

2020 p.

Харківський національний університет радіоелектроніки

(назва вищого навчального закладу)

Факультет Комп'ютерних наук

(повна назва)

Кафедра Системотехніки

(повна назва)

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 122 «Комп'ютерні науки та інформаційні технології»

(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інформаційні технології проектування

(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри СТ _____

(підпис)

" _____ " _____ 2019

р.

ЗАВДАННЯ

НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Лободі Станіславу Андрійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методів розробки рекомендаційної системи обрання майбутньої спеціалізації на основі нейронних мереж

затверджена наказом по університету від " 02 " 11 2020р. № 1517 Ст

2. Термін здачі студентом закінченої роботи 24 грудня 2020 р.

3. Вихідні дані до роботи Функція: дослідження розробки методу рекомендаційної системи обрання майбутньої спеціалізації. Джерела інформації: Науково-технічні публікації, Інтернет-ресурси по темі, наукові конференції, публікації в наукових журналах, збірники конференцій. Перелік використовуваних програмних засобів: ОС Microsoft Windows 10, середовище програмування Webstorm, браузер Google Chrome версії 75. Технічне забезпечення: комп'ютер для виконання тестів зі встановленим браузером Google Chrome версії 41 та вище, 4Гб оперативної пам'яті.

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, що їх потрібно розробити)

4.1 Вступ. 4.2 Аналіз предметної області і постановка задачі. 4.3 Проектування рекомендаційної системи на основі нейронної мережі. 4.4 Розробка рекомендаційної системи обрання

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, плакатів)
5.1 Рисунок 1 – Етапи розробки штучної нейронної мережі рекомендаційної системи **5.2 Рисунок 2 – Схема алгоритму розрахунку нейрона** **5.3 Етапи рішення задач нейронної мережі** **5.4 Сторінка авторизації** **5.5 Інтерфейс експерта** **5.6 Редактор критеріїв** **5.7 Редактор дій** **5.8 Інтерфейс авторизації користувача** **5.9 Результат рішення рекомендаційної системи .**

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата
Основний розділ	доц. Ситнікова П.Е.		

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання	24.05.2020	Виконано
2	Пошук джерел для вирішення теми дипломної роботи	10.11.2020 – 24 .11.2020	Виконано
3	Аналіз предметної області та постановка задачі	24.11.2020 – 27.11.2020	Виконано
4	Розробка теоретичної частини дипломної роботи	27.11.2020 – 02.12.2020	Виконано
5	Розробка практичної частини дипломної роботи	02.12.2019 – 09.12.2020	Виконано
6	Підготовка пояснювальної записки	09.12.2020 – 14.12.2020	Виконано
7	Надання пояснювальної записки на перевірку		
8	Захист дипломної роботи	24.12.2020	Виконано

Дата видачі завдання 02 листопада 2020

Студент _____
 (підпис)

Керівник роботи _____

доц. Ситнікова П.Е.

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 80 с., 27 рис., 3 табл., 21 джерел, 2 дод.

БАЗА ЗНАНЬ, РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА, ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ,
НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, МАТЕМАТИЧНЕ ЗАБЕСПЕЧЕННЯ, МОДЕЛЬ
ПРЕДСТАВЛЕННЯ ЗНАНЬ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ

Мета даної атестаційної роботи – дослідження методів створення рекомендаційних систем для обрання спеціалізації майбутнього навчання на основі нейронних мереж.

Об'єктом дослідження є рекомендаційна система обрання майбутньої спеціальності у вищому навчальному закладі.

Предметом дослідження є методи проектування нейронної мережі обрання майбутньої спеціальності.

Методами дослідження є: методи системного аналізу, методи і засоби штучного інтелекту, методи структурного аналізу і проектування, методи моделювання нейронних мереж.

У результаті дослідження була розроблена «Рекомендаційна система для обрання спеціалізації майбутнього навчання» на основі нейронних мереж.

РЕФЕРАТ

Пояснительная записка: 80 с., 27 рис., 3 табл., 21 источники, 2 прил.

БАЗА ЗНАНИЙ, РЕКОМЕНДАЦИОННАЯ СИСТЕМА, ИССЛЕДОВАНИЕ
МЕТОДОВ, НЕЙРОННЫЕ СЕТИ МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ,
МОДЕЛЬ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ЗНАНИЙ, ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЕКТ

Цель данной аттестационной работы - исследование методов создания рекомендательных систем для избрания специализации будущего обучения на основе нейронных сетей.

Объектом исследования является нейронная сеть избрания будущей специальности в высшем учебном учреждении.

Предметом исследования является методы проектирования нейронной сети избрания будущей специальности.

Методами исследования являются: методы системного анализа, методы и средства искусственного интеллекта, методы структурного анализа и проектирования, методы моделирования нейронных сетей.

В результате исследования была разработана «Рекомендательная система для избрания специализации будущего обучения» на основе нейронных сетей.

ABSTRACT

The explanatory note: 71 p., 27 fig., 3 tabl., 21 sources, 2 app.

KNOWLEDGE BASE, RECOMMENDATION SYSTEM, RESEARCH OF METHODS, NEURAL NETWORKS, MATHEMATICAL SUPPORT, KNOWLEDGE REPRESENTATION MODEL, ARTIFICIAL INTELLIGENCE

The purpose of this certification work is to study the methods of creating recommendation systems for choosing the specialization of future learning based on neural networks.

The object of research is a neural network for choosing a future specialty in a higher educational institution.

The subject of research is methods for designing a neural network for choosing a future specialty.

Research methods are: methods of system analysis, methods and means of artificial intelligence, methods of structural analysis and design, methods of modeling neural networks.

As a result of the research, a "Recommender system for choosing the specialization of future education" was developed based on neural networks.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ	8
ВСТУП.....	9
1 ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА.....	11
1.1 Аналіз предметної області	11
1.2 Постановка задачі дослідження розробки рекомендаційної системи	12
1.3 Поняття рекомендаційної системи	13
1.4 Рекомендаційна система на основі контентної фільтрації	15
1.5 Рекомендаційна система на основі колобараційної фільтрації.....	18
1.6 Рекомендаційна система на основі гібридної фільтрації	20
1.7 Рекомендаційна система на основі експертних систем	22
2 ПРОЕКТУВАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ВИБОРУ СПЕЦІАЛЬНОСТІ ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ.....	24
2.1 Нейронна мережа.....	24
2.1.1 Перцептрон	26
2.1.2 Перцептрон з одним прихованим шаром	27
2.1.3 Одношаровий перцептрон.....	29
2.1.4 Багатошаровий перцептрон	30
2.2 Класифікатори на основі Байєсівських мереж	31
2.3 Класифікатори на основі нейронних мереж.....	33
2.4 Класифікатори на основі дерев рішень	34
2.5 Етапи розробки нейронної мережі.....	36
2.6 Реалізація нейронної мережі.....	40
2.5.1 Вхідна інформація	43
2.5.2 Вихідна інформація	43

2.7	Порівняння колоборативного методу та контентного методу	44
2.7.1	Обробка даних	45
3	РОЗРОБКА НЕЙРОННОЇ СИСТЕМИ ОБРАННЯ МАЙБУТНЬОЇ СПЕЦІАЛЬНОСТІ	48
3.1	Розробка рекомендаційної системи на основі нейронної мережі	48
3.2	Інструментальні засоби для створення рекомендаційної системи	49
3.3	Вибір інформаційного джерела	49
3.4	Процедура збору даних	50
3.5	Розробка рекомендаційної системи обрання спеціальності	51
3.5.1	Заповнення бази знань даними	53
3.5.2	Введення у базу правил експертом.....	55
3.5.3	Авторизація користувача	56
	ВИСНОВКИ	60
	ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	61
	ДОДАТОК А	Ошибка! Закладка не определена.
	ДОДАТОК Б.....	Ошибка! Закладка не определена.
	ДОДАТОК В	Ошибка! Закладка не определена.

