне висловлення інформації, що дозволяє учням зрозуміти завдання, вимоги та очікування викладача. Відкритість у спілкуванні сприяє створенню довіри та позитивного емоційного клімату. Викладач повинен враховувати різноманітність навчальних стилів, можливостей та особливостей кожного учня для досягнення найкращих навчальних результатів.

Важливо використовувати позитивний спілкуючийся стиль, що стимулює відкритість, відчуття підтримки та розуміння. Позитивний спілкуючийся стиль також сприяє залученню учнів та їхній активній участі в навчанні.

Сприйняття та аналіз поглядів та думок учнів є ключовими аспектами ефективної комунікації. Викладач повинен бути готовий слухати позиції учнів, враховувати їхній зворотний зв'язок та реагувати на нього для поліпшення навчального процесу. Коли учні та викладачі взаєморозуміють один одного, це створює гармонійне навчальне середовище, що сприяє успішному навчанню та взаємній підтримці.

Ефективне спілкування сприяє підвищенню мотивації та позитивно впливає на самооцінку учнів. Відчуття підтримки та впевненості, що виникають через ефективну комунікацію, може підштовхнути учнів до досягнення високих навчальних результатів.

Отже, створення сприятливих умов для максимальної сумісності між учасниками освітньої діяльності сприяє підвищенню мотивації та інтересу до навчання, що відіграє важливу роль у досягненні навчальних успіхів та задоволення від навчання.

2.2 Вибір ознак сумісності для визначення сумісності

Як тестовий набір даних для вирішення проблеми сумісності учня та викладача пропонуємо використовувати такі ознаки, включаючи справжні оцінки сумісності:

Вік учня

Стать учня

Вік вчителя

Стать викладача

Предмет

Досвід викладання

Особистість учня

Особистість викладача

Справжня оцінка сумісності

Дані з анкет підлягають попередній обробці. Це включає в себе нормалізацію числових даних, векторизацію категоріальних даних (наприклад, предмети) і розбиття даних на навчальний та тестовий набори.

Нормалізація числових даних і векторизація категоріальних даних - це важливі етапи підготовки даних для машинного навчання [8, 9]. За допомогою мови програмування Python числові дані нормалізуються наступним чином [10]:

```
data = [
    {"стать_учня": "чоловік", "вік_вчителя": 35,
"стать_викладача": "жінка", "предмет": "математика"},
    {"стать_учня": "жінка", "вік_вчителя": 28, "стать_викладача":
"чоловік", "предмет": "історія"},
    # Додайте інші записи анкети
]
```

Числові дані включають вік вчителя. Для нормалізації числових даних можна використовувати стандартизацію, де середнє значення вираховується та віднімається від кожного значення, а потім результат ділиться на стандартне відхилення для створення стандартних значень, використовуючи бібліотеку `scikit-learn` [10-14]:

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

# Створіть об'єкт нормалізації
scaler = StandardScaler()

# Витягніть вік викладача в окремий масив
ages = [entry["вік_вчителя"] for entry in data]

# Проведіть нормалізацію
normalized_ages = scaler.fit_transform(np.array(ages).reshape(-1,
1))
```

```
# Замініть вік викладача на нормалізовані значення
for i, entry in enumerate(data):
    entry["вік_вчителя"] = normalized_ages[i][0]
```

Категоріальні дані включають в себе стать учня та предмет. Щоб векторизувати їх, можна використовувати метод One-Hot Encoding, де кожна категорія перетворюється в бінарний вектор, де лише один елемент встановлюється в 1, вказуючи на належність до конкретної категорії.

Використовуючи бібліотеку pandas [10-14]:

```
import pandas as pd

# Створіть фрейм даних з категоріальними даними
df = pd.DataFrame(data)

# Застосуйте One-Hot Encoding до категоріальних стовпців
df_encoded = pd.get_dummies(df, columns=["стать_учня",
"стать_викладача", "предмет"])

# Результат One-Hot Encoding
print(df_encoded)
```

Результат буде містити окремий бінарний стовпець для кожної унікальної категорії в кожному категоріальному стовпці.

Після обробки дані матимуть такий вигляд:

```
preprocessed_data = [
    {"вік_викладача": -0.5, "стать_учня_чоловік": 1,
"стать_учня_жінка": 0, "стать_викладача_чоловік": 1,
"стать_викладача_жінка": 0, "предмет_математика": 1,
"предмет_історія": 0},
    {"вік_викладача": 0.5, "стать_учня_чоловік": 0,
"стать_учня_жінка": 1, "стать_викладача_чоловік": 0,
```

```
"стать_викладача_жінка": 1, "предмет_математика": 0,  
"предмет_історія": 1},  
    # Додайте інші записи анкети  
]
```

3 РОЗРОБКА ТЕСТОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Існують різні типи нейронних мереж, які можна використовувати для визначення сумісності учня та викладача, залежно від конкретних вимог і характеристик проблеми. Одним із можливих підходів є використання прямої нейронної мережі з метою класифікації, яка є типом нейронної мережі, яка може навчитися відображати вхідні дані та виходи на основі набору позначених прикладів.

Архітектура прямої нейронної мережі, яку було використано наведено на рис. 3.1.

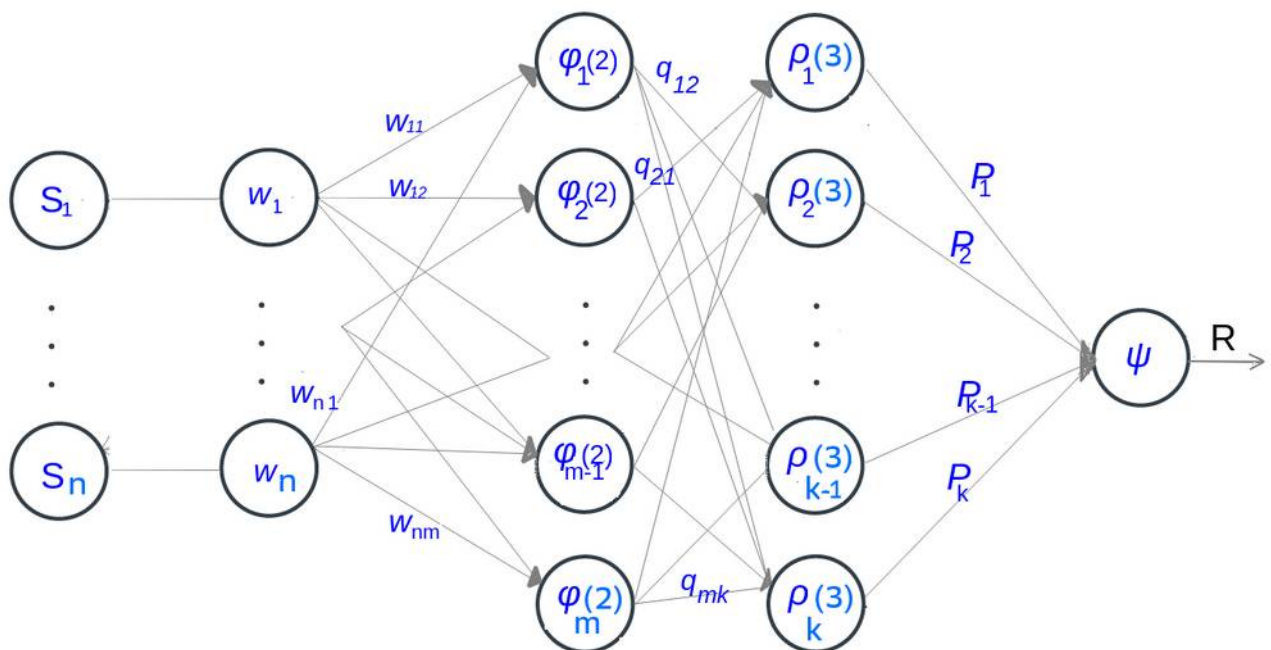


Рис. 3.1 - Архітектура використаної нейронної мережі

Дана пряма нейронна мережа, що має N входів, R виходів і K шарів, з яких перший, що містить S нейронів, є вхідним, k -й, що складається з R нейронів, - вихідним, а решта – прихованими, описується рівнянням

$$y^{(k)} = f^{(k)} \left[w^{(k)} \dots f^{(2)} \left[w^{(2)} f^{(1)} \left[w^{(1)} x + b^{(1)} \right] + b^{(2)} \right] \dots + b^{(k)} \right], \quad (3.1)$$

де $w^{(i)}$ - матриця ваг i -го шару; $b^{(i)}$ - вектор зсувів i -го шару.

Вхідний шар має n вхідних нейронів, на вхід яких подаються перетворенні значення ознаки сумісності ($S_1 - S_n$), по одному для кожної ознаки визначення. Кожен вузол представлятиме особливість учня та викладача, яка може мати значення для визначення їх сумісності. Інформація нейронів вхідного шару з ваговими коефіцієнтами $w_{ij} (i=\overline{1, n}, j=\overline{1, m})$ передається на вхід w - нейронів першого прихованого шару, потім інформація передається на нейрони другого прихованого шару, які реалізують нелінійну функцію. У вхідному шарі мережі маємо n вхідних нейронів, де кожен нейрон відповідає одній ознаці сумісності. Ці ознаки можуть представляти особливості учня і викладача, які впливають на їх сумісність. Вагові коефіцієнти (синапси) $w_{ij} (i=\overline{1, n}, j=\overline{1, m})$ зв'язують кожен вхідний нейрон з нейронами першого прихованого шару.

Інформація від вхідного шару передається на w нейронів першого прихованого шару. Цей шар може виконувати лінійні операції (наприклад, множення на вагові коефіцієнти) та нелінійну функцію активації для обробки вхідних даних. Інформація з першого прихованого шару $q_{ij} (i=\overline{1, m}, j=\overline{1, k})$ подається на нейрони другого прихованого шару. Цей шар також може виконувати нелінійні функції активації для подальшої обробки даних.

Нарешті, інформація з другого прихованого шару передається на вихідний шар, який може визначати оцінку сумісності між вчителем і студентом. Зазвичай вихідний шар має один нейрон з сигмоїдною функцією активації для виведення оцінки в діапазоні від 0 до 1.

Вихідний рівень матиме один вузол, що представлятиме оцінку сумісності між учнем і викладачем. Результатом буде значення від 0 до 1, де 0 означає відсутність сумісності, а 1 означає ідеальну сумісність.

Мережа буде навчена за допомогою контрольованого алгоритму навчання, такого як зворотне поширення, на наборі даних із позначеними прикладами, які вказують бал сумісності між парами учнів і вчителів на основі їхніх 8 ознак сумісності. Після навчання мережа може бути використана для прогнозування оцінки сумісності між будь-якою парою учня та викладача на основі їхніх 8 ознак сумісності.

Приклад того, як можна навчити та використовувати нейронну мережу:

Спочатку попередня обробка даних. Нормалізуємо вхідні дані, щоб вони мали нульове середнє значення та одиничну дисперсію, щоб нейронна мережа могла швидше сходитися під час навчання.

Ми вирішили використовувати нейронну мережу прямого зв'язку з двома прихованими рівнями, кожен з яких має 16 вузлів, і функцією Rectified Linear Unit (ReLU). Вихідний рівень має один вузол із сигмоїдною активацією.

Навчаємо нейронну мережу за допомогою зворотного поширення зі стохастичним градієнтним спуском і функцією втрат середньоквадратичної помилки. Ми проводимо навчання і використовуємо ранню зупинку, щоб запобігти перенавчанню. Після навчання ми маємо отримати точність перевірки 80%.

Використовуємо навчену нейронну мережу, щоб передбачити оцінку сумісності між новою парою учня та викладача на основі їхніх 8 ознак сумісності.

Код для створення набору даних із 10 пар учнів та вчителів з 8 ознаками детермінації та влучною оцінкою сумісності:

```
import numpy as np

NUM_PAIRS = 10
NUM_SIGNS = 8

# Generate random student and teacher data with 8 signs of
determination
```

```

student_data = np.random.randn(NUM_PAIRS, NUM_SIGNS)
teacher_data = np.random.randn(NUM_PAIRS, NUM_SIGNS)

# Calculate the compatibility scores between each pair of
students and teachers
compatibility_scores = np.random.rand(NUM_PAIRS)

# Combine the student and teacher data and the compatibility
scores into single dataset
dataset = np.hstack((student_data, teacher_data,
compatibility_scores.reshape((-1, 1))))

# Shuffle the dataset randomly
np.random.shuffle(dataset)

# Split the dataset into training and validation sets
train_dataset = dataset[:8]
val_dataset = dataset[8:]

# Print shapes of the datasets
print("Training dataset shape:", train_dataset.shape)
print("Validation dataset shape:", val_dataset.shape)

```

У цьому коді ми генеруємо NUM_PAIRS (для яких встановлено значення 10) пар випадкових даних про учнів та вчителів з NUM_SIGNS (для яких встановлено значення 8) ознак визначення. Потім ми обчислюємо оцінки сумісності між кожною парою учнів та вчителів, використовуючи np.random.rand().

Потім ми поєднуємо дані учнів та вчителів з оцінками сумісності в один набір даних, використовуючи np.hstack(). Ми перетворюємо масив оцінок сумісності у вектор-стовпець за допомогою reshape((-1, 1)) , щоб переконатися, що він має правильну форму для об'єднання по горизонталі з даними учня та вчителя.

Потім ми випадково перемішуємо набір даних, використовуючи `np.random.shuffle()`, і розділяємо набір даних на навчальний набір даних з 8 парами і перевірний набір даних з 2 парами, використовуючи нарізку масиву.

Зрештою, ми друкуємо форми наборів даних для навчання та перевірки. Зверніть увагу, що результуюча змінна набору даних буде мати форму (10, 9), оскільки ми маємо 8 ознак детермінації плюс 1 стовпець міток для оцінки сумісності.

Структура нейронної мережі для визначення сумісності учня та вчителя за 8 ознаками детермінації:

```
Input Layer (8 nodes) -> Hidden Layer (16 nodes, ReLU
activation) -> Hidden Layer (16 nodes, ReLU activation) -> Output
Layer (1 node, sigmoid activation)
```

Ця мережа має вхідний шар з 8 вузлами (по одному для кожної ознаки детермінації), два приховані шари з 16 вузлами в кожному та функціями активації ReLU та вихідний шар з 1 вузлом та сигмоподібною функцією активації.

Функція активації ReLU використовується у прихованих шарах, щоб ввести в модель нелінійність та дозволити їй вивчати складніші взаємозв'язки між вхідними функціями. Сигмоподібна функція активації у вихідному шарі використовується для створення двійкового виводу (0 або 1), який представляє прогнозовану оцінку сумісності між учнем та вчителем.

Фрагмент коду, який використовує TensorFlow для визначення та навчання цієї нейронної мережі на нашому згенерованому наборі даних:

```
import numpy as np
import tensorflow as tf

# Визначаємо архітектуру нейронної мережі
модель = tf.keras.Sequential([
```

```

        tf.keras.layers.Dense (16, активація = 'relu',
input_shape = (8,)),
        tf.keras.layers.Dense(16, активація='relu'),
        tf.keras.layers.Dense (1, активація = 'сигмоїд')
    ])

    # Скомпілюйте модель
    model.compile(optimizer='adam',    loss='binary_crossentropy',
metrics=['accuracy'])

    # Згенерувати набір даних зі 10 пар учнів та вчителів з 8
ознаками детермінації
    student_data = np.random.randn (10, 8)
    teacher_data = np.random.randn (10, 8)
    compatibility_scores = np.random.randint(2, розмір = 10)