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

БД – база даних;

БЗ – база знань;

ШНМ – штучна нейронна мережа;

ANN – штучна нейронна мережа;

ЗПР – завдання прийняття рішення;

ОПР – особа, яка приймає рішення;

ПЗ – програмне забезпечення;

ППП – пакет прикладних програм;

ПР – прийняття рішення;

РП – робоча пам'ять;

СУБД – система управління базами даних;

СППР - система підтримки прийняття рішення;

ШІ – штучний інтелект.

ВСТУП

Останні декілька років нейронні мережі успішно застосовуються в різних галузях – медицина, фізика, техніка, бізнес.

Проблема аналізу соціальної інформації з метою виявлення закономірностей, побудови моделей і прогнозів розвитку суспільства були орієнтиром і рухомою силою при створенні спеціальних механізмів обробки та аналізу даних у вигляді програмних продуктів.

Одним із важливіших виборів людини є вибір професії, спеціальності, ким людина хотіла бути. Проблема вибору найбільш підходящої спеціальності з урахуванням всіх бажань і потреб, знань та вмінь стоїть перед кожним вступником до навчального закладу. Безумовно, в цьому зацікавлені як самі абітурієнти, так і вищі навчальні заклади в цілому, і, в кінцевому рахунку, держава, яка бажає мати грамотних і навчених фахівців, які обрали майбутню професію за своїми здібностями. Вибір професії є важливим етапом життя будь-якої людини. Надання допомоги при виборі спеціальності є необхідною умовою для підготовки кваліфікованих фахівців в різних областях господарської діяльності за рахунок розширення можливостей самореалізації особистості та задоволеності професійною діяльністю.

Студенти, які обрали спеціальність, яка не відповідає характеру, інтересам, можливостям, не можуть повністю реалізувати себе в професійній діяльності. Надалі це веде до втрати часу, найбільш підходящого для навчання, матеріальних ресурсів, витрачених на навчання, і, в кінцевому рахунку, може призвести до необхідності отримання нової професії.

Атестаційна робота присвячена дослідженню методів створення рекомендаційних систем для обрання спеціалізації майбутнього навчання на основі нейронних мереж для вирішення проблем, пов'язаних з підвищенням ефективності

управління професійною орієнтацією абітурієнтів, вивчення питань вибору спеціальності на етапі вступу до вищого навчального закладу. Створення рекомендаційної системи для обрання спеціалізації майбутнього навчання дозволить підвищити ефективність прийняття рішення щодо вибору спеціальності і забезпечити високу якість підготовки фахівців. Для створення рекомендаційної системи будуть розглянуті різні методи фільтрації створення рекомендаційної системи, буде використаний метод контентної фільтрації, також будуть розглянуті методи створення нейронної мережі, для створення рекомендаційної системи на основі нейронної мережі буде використаний багатошаровий персептрон.

Мета даної атестаційної роботи – дослідження методів створення рекомендаційних систем для обрання спеціалізації майбутнього навчання на основі нейронних мереж.

1 ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА

1.1 Аналіз предметної області

Вищий навчальний заклад представляє собою тип освітнього закладу, що реалізує програми вищої освіти різної спрямованості.

В даний час в нашій країні існує багато вищих навчальних закладів, а саме університет, інститут, академія. Комп'ютерна техніка в них використовується для вирішення різноманітних завдань, таких як, наприклад, обробка даних по вибору спеціальності в вищих навчальних закладах.

Рекомендаційна система вибору спеціальності найчастіше в таких закладах відсутня, найбільш трудомістка частина процесу збору і обробки первинної інформації виконується самостійно без будь-якої допомоги системи. Як правило такий підхід не є раціональним, тому що не можливо з мінімальним набором знань точно визначитися в спеціальності.

Один з видів освітніх установ для абітурієнтів є вищий навчальний заклад. Рекомендаційна система призначена для вирішення проблем абітурієнтів з вибору майбутньої спеціалізації.

Для приймання участі у процесі обрання спеціальності необхідно авторизуватися у системі, а саме вибрати логін, вести прізвище, ім'я та ім'я по-батькові, вести логін та пароль.

Система надає повну інформацію щодо спеціальностей. В системі відображується питання та відповідь для аналізу та визначення майбутньої

спеціальності. Тобто за допомогою цієї системи абітурієнт зможе отримати необхідну і корисну інформацію, а також визначитися з майбутньою спеціальністю.

1.2 Постановка задачі дослідження розробки рекомендаційної системи

Метою дипломної роботи є предмет дослідження рекомендаційної системи на базі нейронної мережі, що дозволить скоротити час проведення тестів та спростити вибір спеціальності, за рахунок автоматизації пошуку, за певним набором характеристик.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні задачі:

1. Спроекувати модель предметної області, визначити необхідної вхідну і вихідну інформацію;
2. Розробити алгоритм вибору найкращого рішення з використанням методів і засобів штучного інтелекту, який дозволяє вибрати найкращий варіант з усіх можливих рішень і представити рішення в порядку переваги;

Для цього необхідно:

- дослідити і проаналізувати основи нейронних мереж;
- дослідити і проаналізувати сутність нейронних мереж;
- розібрати технології проектування нейронних мереж;

3. Провести аналіз особливостей і специфіки нейронних систем для підтримки прийняття рішень щодо вибору спеціальності;

4. Провести дослідження існуючих методів нейронної мережі, а саме прямих і ітераційних. Використання прямих методів у даній сфері є традиційним і найчастіше полягає у відображенні одержаної системи лінійних алгебраїчних рівнянь на архітектуру типу Хопфілда.

5. Порівняти використовувані методи нейронної мережі;

6. Розробити обрання спеціалізації майбутнього навчання на основі методів:

- Метод уточнення результату – даний метод є розвитком результатів робіт. За основу використовується питання закритого типу і у випадку, якщо відповідь буде дана невірно, тестуючому буде дано уточнювальне питання;
- Метод редагування помилок – об'єднання методів оцінки відповіді на питання закритого і відкритого типу

Мета досліджень роботи систем на основі нейронних мереж полягає в розробці програм, які при вирішенні задач, важких для експерта-людини, отримують результати, що не поступаються за якістю та ефективністю рішень, що отримуються експертом.

1.3 Поняття рекомендаційної системи

Рекомендаційна система - це підродина систем для фільтрації контенту, що надають користувачеві ті елементи, які могли б його зацікавити. Рекомендації підбираються на основі преференцій і поведінки користувача. Система повинна спрогнозувати вашу реакцію на той чи інший елемент - і запропонувати інші, які також можуть вам сподобатися.[10] Такі системи допоможуть зробити правильне рішення користувача в різноманітних сферах діяльності.

Рекомендаційні системи наприклад використовуються в інтернет-магазині на основі аналізу попередніх покупок покупцеві пропонують товари, які можуть зацікавити его з більшою ймовірністю, ніж інші. Або коли на після перегляду якогось відеокліпу на порталі YouTube відвідувачеві пропонують десятки посилання на агентство ролики, чимось схожі на переглянутися. Або коли Google у відповідь на

один и тієї ж запит ранжує посилання в результатах пошуку для одного користувача інакше, ніж для іншого, оскільки враховує історію пошуків.

На сьогодні існують три типи рекомендаційних систем:

- Засновані на контентній фільтрації (contentbased filtering) ;
- Засновані на колаборативній фільтрації (collaborative filtering);
- Гібридні методи.

На теперішній час є багато прикладів використання рекомендаційних систем, одним із них є рекомендаційна система на сайті магазину одягу Zara (рисунок 1.1).



Рисунок 1.1 – Рекомендації товарів сайті магазину Zara

Також рекомендаційну систему використовує самий популярніший відеохостінг YouTube, та його різноманітні сервіси (рисунок 1.2).