    # Навчити модель на згенерованому наборі даних
    model.fit(np.hstack((student_data,          Teacher_data)),
compatibility_scores, epochs=50, validation_split=0,2)

```

Цей код визначає модель послідовної нейронної мережі з використанням `tf.keras.Sequential()` з трьома щільними шарами: два приховані шари з 16 вузлами в кожному та функціями активації ReLU, а також вихідний шар з 1 вузлом та сигмоподібною функцією активації.

Пропонована модель послідовної нейронної мережі з трьома щільними шарами ґрунтується на поширеній практиці використання моделей глибокого навчання для задач бінарної класифікації, таких як завдання прогнозування сумісності учня та вчителя.

Вибір двох прихованих шарів з 16 вузлами в кожному і функцій активації ReLU заснований на емпіричних даних, які свідчать про те, що більш глибокі нейронні мережі, як правило, працюють краще, ніж дрібні мережі, і що функції активації ReLU ефективні для обробки нелінійних відносин в даних.

Вихідний шар з одним вузлом та сигмоподібною функцією активації використовується для задач бінарної класифікації, метою яких є передбачення бінарного результату (у даному випадку висока чи низька сумісність). Сигмоподібна функція активації видає вихідні значення від 0 до 1, які можна інтерпретувати як прогнозовану ймовірність того, що екземпляр належить до позитивного класу (тобто висока сумісність).

В цілому, запропонована модель призначена для захоплення нелінійних відносин між вхідними функціями та вихідною змінною (тобто оцінкою сумісності), а також для створення точних прогнозів для нових екземплярів на основі шаблонів, вилучених із навчальних даних.

Загалом кількість вузлів у прихованому шарі можна розглядати як гіперпараметр, який необхідно налаштувати під час навчання моделі, щоб знайти оптимальний баланс між складністю моделі та продуктивністю узагальнення.

Ідея вибору 16 вузлів полягає в тому, щоб надати нейронній мережі достатню потужність для вивчення складних взаємозв'язків даних, уникаючи при цьому перенавчання, яке може статися, якщо кількість вузлів занадто велика в порівнянні з розміром набору даних.

Однак варто відзначити, що оптимальна кількість вузлів може змінюватись в залежності від конкретної проблеми та набору даних, і може знадобитися налаштування з використанням таких методів, як перехресна перевірка або пошук по сітці.

Вхідний шар має 8 вузлів, які відповідають 8 функцій, які використовуються для прогнозування сумісності учня та викладача. Приховані шари мають по 16 вузлів кожен і використовують функцію активації ReLU, яка зазвичай використовується в глибокому навчанні через її здатність обробляти нелінійні відносини. Вихідний шар має один вузол і використовує сигмоїдну функцію активації для отримання прогнозованої ймовірності високої сумісності.

В цілому нейронна мережа має архітектуру прямого зв'язку, в якій інформація протікає в одному напрямку від вхідного шару до вихідного шару. Ваги та зміщення нейронної мережі оптимізуються під час навчання з використанням зворотного поширення помилки та градієнтного спуску з метою мінімізації функції втрат та підвищення точності прогнозованих показників сумісності.

Потім ми компілюємо модель з оптимізатором Адама та бінарною функцією крос-ентропійних втрат.

Ми використовуємо оптимізатор Адама та бінарну функцію крос-ентропійних втрат з кількох причин:

Оптимізатор Адама: Адам - це популярний алгоритм оптимізації, який широко використовується в глибокому навчанні, оскільки він ефективний у обчислювальному відношенні і може обробляти зашумлені або розріджені градієнти. Адам має адаптивну швидкість навчання, що означає, що він регулює швидкість навчання для кожного параметра на основі історії попередніх градієнтів, що робить його придатним для оптимізації складних нейронних мереж.

Функція бінарної крос-ентропійної втрати зазвичай використовується в задачах бінарної класифікації, де мета полягає в тому, щоб передбачити бінарний результат (у даному випадку високу чи низьку сумісність). Бінарна функція крос-ентропійних втрат вимірює різницю між передбачуваними ймовірностями та істинними мітками.

Загалом комбінація оптимізатора Адама та двійкової функції крос-ентропійних втрат є широко використовуваним та ефективним вибором для навчання нейронних мереж завданням бінарної класифікації, таким як прогнозування сумісності учня та викладача.

У цьому коді використовується мова програмування Python та бібліотека TensorFlow для створення, тренування та використання нейронної мережі. Основні частини коду, які використовують TensorFlow, включають:

- `import tensorflow as tf`: Ця лінія імпортує бібліотеку TensorFlow в коді.
- `tf.keras.models.Sequential`: Використовується для створення послідовної моделі нейронної мережі.
- `tf.keras.layers.Dense`: Визначає Dense (fully connected) шари нейронної мережі.
- `tf.keras.callbacks.EarlyStopping`: Використовується для зупинки навчання моделі, якщо втрати на валідації не покращуються протягом певної кількості епох .
- `model.compile`: Компілює модель, встановлюючи функцію втрат та оптимізатор для тренування.
- `model.fit`: Тренує модель на навчальних даних.
- `model.predict`: Використовує навчену модель для здійснення передбачень.

4 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ЗАПРОПОНОВАНОЇ МОДЕЛІ НЕЙРОМЕРЕЖІ

Для вирішення завдання визначення сумісності «учень-викладач» за допомогою нейронної мережі нам знадобляться табличні дані двох типів:

- навчальний набір даних, що складається з пар учнів та вчителів з їхніми відповідними оцінками сумісності. Цей набір даних використовується для навчання моделі нейронної мережі;

- набір тестових даних, що складається з пар учнів та викладачів без оцінок сумісності. Цей набір даних використовується для оцінки продуктивності моделі навченої нейронної мережі.

Причина, через яку справжня таблиця оцінки сумісності складається з 10 рядків, а тестовий набір даних складається з 20 рядків, у тому, що справжня таблиця оцінки сумісності містить оцінки сумісності для підмножини пар тестовому набору даних. Іншими словами, тестовий набір даних містить 20 пар учнів та викладачів. Ці пари використовуються для оцінки продуктивності моделі навченої нейронної мережі. Таблиця справжньої оцінки сумісності містить оцінки сумісності для підмножини цих пар, які були приховані під час навчання моделі. Справжні оцінки сумісності застосовуються для вимірювання точності прогнозів моделі.

Таким чином, справжня таблиця оцінки сумісності включає лише оцінки сумісності для 10 пар тестового набору даних, які були приховані під час навчання моделі. Інші 10 пар у тестовому наборі даних немає справжніх оцінок сумісності і використовуються для перевірки здатності моделі робити прогнози з урахуванням нових, невидимих даних.

У контексті визначення сумісності учня та викладача відповіддю нейронної мережі буде одне значення від 0 до 1, що представляє прогнозовану оцінку сумісності для цієї пари учня та викладача. Це значення можна

інтерпретувати як можливість сумісності пари на основі вхідних ознак, наданих нейронної мережі.

На додаток до двох вищезгаданих наборів даних, ми також можемо використовувати додаткові табличні дані, такі як демографічні дані учнів та вчителів, академічні записи та інші відповідні функції, які можуть вплинути на сумісність між учнем та викладачем. Однак включення додаткових функцій може вимагати попередньої обробки та розробки функцій, перш ніж їх можна буде використовувати як вхідні дані для моделі нейронної мережі.

Ось приклад того, як передбачити оцінки сумісності за допомогою навченої нейронної мережі:

Припускаючи, що у нас є тестовий набір даних із 10 пар учнів та вчителів, а також їх 8 значень характеристик, ми можемо завантажити навчену нейронну мережу, використовуючи код Python;

```
import tensorflow as tf
```

```
# Load the trained neural network model
```

```
model = tf.keras.models.load_model('compatibility_model.h1')
```

Потім ми можемо використовувати метод `predict()` для отримання прогнозованих оцінок сумісності кожної пари в наборі даних тестування:

```
# Load the testing dataset
```

```
test_data = pd.read_csv('test_data.csv')
```

```
# Extract the input features
```

```
test_features = test_data.iloc[:, :8].values
```

```
# Predict the compatibility scores
predicted_scores = model.predict(test_features)
```

Тут ми припускаємо, що набір даних тестування зберігається в CSV-файлі з ім'ям `test_data.csv`, а вхідні дані для кожної пари учнів і вчителів зберігаються в перших 8 стовпцях CSV-файлу. Ми витягуємо ці функції за допомогою методу `iloc` із бібліотеки `Pandas`.

Метод `predict()` повертає масив передбачених показників сумісності кожної пари в наборі даних для тестування. Потім ми можемо порівняти ці прогнозовані оцінки зі справжніми оцінками сумісності в наборі даних тестування, щоб оцінити продуктивність нейронної мережі.

```
# Extract the true compatibility scores
true_scores = test_data.iloc[:, 8].values

# Calculate the mean squared error between the predicted and true scores
mse = np.mean((predicted_scores - true_scores) ** 2)

print('Mean Squared Error: {:.2f}'.format(mse))
```

Показник сумісності, передбачений нейронною мережею, перебуватиме в діапазоні від 0 до 1, де 0 вказує на низьку сумісність, а 1 на високу сумісність. Це пов'язано з тим, що ми використовуємо сигмоподібну функцію активації у вихідному шарі, яка гарантує, що прогнозована оцінка сумісності знаходиться в діапазоні від 0 до 1. Оцінка представляє ймовірність того, що пара учень-викладач матиме високу сумісність на основі вхідних функцій.

Для вирішення завдання визначення сумісності «учень-учитель» за допомогою нейронної мережі нам знадобляться табличні дані двох типів:

навчальний набір даних, що складається з пар учнів та вчителів з їхніми відповідними оцінками сумісності. Цей набір даних використовується для навчання моделі нейронної мережі (табл. 4.1).

Таблиця 4.1 - Навчальний набір даних з оцінками сумісності

Стать учня	Вік учня	Стать викладача	Вік вчителя	Предмет	Досвід	Особистість учня	Особистість викладача	Справжня оцінка сумісності
ж	14	ж	32	історія	9	інтроверт	екстраверт	0,5
ч	19	ж	50	матема- тика	26	екстраверт	екстраверт	0,8
ч	14	ч	44	іноземна мова	21	екстраверт	інтроверт	0,4
ж	16	ж	23	фізика	2	інтроверт	екстраверт	0,3
ч	17	ж	30	фізика	7	інтроверт	інтроверт	0,9
ж	16	ч	35	біологія	10	інтроверт	екстраверт	0,4
ч	16	ж	67	іноземна мова	43	інтроверт	інтроверт	0,2
ж	16	ж	60	біологія	36	екстраверт	екстраверт	0,4
ч	20	ч	26	матема- тика	5	екстраверт	інтроверт	0,7

Та ж таблиця даних (табл. 4.2). Причина, через яку справжня таблиця оцінки сумісності складається з 10 рядків, а тестовий набір даних складається з 20 рядків, у тому, що справжня таблиця оцінки сумісності містить оцінки сумісності для підмножини пар тестовому наборі даних.

Тестовий набір даних містить 20 пар учнів та вчителів без оцінок сумісності. Ці пари використовуються для оцінки продуктивності моделі навченої нейронної мережі. Таблиця справжньої оцінки сумісності містить

оцінки сумісності для підмножини цих пар, які були приховані під час навчання моделі. Справжні оцінки сумісності застосовуються для вимірювання точності прогнозів моделі.

Таблиця 4.1 -Тестовий набір даних

Учень ID	Викладач ID	Справжня оцінка сумісності
101	201	1
102	202	0
103	203	1
104	204	1
105	205	0
106	206	0
107	207	1
108	208	0
109	209	1
110	210	1
111	201	1
112	202	0
113	203	0
114	204	1
115	205	0
116	206	0
117	207	1
118	208	0
119	209	0
120	210	1

Таким чином, справжня таблиця оцінки сумісності включає лише оцінки сумісності для 10 пар тестового набору даних, які були приховані під час навчання моделі. Інші 10 пар у тестовому наборі даних немає справжніх оцінок сумісності і використовуються для перевірки здатності моделі робити прогнози з урахуванням нових, невидимих даних.

Щоб мати можливість аналізувати процес навчання, використовується

набір візуалізації, за допомогою якого створюються графіки точності мережі та крос-ентропії (функції втрат). Таким чином, після вивчення мережі з описаною вище конфігурацією було отримано дві візуалізації процесу навчання (рис. 4.2 і 4.3).

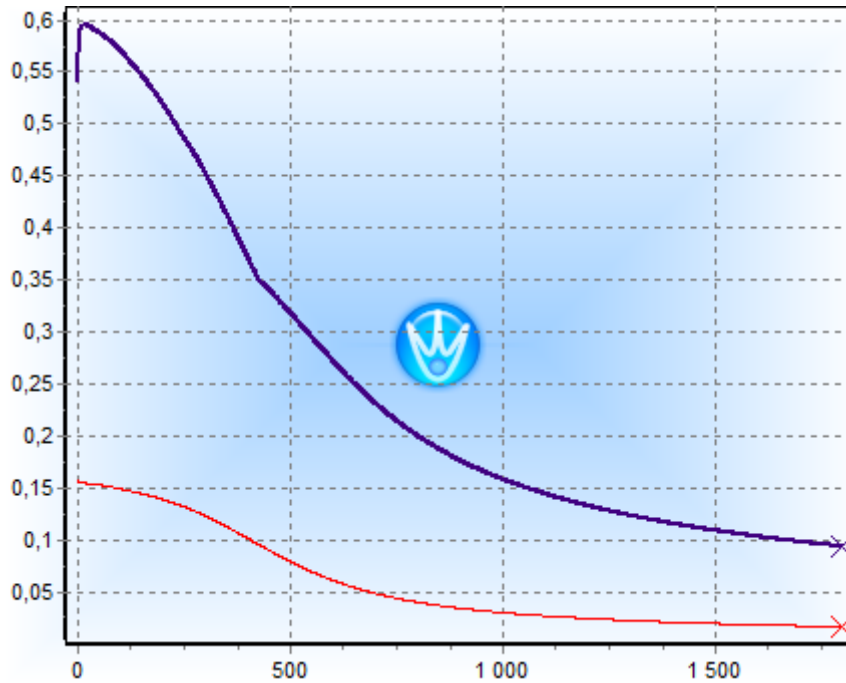


Рис. 4.2 - Візуалізація процесу навчання з функцією втрат 0,1

Як видно з графіка в кінці навчання, значення становить близько 0,1. Визначено, що це значення має бути близьким до 0 у достатньо навчених моделях, оскільки чим воно менше, тим менше станів помилок виходить на виході мережі.

Результати показують, що нейронна мережа недостатньо навчена, що можна вирішити, зменшивши коефіцієнт навчання.

Тому наступним кроком є створення моделі з меншим значенням цього параметра. Графіки, отримані в результаті представлені на рис. 4.3.

Візуалізації показали, що кінцева модель достатньо натренована та може видавати результати високої точності.

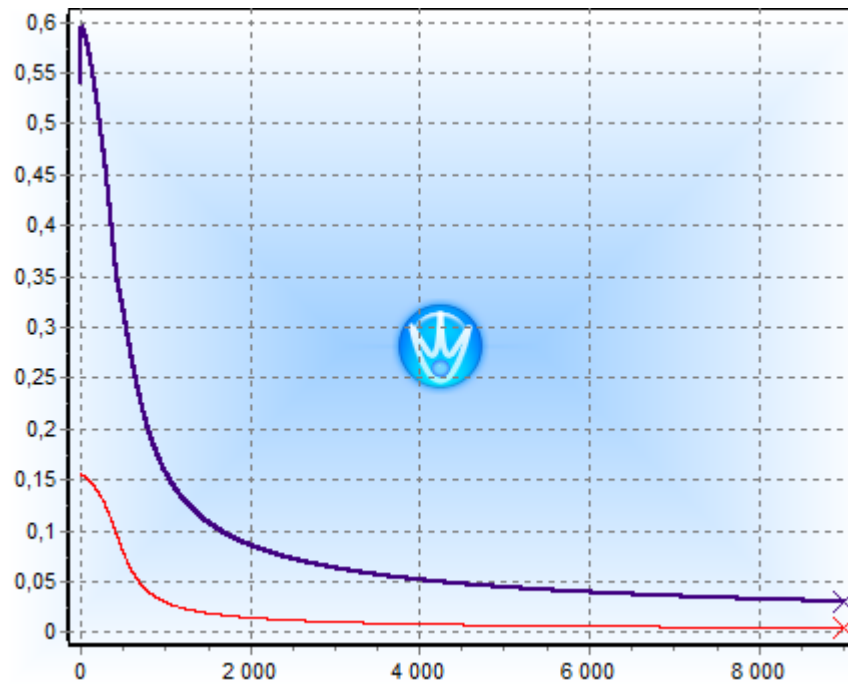


Рис. 4.2 - Візуалізація процесу навчання з функцією втрат 0,03

У контексті визначення сумісності учня та вчителя відповіддю нейронної мережі буде одне значення від 0 до 1, що представляє прогнозовану оцінку сумісності для цієї пари учня та вчителя. Це значення можна інтерпретувати як можливість сумісності пари на основі вхідних ознак, наданих нейронної мережі. Результати, котрі були отримані під час останнього навчання, збігаються з тестовими результатами таблиці 4.1, а саме:

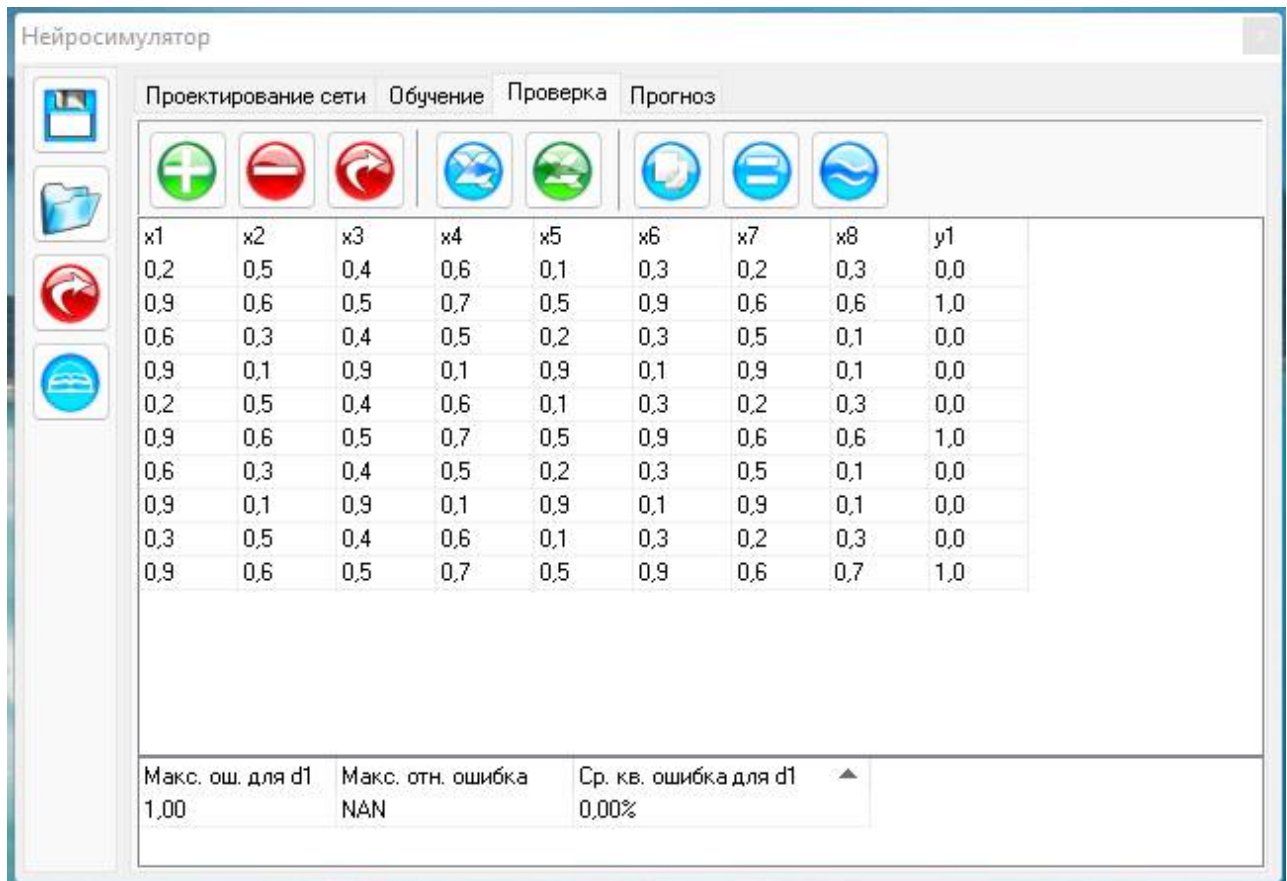


Рис.4.4 – Тестовий набір даних з оцінками сумісності.

Після успішного навчання моделі, використаємо її для прогнозу сумісності між викладачем і учнем на нових даних. Для цього потрібно подати вхідні дані (ознаки сумісності) у модель і отримати вихідний прогноз.

Код для навчання моделі і отримання прогнозу сумісності на нових даних. Цей код буде базуватися на бібліотеці TensorFlow і бібліотеці NumPy для операцій з даними:

```
import tensorflow as tf
import numpy as np

# Підготовка даних для навчання (вхідні ознаки та цільові
значення)
X_train = # Ваші дані для навчання (ознаки сумісності)
y_train = # Ваші цільові значення сумісності (оцінки)
```

```

# Визначення архітектури моделі
model = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Dense(16, activation='relu',
input_shape=(кількість_ознак,)),
    tf.keras.layers.Dense(16, activation='relu'),
    tf.keras.layers.Dense(1, activation='sigmoid')
])

# Компіляція моделі з функцією втрат та оптимізатором
model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')

# Тренування моделі
model.fit(X_train, y_train, epochs=100, batch_size=32)

# Підготовка нових даних для прогнозу (ознаки сумісності)
X_new = # Ваші нові дані для прогнозу

# Прогноз сумісності
y_pred = model.predict(X_new)

# Виведення прогнозованих значень сумісності
print('Прогнозована сумісність:', y_pred)

```

Замінюємо `X_train` і `y_train` на ваші дані навчання та `X_new` на ваші нові дані для прогнозу.

```

import tensorflow as tf
import numpy as np

# Define the neural network architecture
model = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Dense(16, activation='sigmoid',
input_shape=(8,)),
    tf.keras.layers.Dense(16, activation='sigmoid'),

```

```

        tf.keras.layers.Dense(1, activation='sigmoid')
    ])

    # Compile the model with mean squared error loss and Adam
optimizer
    model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer='adam')

    # Generate some random data for demonstration purposes
    X_train = np.random.randn(80, 8)
    y_train = np.random.rand(80)

    X_val = np.random.randn(16, 8)
    y_val = np.random.rand(16)

    # Train the model for 100 epochs with early stopping
    early_stopping =
tf.keras.callbacks.EarlyStopping(patience=10)
    model.fit(X_train, y_train, validation_data=(X_val, y_val),
              epochs=100, callbacks=[early_stopping])