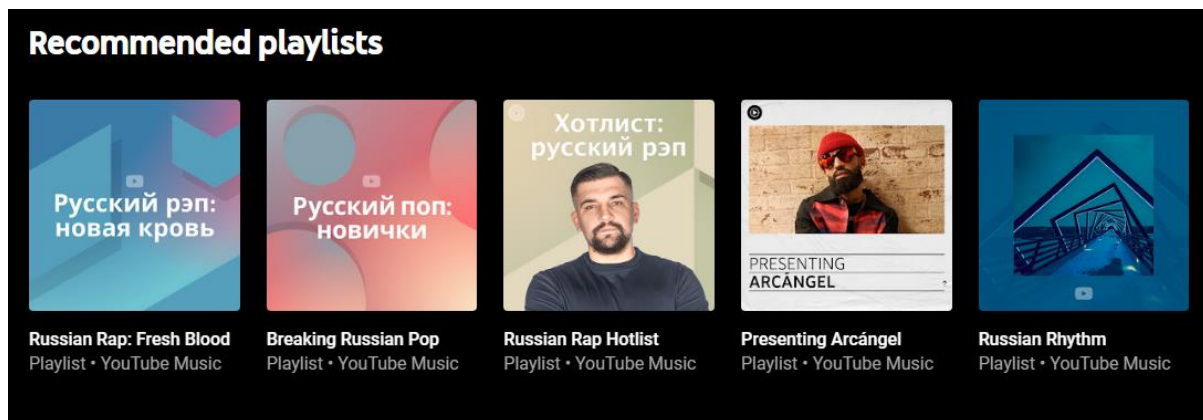


Рисунок 1.2 – Рекомендації музики у додатку YouTube Music

Без використання рекомендаційної системи не обійшлась і компанія «Netflix», яка за допомогою такої системи збільшила відсоток проглянутого контенту (рисунок 1.3).



Рисунок 1.3 – Рекомендації фільмів у додатку Netflix

1.4 Рекомендаційна система на основі контентної фільтрації

Контентна фільтрація формує рекомендації на основі поведінки користувача, наприклад, на основі того, які веб-сторінки він відвідував раніше, які оцінки поставив товарам тощо. Її недоліком можна назвати те, що така система буде формувати

рекомендації, підбираючи для користувача такі об'єкти, які схожі до об'єктів, що обиралися раніше(рисунок 1.4).

Рекомендатор на основі вмісту працює з даними, які надає користувач, або явно (рейтинг), або неявно (клацнувши на посилання). На основі цих даних створюється профіль користувача, який потім використовується для внесення пропозицій користувачеві. Оскільки користувач надає більше вхідних даних або вживає заходів щодо цих рекомендацій, двигун стає все більш точним.

Система, що рекомендує, повинна обирати два способи надання інформації, надаючи користувачеві рекомендації:

- Експлуатація. Система вибирає документи, подібні до тих, щодо яких користувач вже висловив перевагу.
- Розвідка. Система вибирає документи, де профіль користувача не надає доказів для прогнозування реакції користувача.[7]

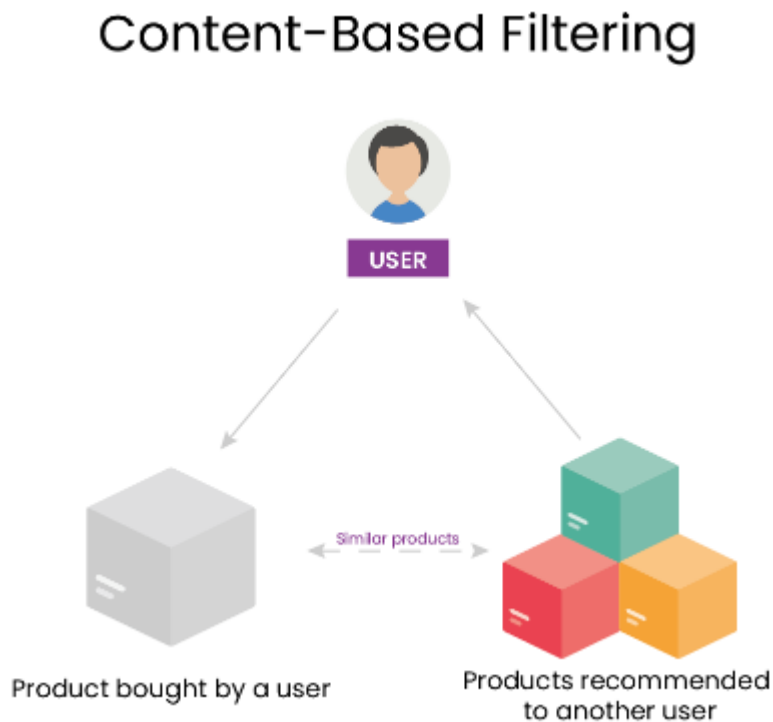


Рисунок 1.4 – Приклад контентної фільтрації придбання товару

Після того, як профіль елемента отримано, рекомендатори, що базуються на вмісті, передбачають перевагу елемента користувача за допомогою двох різних підходів:

1. Метод профілю користувача: Після розробки профілю елемента можна створити профіль користувача, щоб показати спорідненість користувача з атрибутом, що використовується в профілі елемента. Наприклад, якщо користувач дав високі оцінки кафедрам "Системотехніки", "ІУС" та "ІШ", профіль користувача можна створити, щоб показати перевагу кафедри Системотехніки. Цей метод використовується методами профілю користувача. Прогнозований рейтинг для елемента користувача обчислюється за схожістю профілю користувача та елемента.
2. Моделі контрольованого навчання (класифікація або регресія): розглянемо випадок із користувачем, який виявив явну перевагу щодо кількох фільмів, надавши оцінки. Профіль елементів фільмів має набір атрибутів, наприклад, акторський склад, режисер, жанр, ключові слова в описі сюжету тощо для всіх елементів. Якщо ці два набори даних були об'єднані, а саме, для користувача отримується матриця оцінок для одного користувача та профіль елемента за допомогою загального посилання - елемент, а потім рейтинги фільмів (відповідь або мітка) та атрибути товару (вхід або предиктор). Об'єднаний набір даних подібний до даних навчання, що використовуються для створення моделей класифікації або регресії. За допомогою профілю елемента та матриці рейтингів можна розробити класифікацію або модель регресії, скажімо дерево прийняття рішень, для кожного користувача та передбачити рейтинг невидимого елемента, використовуючи його атрибути.[8] За допомогою контрольованого методу навчання для кожного користувача в системі будується персоналізована модель класифікації або регресії. Модель

оцінює елементи на основі спорідненості користувача з певними атрибутами товару.

1.5 Рекомендаційна система на основі колабораційної фільтрації

Колаборативна фільтрація формує рекомендації для певного користувача на основі вподобань групи користувачів, схожих на нього. Ідея колаборативної фільтрації в тому, що користувачі, які однаково оцінювали будь-які предмети в минулому, схильні давати схожі оцінки інших предметів і в майбутньому (рисунок 1.5). Метою даної системи є оцінка індивідуальних преференцій й пропозиція посилань на інші ресурси або інші системи, продукти й ресурси, які вірогідно будуть цікаві користувачу. Прогнози складаються індивідуально для кожного користувача, хоча використовується інформація зібрана від багатьох учасників. Тим самим колаборативна фільтрація відрізняється від більш простого підходу тим, що дає усереднену оцінку для кожного об'єкта інтересу, наприклад, що базується на кількості поданих за нього голосів.[6] Наприклад, за допомогою колаборативної фільтрації відео додаток здатний прогнозувати, яке відео сподобається користувачу, маючи неповний список його переваг.

Методи спільної фільтрації можна класифікувати далі:

1. Методи сусідства: Методи сусідства передбачають вподобання користувацького елемента, спочатку знаходячи когорту користувачів або елементи, схожі на користувача або елемент, рейтинг яких слід прогнозувати. У випадку методу сусідства на основі користувачів, алгоритм призначений для пошуку когорти користувачів, які мають подібний рейтинговий шаблон до відповідного користувача та які оцінили відповідний товар. Прогнозований рейтинг виводиться

з тієї когорти подібних користувачів.[3] Той самий випадок і з методом сусідства на основі предметів, де знайдена когорта подібних предметів, яким присвоєно подібні оцінки, коли їх оцінює той самий користувач;

2. Моделі прихованих факторів: Активно керовані менеджери взаємних фондів шукають відповідні компанії, щоб інвестувати в їх прагнення перевершити середні показники на ринку. З сотень тисяч публічно торгуваних компаній керівники фондів вибирають десятки компаній, використовуючи певні критерії чи фактори. Факторами можуть бути стабільність управління, позиціонування на ринку, міцність балансу, показники грошових потоків або частка ринку продукції. Вони навіть пояснюють перевагу десятків компаній, де вони займають позиції, використовуючи фактори. Фактори - це ті самі узагальнені виміри, за якими класифікується компанія та перевага керуючого фондом фактору Моделі прихованих факторів, як правило, пояснюють рейтинги, представляючи як користувачів, так і елементи набору загальних факторів його набір факторів впливає з відомої матриці рейтингів елементів користувача.[5] Ці фактори можуть мати форму інтерпретованих вимірів, таких як "науково-фантастичні фільми з інопланетянами" або неінтерпретовані виміри. Він відображає як користувачів, так і елементи з однаковим набором факторів. Наприклад, якщо науково-фантастичний фільм має сюжет із залученням іноземців, і якщо користувач має перевагу до фільмів з іноземцями, виноситься рекомендація. І фільм, і користувач відображаються з певною мірою асоціації з фактором - інопланетянами.

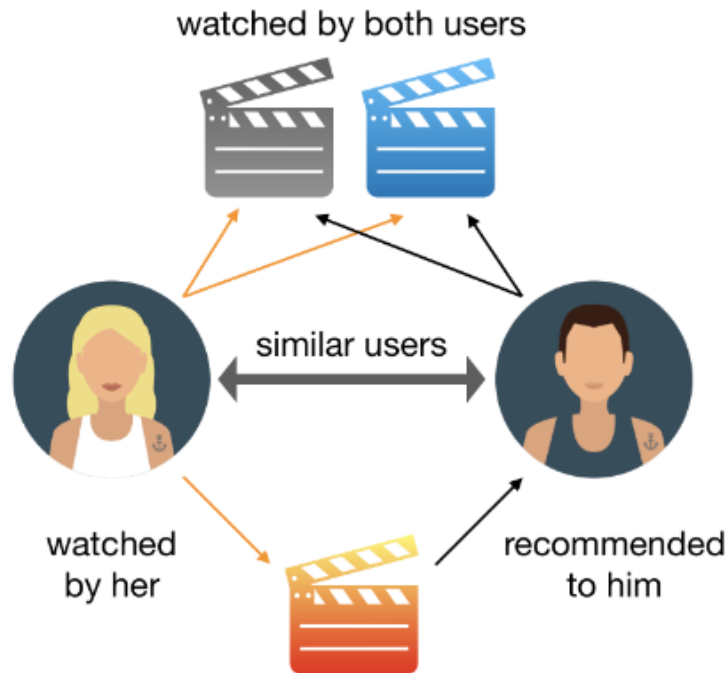


Рисунок 1.5 – Колаборативна фільтрація рекомендації фільму

1.6 Рекомендаційна система на основі гібридної фільтрації

Гібридні системи рекомендацій поєднують два або більше методи рекомендацій, щоб отримати кращу продуктивність. Більшість зазвичай спільна фільтрація поєднується з деякими іншими методами, намагаючись уникнути нарощування проблема (рисунок 1.6).

Гібридні методи:

- Зважений. Оцінки (або голоси) кількох рекомендаційних методів є об'єднані разом, щоб дати єдину рекомендацію;
- Перемикання. Система перемикається між методами рекомендацій залежно від поточної ситуації;
- Змішані. Рекомендації від кількох різних рекомендувачів подаються одночасно;
- Комбінація функцій. Виділено функції з різних джерел даних рекомендацій

- разом в єдиний алгоритм рекомендацій;
- Каскад. Виділено функції з різних джерел даних рекомендацій
- разом в єдиний алгоритм рекомендацій;
- Збільшення функції. Вихід від однієї техніки використовується як функція введення для іншої;
- Мета-рівень. Модель, засвоєна одним рекомендатором, використовується як вхід для іншого.

Hybrid Recommendations

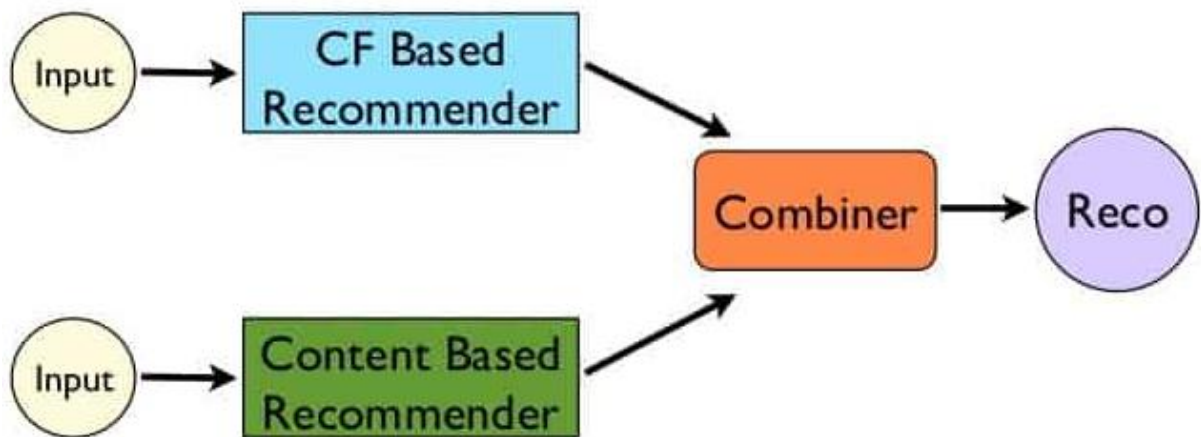


Рисунок 1.6 – Гібридна фільтрація рекомендаційної системи

Різні гібридні системи рекомендацій мали місце в різних областях. Bash, Hirsh & Cohen висунули гібридну систему рекомендацій, поєднану з CF та CN, використовуючи метод комбінації функцій. CF та KB були поєднані Паццані у 1999 р. за допомогою зваженого методу. Towle & Quinn запропонували гібридну систему

рекомендацій CN та CF методом комутації. KB і CF поєднав Реснік за допомогою ферттури метод збільшення. (CF = спільна фільтрація, CN = на основі вмісту, KB = на основі знань)[9].

1.7 Рекомендаційна система на основі експертних систем

Експертні системи - це складні програмні комплекси, що акумулюють знання фахівців в конкретних предметних областях і тиражують цей емпіричний досвід для консультацій менш кваліфікованих користувачів[21].

Характерними рисами експертної системи є:

- чітка обмеженість предметної області;
- здатність приймати рішення в умовах невизначеності;
- здатність пояснювати хід і результат рішення зрозумілим для користувача способом;
- чіткий поділ декларативних і процедурних знань (фактів і механізмів виведення);
- здатність поповнювати базу знань, можливість нарощування системи;
- результат видається в вигляді конкретних рекомендацій для дій в ситуації, що склалася, не поступаються рішенням кращих фахівців;
- орієнтація на рішення неформалізованих (спосіб формалізації поки невідомий) завдань;
- алгоритм рішення не описується заздалегідь, а будується самої експертної системою;
- відсутність гарантії знаходження оптимального рішення з можливістю вчитися на помилках.

Експертні системи застосовуються для вирішення тільки важких практичних (НЕ іграшкових) завдань. За якістю і ефективності вирішення експертні системи не поступаються рішенням експерта-людини. Рішення експертних систем мають прозорість, тобто можуть, бути пояснені користувачу на якісному рівні (на відміну від рішень, отриманих за допомогою числових алгоритмів, і особливо від рішень отриманих статистичними методами). Це якість експертних систем забезпечується їх здатністю міркувати про свої знання і умовиводах. Експертні системи здатні поповнювати свої знання в ході взаємодії з експертом. Необхідно відзначити, що в даний час технологія експертних систем використовується для вирішення різних типів завдань (інтерпретація, прогноз, діагностика, планування, конструювання, контроль, налагодження, інструктаж, управління) в найрізноманітніших проблемних областях, таких, як фінанси, нафтова і газова промисловість, енергетика, транспорт, фармацевтичне виробництво, космос, металургія, гірнича справа, хімія, освіта, целюлозно-паперова промисловість, телекомунікації і зв'язок і ін.