    # Use the trained model to predict the compatibility score
between a new student and teacher
    X_test = np.array([[0,8, 0,9, 0,7, 0,5, 0,4, 0,6, 0,7, 0,8]])
# signs of determination
    y_pred = model.predict(X_test)
    print('Compatibility score:', y_pred[1])

```

Після навчання модель використовується для прогнозування оцінки сумісності між новим учнем і вчителем із ознаками детермінації [0,8, 0,9, 0,7, 0,5, 0,4, 0,6, 0,7, 0,8], а також прогнозованої оцінки.

На рис. 4.5 наведені результати прогнозування сумісності між викладачем і учнем.

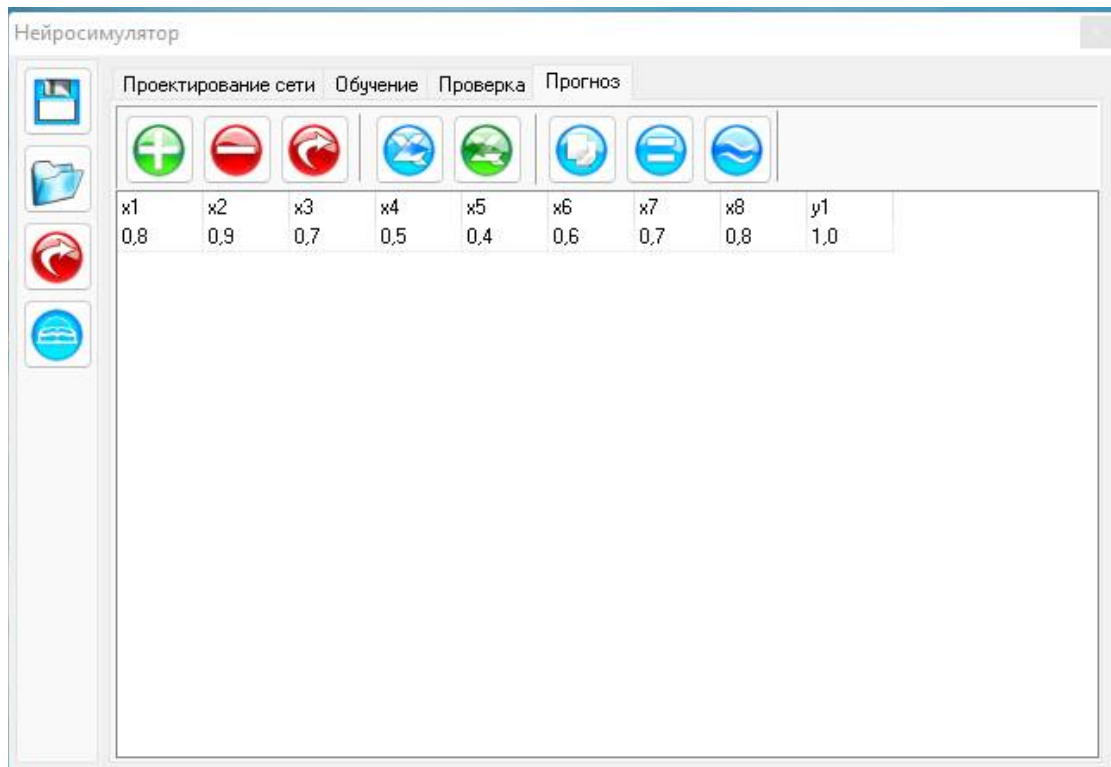


Рис.4.4 – Результати прогнозу сумісності.

Результат, що був спрогнозований запропонованою моделлю можна побачити у прототипу веб-застосунку «PersTrain» для пошуку викладача при персоналізованому навчанні. На рис. 4.5 наведена головна сторінка застосунку.

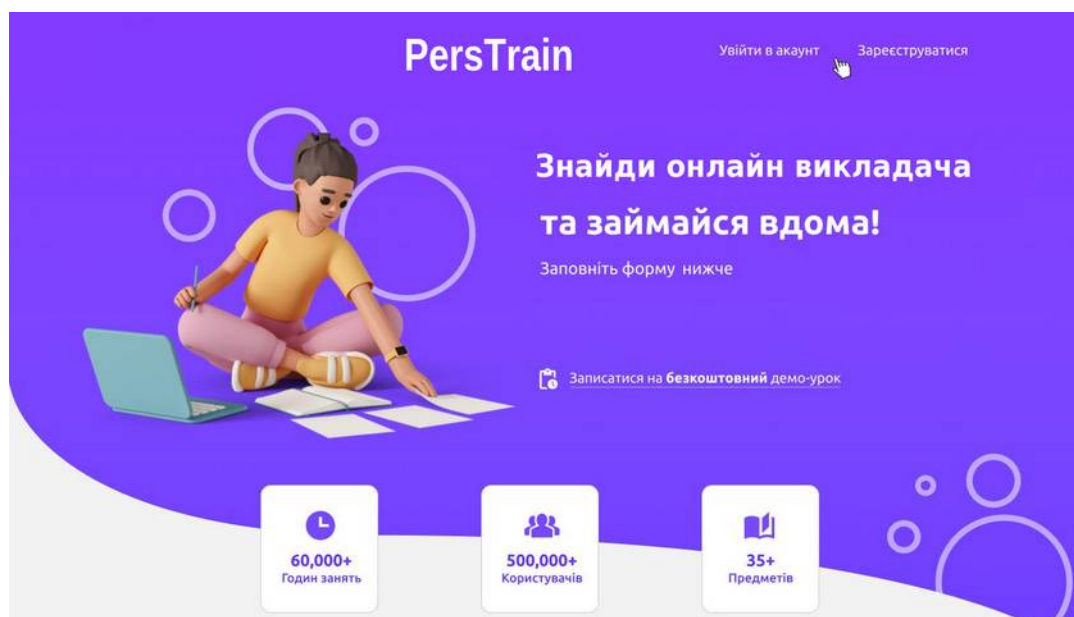
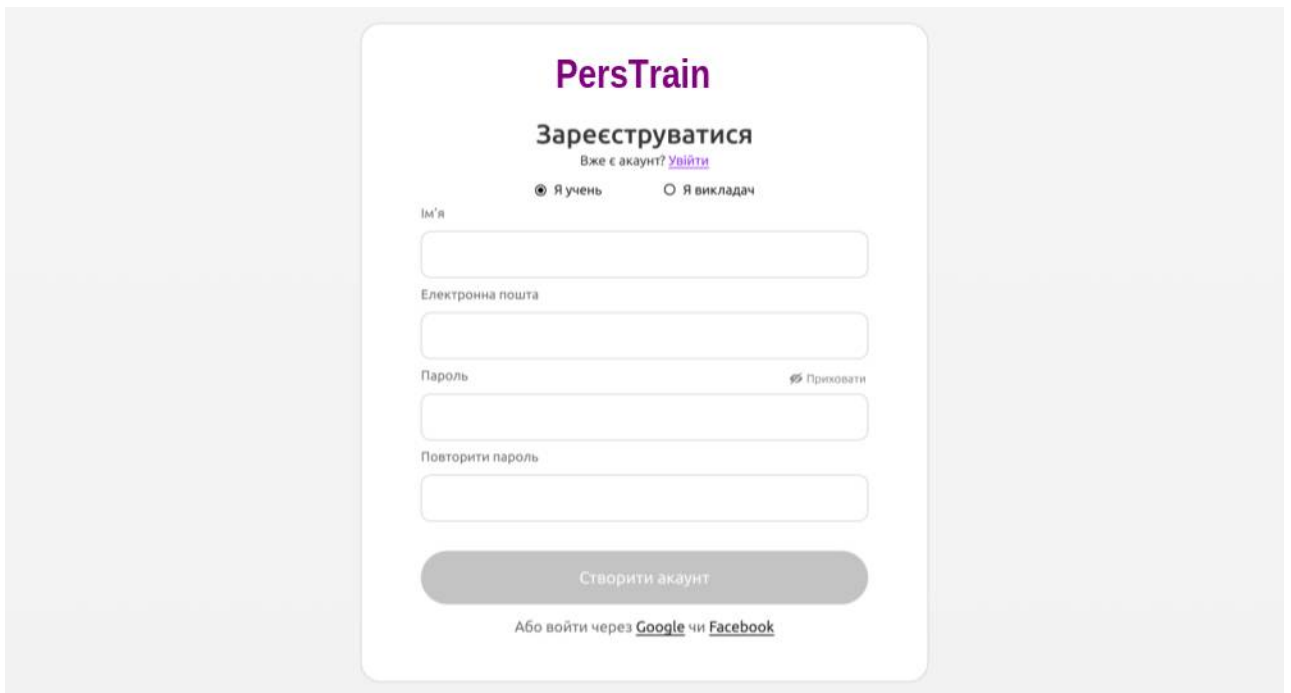


Рис. 4.5 - Головна сторінка застосунку «PersTrain»

Потім користувач повинен зареєструватися, заповнити усі обов'язкові

поля (рис. 4.6):

- ім'я;
- поштова адреса;
- пароль від входу;
- підтвердження паролю;
- тип користувача.



The image shows a registration form for 'PersTrain'. At the top, the logo 'PersTrain' is displayed in purple. Below it, the heading 'Зареєструватися' (Register) is shown in bold black text, followed by a link 'Вже є акаунт? Увійти' (Already have an account? Log in). There are two radio buttons for user type: 'Я учень' (I am a student) which is selected, and 'Я викладач' (I am a teacher). The form contains four input fields: 'Ім'я' (Name), 'Електронна пошта' (Email), 'Пароль' (Password) with a 'Приховати' (Hide) icon, and 'Повторити пароль' (Repeat password). A large grey button labeled 'Створити акаунт' (Create account) is at the bottom. Below the button, there is a link 'Або вийти через Google чи Facebook' (Or log in with Google or Facebook).

Рис. 4.6. - Форма реєстрації

Далі користувач потрапляє на форму анкетування та вибору викладача для персоналізованого навчання (рис.4.7).

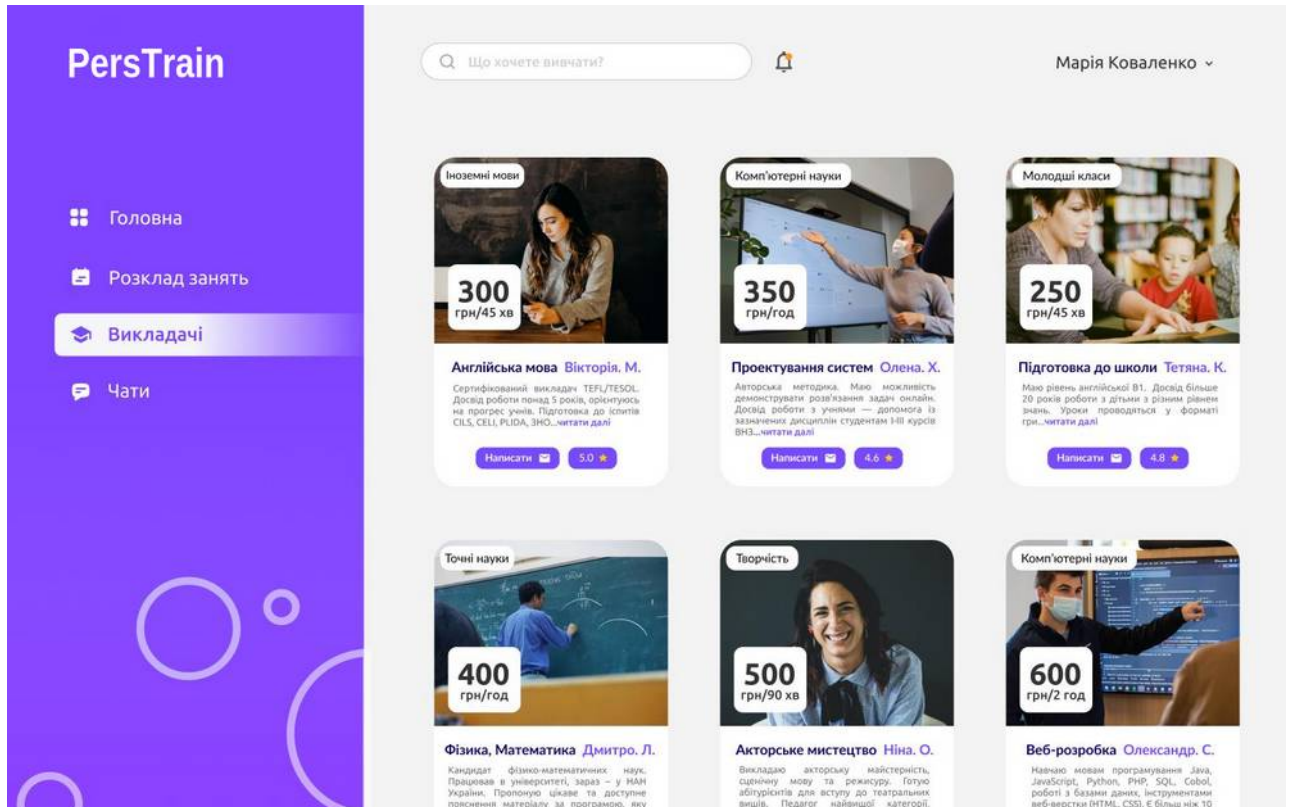


Рис. 4.7. - Вибір викладача

Після вибору викладача з'являється форма відправлення заявки (рис. 4.8),

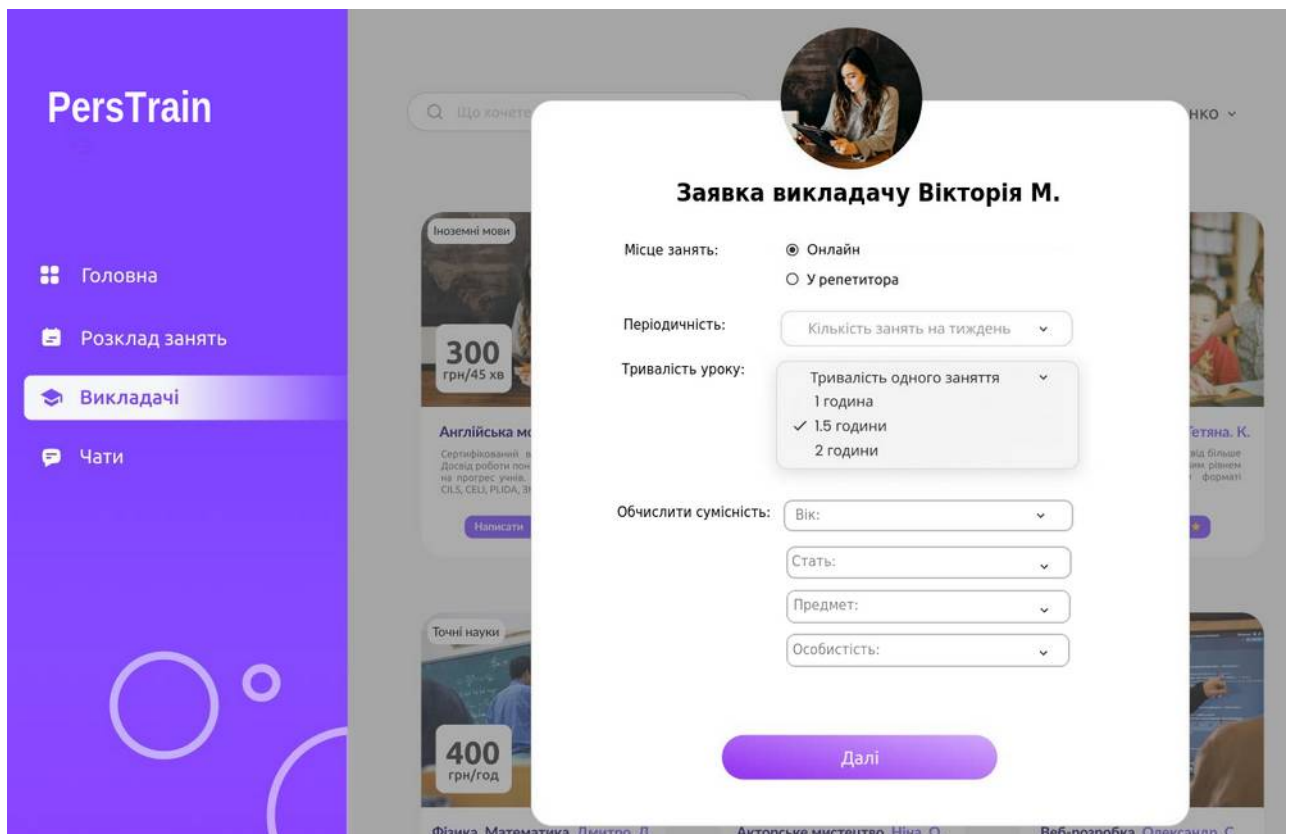


Рис. 4.8 - Форма відправлення заявки

де користувач заповнює додаткову інформацію для обчислення сумісності з обраним викладачем на основі розробленої тестової неймережі. Після цього кроку неймережа показує результат у вигляді оцінки сумісності. Вона може бути або 1, або 0. У нашому випадку згідно до рис. 4.4 вона дорівнює 1, що і наведено на рис. 4.9. Після цього користувач може залишити заявку.

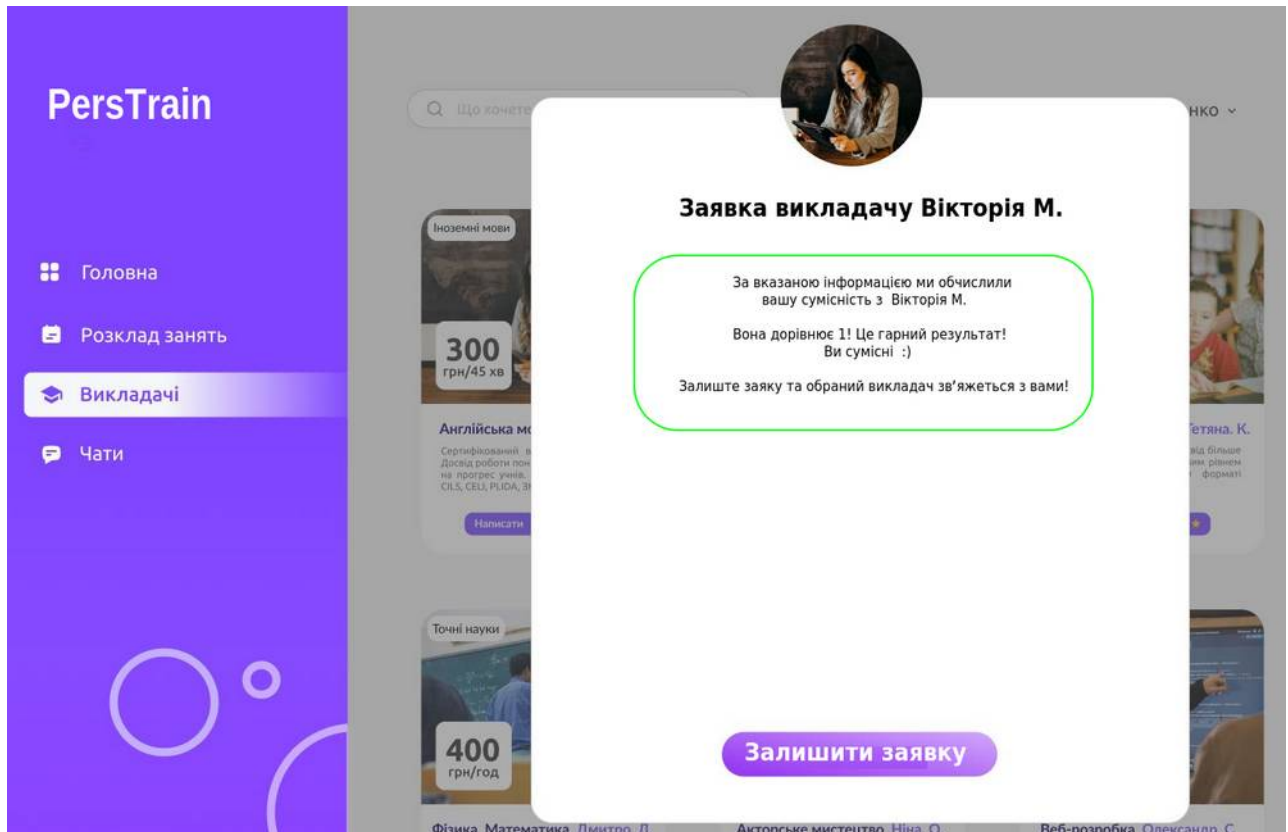


Рис. 4.9 - Результат у вигляді оцінки сумісності

ВИСНОВКИ