2 ПРОЕКТУВАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ВИБОРУ СПЕЦІАЛЬНОСТІ ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

2.1 Нейронна мережа

Штучні нейронні мережі (ШНМ) - це програмна імплементація нейронних структур нашого мозку. Ми не будемо обговорювати складну біологію нашої голови, досить знати, що мозок містить нейрони, які є свого роду органічними перемикачами. Вони можуть змінювати тип переданих сигналів в залежності від електричних або хімічних сигналів, які в них передаються. Нейронна мережа у людському мозку- величезна взаємопов'язана система нейронів, де сигнал, який передається одним нейроном, може передаватися у тисячі інших нейронів. Навчання відбувається через повторну активацію деяких нейронних з'єднань. Через це збільшується імовірність виведення потрібного результату при відповідній вхідній інформації (сигналах).[11]Такий вид навчання використовує зворотний зв'язок - при правильному результаті нейронні зв'язки, які виводять його, стають більш щільними.

Штучні нейронні мережі (ANN) - це багатошарові повністю з'єднані нейронні мережі, які виглядають як на малюнку нижче. Вони складаються з вхідного шару, декількох прихованих шарів та вихідного шару. Кожен вузол в одному шарі з'єднаний з кожним іншим вузлом у наступному шарі. Ми робимо мережу глибшою, збільшуючи кількість прихованих шарів.

ANN мають деякі ключові переваги, які роблять їх найбільш придатними для певних проблем та ситуацій:

1. ANN мають здатність навчатись та моделювати нелінійні та складні взаємозв'язки, що дійсно важливо, оскільки в реальному житті багато

- взаємозв'язків між входами та результатами є нелінійними, а також складними;
2. ANN можуть узагальнювати - вивчивши вихідні вхідні дані та їх взаємозв'язки, він може зробити висновок про невидимі зв'язки і на невидимих даних, роблячи таким чином модель узагальненням та прогнозуванням на невидимих даних;
 3. На відміну від багатьох інших методів прогнозування, ANN не накладає жодних обмежень на вхідні змінні (наприклад, як їх слід розподіляти). Крім того, багато досліджень показали, що ANN можуть краще моделювати гетероскедастичність, тобто дані з високою волатильністю та непостійною дисперсією, враховуючи їх здатність вивчати приховані взаємозв'язки в даних, не нав'язуючи жодних фіксованих зв'язків у даних. Це щось дуже корисне при прогнозуванні фінансових часових рядів (наприклад, цін на акції), коли волатильність даних дуже висока.

Першим кроком у вирішенні будь-якої проблеми є визначення області проблеми, що розв'язується. Такий підхід доцільно використовувати як для розробки штучного інтелекту (ШІ) в рамках програмно-прагматичного напрямку, так і в конвенціональному програмуванні. В даний час безліч реальних проблем з навколишнього світу вирішуються за допомогою штучного інтелекту, і існує безліч комерційних додатків ШІ.

Хоча в даний час загальні рішення класичних проблем ШІ, таких як переклад, з одної природної мови на іншу, розуміння мови, розпізнавання зорових образів тощо, ще не знайдені, обмеження предметної області можуть давати корисні рішення. Наприклад, нескладно побудувати природно-мовну систему, якщо вхідні пропозиції обмежені іменниками, дієсловами та об'єктами. Такі системи забезпечують дружній інтерфейс в різних програмних додатках[15].

Штучний інтелект має широкий спектр застосування: мова, робототехніка, природна мова, розуміння, штучні нейронні мережі.

НМ успішно вирішують класичні задачі програмованого інтелекту.

Нейронні мережі є гілкою ШІ, яка робить можливим використання спеціальних знань для вирішення проблем на рівні людини-експерта.

Експерт – це людина, яка має досвід в певній галузі. Тобто, експерт має знання або спеціальні навички, які не відомі і не доступні для більшості людей. Експерт може вирішити проблеми, які більшість людей не можуть вирішити, чи може вирішити їх більш ефективно.

В системі, заснованій на знаннях експертів користувач вводить факти або іншу інформацію. Нейронна мережа обробляє їх і формує висновок у вигляді рад експерта. Експертна система складається з двох основних компонентів: база знань (містить знання), і машина виводу (яка формує висновки). Ці висновки є відповідями нейронної мережі на запити користувачів на виконання експертизи.

2.1.1 Перцептрон

Перцептрон - це простий алгоритм двійкової класифікації, запропонований вченим Корнелла Френком Розенблаттом. Це допомагає розділити набір вхідних сигналів на дві частини - "так" і "ні". Але на відміну від багатьох інших алгоритмів класифікації, перцептрон був змодельований на основі суттєвої одиниці мозку людини - нейрона і має надзвичайну здатність вчитися та вирішувати складні проблеми[12].

Це дуже проста навчальна машина. Це може зайняти кілька входів, кожен з яких має вагу, щоб вказати, наскільки це важливо, і створити вихідне рішення "0" або "1". Однак у поєднанні з багатьма іншими перцептронами він утворює штучну нейронну мережу. Нейронна мережа може теоретично відповісти на будь-яке питання, враховуючи достатню кількість навчальних даних та обчислювальну потужність (рисунок 2.1).

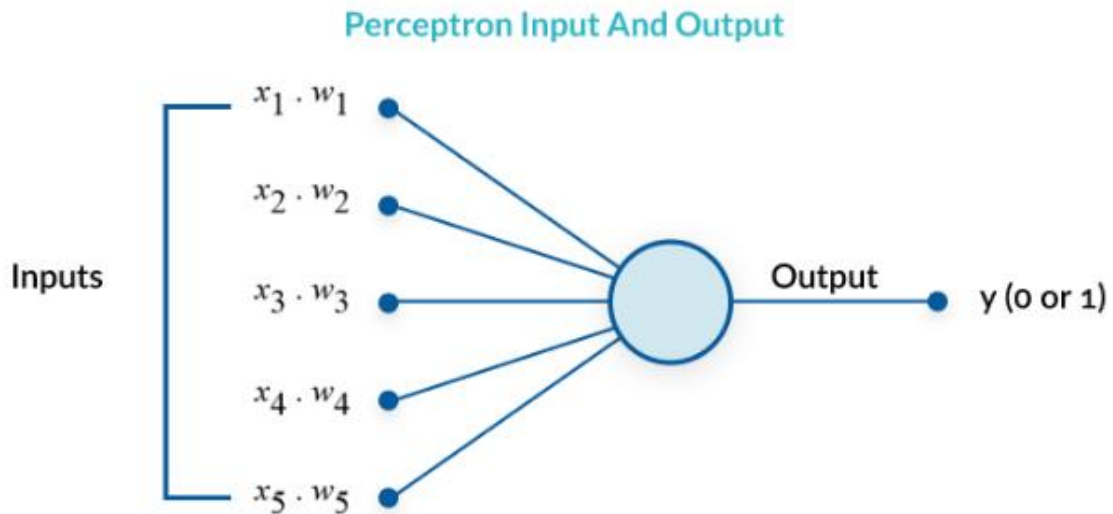


Рисунок 2.1 - Вхід і вихід перцептрона

Перцептрон можна розділити на чотири класи:

- перцептрон з одним прихованим шаром;
- одношаровий перцептрон;
- багатошаровий перцептрон.

2.1.2 Перцептрон з одним прихованим шаром

Прихований шар - це штучна нейронна мережа, яка є шаром між вхідними та вихідними шарами. Де штучні нейрони приймають набір зважених входів і виробляють вихід через функцію активації (рисунок 2.2). Це частина майже і нейронної, в якій інженери імітують типи активності, що відбуваються в мозку людини. Прихована нейронна мережа створена в деяких техніках. У багатьох випадках зважені дані вводяться випадковим чином. З іншого боку, вони точно налаштовуються і калібруються за допомогою процесу, званого зворотним

розмноженням[16].