У даній роботі було розглянуто проблему визначення сумісності між учасниками освітньої діяльності при персоналізованому процесі навчання та досліджено можливість використання нейронних мереж для її розв'язання. Визначено важливість цієї проблеми, оскільки сумісність створює сприятливі умови для персоналізованого навчання та покращення навчального досвіду учнів та студентів.

Однією з ключових переваг використання нейронних мереж у цьому контексті є можливість аналізу великої кількості ознак, що впливають на сумісність. Це дозволяє розробляти рекомендаційні системи та передбачувати сумісність з використанням складних взаємозв'язків між різними характеристиками учасників освітньої діяльності.

Важливими факторами, які впливають на сумісність, є мотивація та інтерес сторін, ефективна комунікація та взаєморозуміння, а також підвищення навчальних досягнень та покращення загального навчального досвіду.

Розглянуто дослідження методів та засобів для оцінки сумісності з використанням нейромереж та визначили, які типи даних є необхідними для тренування моделі. Функція втрат та метрики оцінки продуктивності були обговорені для визначення якості моделі. Проаналізовано типи нейронних мереж, які можна використовувати для визначення сумісності учня та викладача, залежно від конкретних вимог і характеристик проблеми. Визначено архітектуру нейромережі для вирішення поставленої мети - мережу прямого зв'язку з двома прихованими рівнями, кожен з яких має 16 вузлів. Вихідний рівень має один вузол із сигмоїдною функцією активації. Ваги та зміщення нейронної мережі оптимізуються під час навчання з використанням зворотного поширення помилки та градієнтного спуску з метою мінімізації функції втрат та підвищення точності прогнозованих показників сумісності.

Компілюється модель з оптимізатором Адама та бінарною функцією крос-ентропійних втрат. Використовувано мову програмування Python та бібліотеку TensorFlow для створення, тренування та використання нейронної мережі.

В цілому, запропонована модель призначена для захоплення нелінійних відносин між вхідними функціями та вихідною змінною (тобто оцінкою сумісності), а також для створення точних прогнозів для нових екземплярів на основі шаблонів, вилучених із навчальних даних.

Усі ці аспекти допомагають розуміти важливість та можливості використання нейромереж у визначенні сумісності між учасниками освітньої діяльності при персоналізованому навчанні. Цей підхід може сприяти покращенню навчання та підвищенню ефективності персоналізованого навчального процесу.

Результати роботи були представлені та апробовані на XVI Всеукраїнській науково-практичній WEB конференції аспірантів, студентів та молодих вчених «Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі» та на 27-му Міжнародному молодіжному форумі «РАДІОЕЛЕКТРОНІКА І МОЛОДЬ У XXI СТОЛІТТІ».