Штучний нейрон у прихованому шарі перцептрону працює як біологічний нейрон у мозку - він приймає свої імовірнісні входні сигнали та працює на них. І він перетворює їх у вихід, що відповідає аксону біологічного нейрона.

Шари після входного шару називаються прихованими, оскільки вони безпосередньо вирішуються на входному. Найпростіша мережева структура - мати один нейрон у прихованому шарі, який безпосередньо виводить значення.

Глибоке навчання може означати наявність багатьох прихованих шарів у нашій нейронній мережі. Вони глибокі, тому що вони немислимо повільно тренувались в історичному плані, але підготовка за сучасними техніками та обладнанням може зайняти секунди чи хвилини[15].

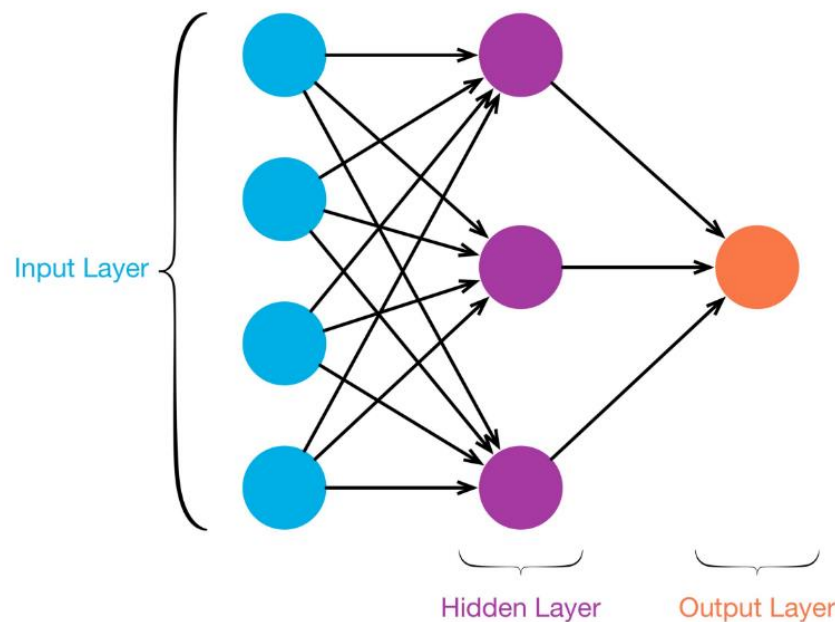


Рисунок 2.2 - Перцептрон з прихованим шаром

2.1.3 Одношаровий перцептрон

Одношаровий перцептрон - це мережа зворотного зв'язку, заснована на функції порогової передачі (рисунок 2.3). Одношаровий перцептрон є найпростішим типом штучних нейронних мереж і може класифікувати лише лінійно відокремлювані випадки з двійковою мішенню (1, 0).

Одношаровий перцептрон не має апріорних знань, тому початкові ваги присвоюються випадковим чином. Одношаровий перцептрон підсумовує всі зважені вхідні дані, і якщо сума перевищує порогове значення (деяке заздалегідь визначене значення), Одношаровий перцептрон називається активованим (вихід = 1)(формула 2.1).

$$\begin{aligned}
 w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n > \theta & \xrightarrow{\text{Output}} 1 \\
 w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n \leq \theta & \xrightarrow{\text{Output}} 0
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

Вхідні значення подаються в перцептрон, і якщо передбачуваний вихід такий самий, як бажаний вихід, то продуктивність вважається задовільною і ніяких змін у вагах не проводиться. Однак, якщо вихід не відповідає бажаному результату, тоді ваги потрібно змінити, щоб зменшити помилку. Оскільки одношаровий перцептрон є лінійним класифікатором, і якщо випадки не можна лінійно розділити, процес навчання ніколи не дійде до точки, коли всі випадки класифікуються належним чином. Найвідомішим прикладом нездатності перцептрону вирішувати проблеми з лінійно нерозривними випадками є проблема XOR. Однак багатошаровий

перцептрон, що використовує алгоритм зворотного розповсюдження, може успішно класифікувати дані XOR.

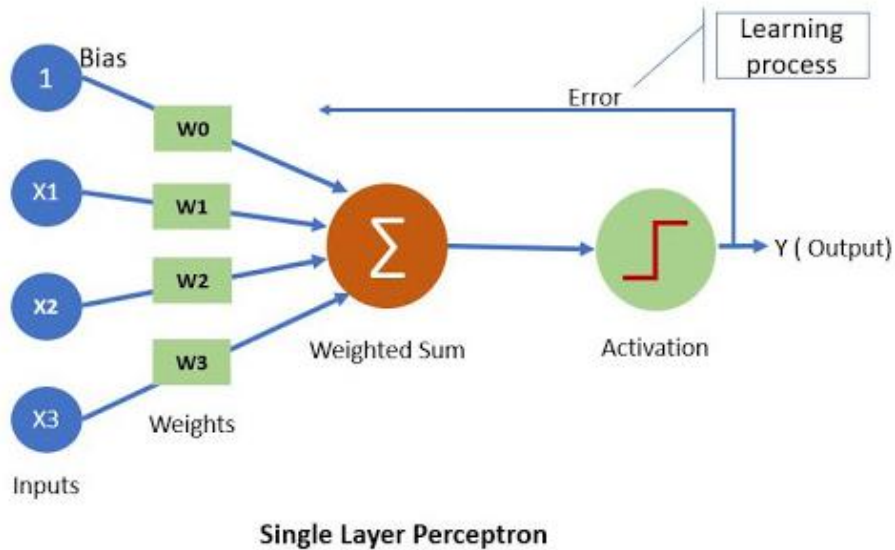


Рисунок 2.3 – Одношаровий перцептрон

2.1.4 Багатошаровий перцептрон

Багатошаровий перцептрон - це перцептрон, який об'єднується з додатковими перцептронами, складеними в кілька шарів, для вирішення складних проблем. Кожен перцептрон у першому шарі ліворуч (вхідний шар) посиляє виходи усім перцептронам у другому шарі (прихований шар), а всі перцептрони у другому шарі відправляють виходи у кінцевий шар праворуч (вихід шар) посиляє кілька сигналів, по одному сигналу, що надходить на кожен перцептрон в наступному шарі. Для кожного сигналу перцептрон використовує різні ваги. На діаграмі вище кожен рядок, що йде від перцептрона в одному шарі до наступного шару, представляє інший вихід. Кожен шар може мати велику кількість перцептронів, і може бути декілька шарів, тому

багатошаровий перцептрон може швидко стати дуже складною системою. Багатошаровий перцептрон має іншу, більш загальну назву - нейронна мережа. Тришаровий MLP, як і діаграма вище, називається неглибокою або неглибокою нейронною мережею. MLP з чотирма і більше шарами називається глибокою нейронною мережею.[18] Одна відмінність між MLP та нейронною мережею полягає в тому, що в класичному перцептроні функція прийняття рішень є ступінчастою, а вихід - двійковий. У нейронних мережах, що еволюціонували від MLP, можуть бути використані інші функції активації, які призводять до виведення реальних значень, як правило, від 0 до 1 або від -1 до 1 (рисунок 2.4). Це дозволяє прогнозувати на основі ймовірності або класифікувати елементи за кількома мітками.

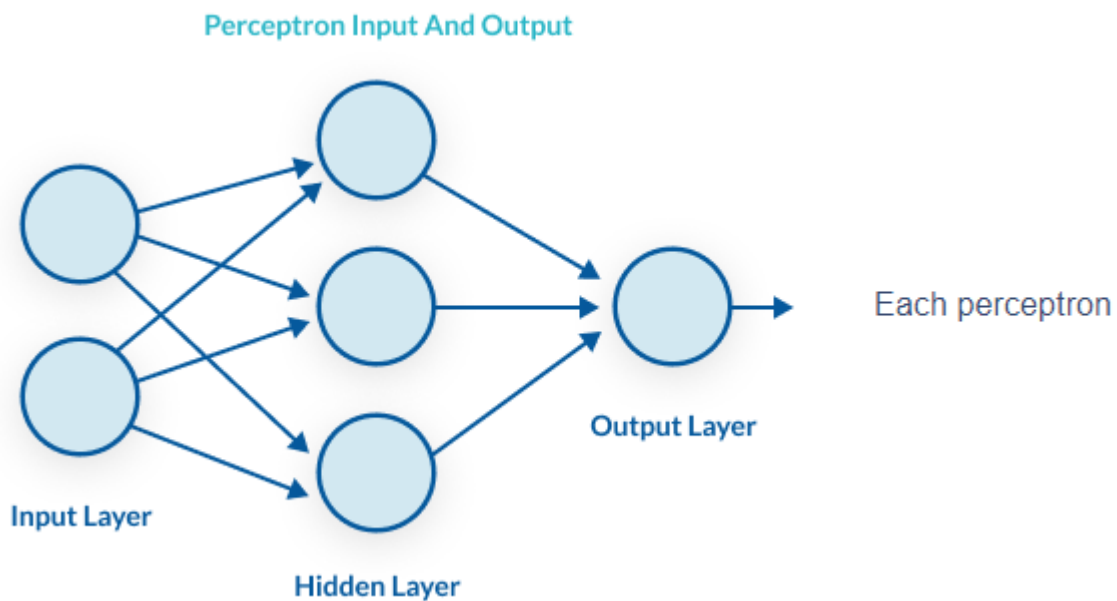


Рисунок 2.4 - Вхід і вихід багатошарового перцептрона

2.2 Класифікатори на основі Байєсівських мереж

Направлені графічні моделі (інакше, байєсівські мережі) - це сімейство розподілів ймовірностей, які допускають компактну параметризацію, яку можна

природно описати за допомогою спрямованого графіка. Вони можуть бути використані для широкого кола завдань, включаючи прогнозування, виявлення аномалій, діагностику, автоматичне розуміння, міркування, прогнозування часових рядів та прийняття рішень в умовах невизначеності (рисунок 2.5).

Одним з найвідоміших класифікаторів є наївний байєсівський класифікатор. В його основі лежить ймовірнісна модель теореми Байєса. Для роботи алгоритмів з використанням даного класифікатора необхідно створити модель Байєса для кожного користувача, який оцінював будь-які об'єкти, на основі ознак цих об'єктів (для фільмів це можуть бути актори або жанри, для новин – ключові слова тощо). Для знаходження найбільш ймовірної категорії необхідно обчислити умовні ймовірності приналежності будь-якого об'єкту до кожної категорії і вибрати ту, яка має найбільшу ймовірність[17].

Перевагою байєсівських класифікаторів є можливість навчання, простота алгоритму навчання, можливість перегляду даних про важливість ознак, одержану в процесі навчання. Основний недолік – неможливість враховувати залежність результату від поєднань ознак.

Мета полягає в тому, щоб спровокувати мережу (або набір мереж), яка «найкраще описує "розподіл ймовірностей між навчальними даними. Цей процес оптимізації є на практиці, використовуючи евристичні методи пошуку для пошуку найкращого кандидата простір можливих мереж. Процес пошуку спирається на функцію оцінки, яка оцінює переваги кожної мережі кандидатів[20].

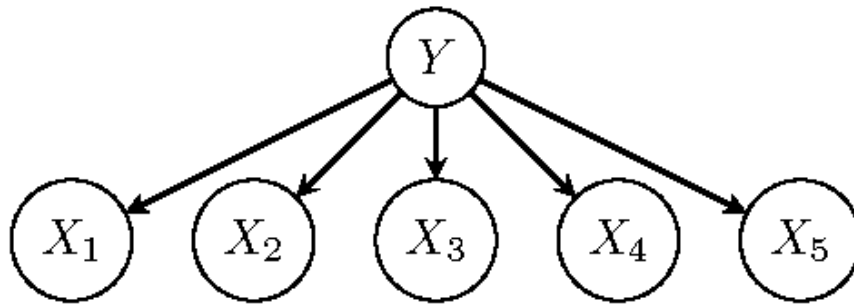


Figure 1: Naive Bayes classifier

Рисунок 2.5 – Приклад класифікатора на основі Байєсівських мереж

2.3 Класифікатори на основі нейронних мереж

В якості образів можуть виступати різні за своєю природою об'єкти: символи тексту, зображення, зразки звуків і т. д. При навчанні мережі пропонуються різні зразки образів із зазначенням того, до якого класу вони відносяться. Коли мережі пред'являється якийсь образ, на одному з її виходів повинна з'явитися ознака того, що образ належить цьому класу. У той же час на інших виходах повинна бути ознака того, що образ до даного класу не належить.

Штучні нейронні мережі можуть мати різну архітектуру та різні алгоритми навчання, але всі вони складаються з нейронів(рисунок 2.6).

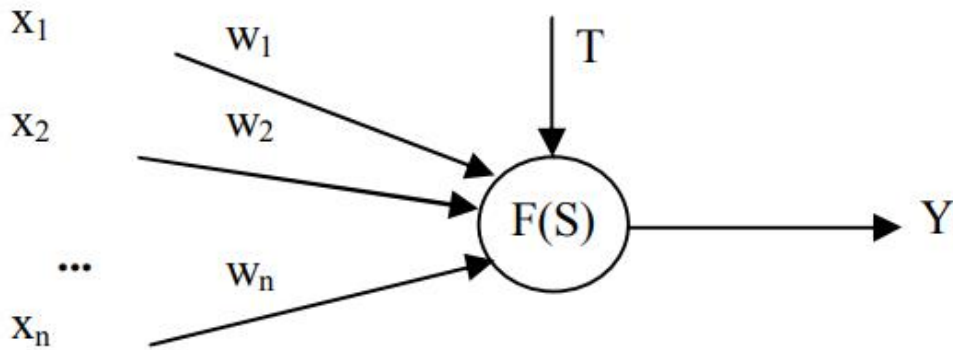


Рисунок 2.6 – Структурна схема нейрона у ШНМ

- x_1 - x_n – входи нейрона (синапси);
- w_1 - w_n – вагові коефіцієнти входів;
- S – зважена сума входів нейрона;
- $F(S)$ – функція активації нейрона;
- T – порогове значення (значення, після якого нейрон переходить у стан збудження), є не у всіх типів штучних нейронів;
- Y – вихід нейрона (аксон).

2.4 Класифікатори на основі дерев рішень

Дерево рішень - це карта можливих результатів низки пов'язаних між собою варіантів вибору (рисунок 2.7). Це дозволяє окремій особі чи організації зважувати можливі дії один проти одного на основі своїх витрат, ймовірностей та вигод. Їх можна використовувати або для стимулювання неформальної дискусії, або для складання алгоритму, який передбачає найкращий вибір математично. Дерево рішень зазвичай починається з одного вузла, який розгалужується на можливі результати.

Кожен з цих результатів веде до додаткових вузлів, які розгалужуються на інші можливості. Це надає йому деревоподібну форму.

Це модель, яка являє собою сукупність правил для прийняття рішення, в даному разі – рішення, до якої категорії віднести об'єкт. Графічно її можна уявити у вигляді дерева, де вузли – умови переходу, а листки – назви категорій. Якщо для даного об'єкту умова у вузлі істина то здійснюється перехід по лівому ребру, якщо ж ні, то по правому. Залежно від рішення, прийнятого у вузлах, об'єкт відноситься до певної категорії.