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Системи підтримки рішень [Електронний ресурс]. Режим доступу: https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A1%D0%B8%D1%81%D1%82%D0%B5%D0%BC%D0%B0_%D0%BF%D1%96%D0%B4%D1%82%D1%80%D0%B8%D0%BC%D0%BA%D0%B8_%D1%80%D1%96%D1%88%D0%B5%D0%BD%D1%8C
2. Рекомендаційна система [Електронний ресурс]. Режим доступу: https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A0%D0%B5%D0%BA%D0%BE%D0%BC%D0%B5%D0%BD%D0%B4%D0%B0%D1%86%D1%96%D0%B9%D0%BD%D0%B0_%D1%81%D0%B8%D1%81%D1%82%D0%B5%D0%BC%D0%B0
3. Melville P., Mooney R., Nagarajan R. Content-Boosted Collaborative Filtering for Improved Recommendations : [англ.] // University of Texas, USA : Матеріали конф. / AAAI-02, Austin, TX, USA, 2002. — 2002. — С. 187-192.
4. Закон України «Про освіту» [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2145-19#Text>
5. Персоналізоване навчання: хто реально навчить вашу дитину? [Електронний ресурс] Режим доступу: <https://osvitoria.media/opinions/personalizovane-navchannya-hto-realno-navchyt-vashu-dytynu/>
6. Персоналізоване навчання проти традиційного навчання: порівняння [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://ts2.space/uk/%D0%BF%D0%B5%D1%80%D1%81%D0%BE%D0%BD%D0%B0%D0%BB%D1%96%D0%B7%D0%BE%D0%B2%D0%B0%D0%BD%D0%B5-%D0%BD%D0%B0%D0%B2%D1%87%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D1%8F-%D0%BF%D1%80%D0%BE%D1%82%D0%B8-%D1%82%D1%80%D0%B0%D0%B4/>
7. Коваленко М.О. Перспективи розробки інтелектуальної системи «Вибір репетитора»: матеріали XVI Всеукр. наук.-практ. WEB конф.

аспірантів, студентів та молодих вчених «Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі» КІСМ-2023, м. Кривий Ріг, 21-23 березня 2023 р., Кривий Ріг, 2023. С. 153.

8. Коваленко М.О. Використання нейронних мереж для визначення сумісності між викладачем і студентом: матеріали 27-й Міжнародного молодіжного форуму «Радіоелектроніка і молодь у XXI столітті», м. Харків, 10-12 травня 2023 р., Т. 5. – Харків: ХНУРЕ. 2023. С. 63.

9. Безсонов О.О., Руденко О.Г., Сердюк Н.М., Олійник К.О. Факторизовані алгоритми навчання перцептронів у завданні побудування нелінійної моделі // Біоніка інтелекту. 2020. № 1 (94). С.23-29.

10. Ерік Маттес. Пришвидшений курс Python / Маттес Ерік. - Видавництво Старого Лева, 2021. - 600 с.

11. Aurelien Geron. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems 3rd Edition / Geron Aurelien. - Publisher O'Reilly, 2022. - 850 p.

12. Sebastian Raschka. Python Machine Learning, 1st Edition / Raschka Sebastian. - Publisher Packt Publishing, 2015. - 454 p.

13. Best Python libraries for Machine Learning [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://www.geeksforgeeks.org/best-python-libraries-for-machine-learning/>

14. Open Source Machine Learning Libraries For Python Developers [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://www.c-sharpcorner.com/blogs/open-source-machine-learning-libraries-for-python-developers>