Класифікатор дерева рішень:

- Використовуючи алгоритм прийняття рішень, ми починаємо з кореня дерева і розділяємо дані щодо ознаки, що призводить до найбільшого приросту інформації (IG) (зменшення невизначеності до остаточного рішення);
- В ітераційному процесі ми можемо повторювати цю процедуру розділення на кожному дочірньому вузлі, поки листя не стануть чистими. Це означає, що зразки на кожному листовому вузлі належать до одного класу;
- На практиці ми можемо встановити обмеження глибини дерева, щоб запобігти переобладнанню. Ми дещо йдемо на компроміс щодо чистоти, оскільки остаточне листя все ще може мати певну домішку[19].

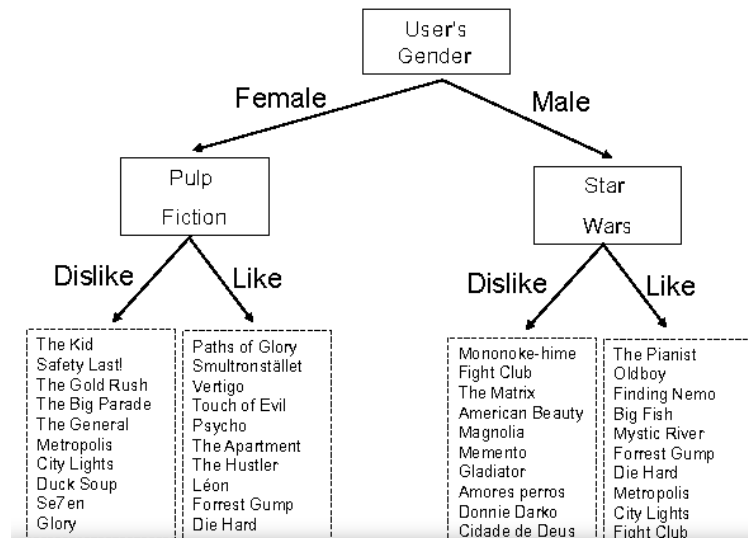


Рисунок 2.7 – Приклад дерева рішень

2.5 Етапи розробки нейронної мережі

Розробки нейронної мережі можна розділити на сім етапів, незалежних від предметної області.

Етапи розробки нейронної мережі наведені на (рисунку 2.8).

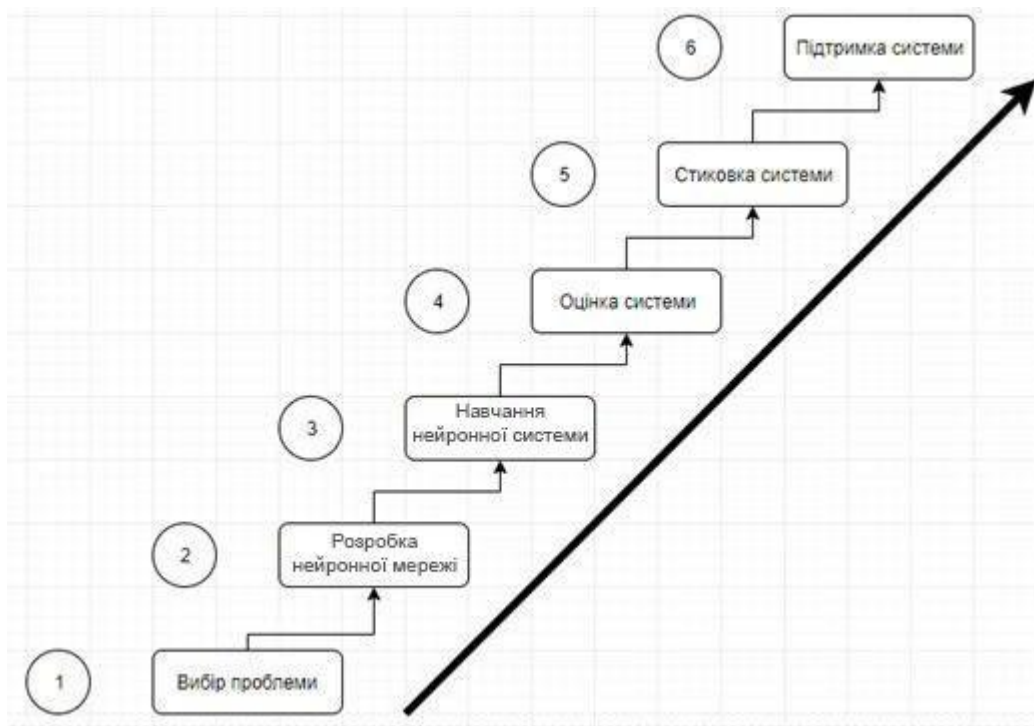


Рисунок 2.8 – Етапи розробки ШМН рекомендаційної системи

Етап 1. Вибір проблеми. Цей етап включає діяльність, що передуює рішення почати розробляти конкретну нейронну мережу. Він включає:

- визначення проблемної області та задачі;
- найняти спеціаліста для співпраці у розробці рекомендаційної системи
- визначення минулого підходу для розробки системи;
- аналіз витрат і прибутку від розробки;
- підготувати план розробки рекомендаційної системи.

Треба зробити правильний вибір проблеми, щоб націлитись на критичну частину розробки системи. Проблема яка не відповідає певним вимогам такої системи може призвести до використання більших коштів і може бути взагалі не випущена для використання.

Необхідності розробки та впровадження рекомендаційних систем:

- нестача фахівців, що витрачають значний час для роботи з клієнтом;
- потреба у наборі фахівців, для повноцінної праці, адже не один фахівець не може володіти всіма знаннями;
- велика розбіжність між рішеннями найкращих і найгірших виконавців;
- конкуренція у виконанні поставленої задачі.

Характеристики задач:

- є вузькоспеціалізованими;
- не залежать в значній мірі від загальнолюдських знань;
- умови виконання завдання визначаються самим користувачем системи;
- мають результати, які можна оцінити.

Розробка нейронних мереж рекомендаційної системи проходить шляхом отримання знань від експерта та введення їх в систему.

Підхід до реалізації задачі визначається характеристиками задачі та ресурсами виділеними на їх рішення. Після визначення задач треба підрахувати витрати і прибутки від розробки такої системи. Під витратами враховуються виплати за працю розробникам даної системи, використання потрібних інструментів для розробки системи. Прибуток може з'явитися при зниженні ціни на продукцію, так багатого використання розробленої системи. Це все визначиться з часом після розроблення рекомендаційної системи. На даний час компанії, які займаються розробкою подібних рекомендаційних систем, віддають перевагу розробці одного великого проекту, ніж розробляти аутсорсні проекти.

Етап 2. Розробка самого прототипу нейронної мережі.

Етап 3. Навчання нейронної мережі.

Для того, щоб нейронна мережі була здатна виконати поставлене завдання, її необхідно навчити.

Процес навчання з експертом є пред'явлення мережі вибірки навчальних прикладів. Кожен зразок подається на входи мережі, потім проходить обробку всередині структури ШМН, обчислюється вихідний сигнал мережі, який порівнюється з відповідним значенням цільового вектора, що представляє собою необхідний вихід мережі. Потім за певним правилом обчислюється помилка, і відбувається зміна вагових коефіцієнтів зв'язків всередині мережі в залежності від обраного алгоритму. Вектори навчальної множини пред'являються послідовно, обчислюються помилки і ваги підлаштовуються для кожного вектора до тих пір, поки помилка по всьому навчальному масиву не досягне прийнятного рівня. В розробці нейронної мережі виділяють декілька додаткових етапів переходу.

Етап 4. Оцінка системи. Після завершення самої розробки нейронної мережі необхідно провести її тестування. До тестування залучаються інші спеціалісти з метою перевірки працездатності системи у різних випадках. Нейронні мережі оцінюються з метою перевірки точності роботи системи і її корисність. Оцінку можна проводити по різними критеріям:

- критерії користувачів (зрозумілість і "прозорість" роботи системи, зручність інтерфейсів тощо);
- критерії спеціалістів (оцінка рішень, що запропоновані системою, порівняння її з власними рішеннями, оцінка підсистеми пояснень тощо);
- критерії розробників.

Етап 5. Стиковка системи. На даному етапі відбувається об'єднання нейронної мережі з іншими програмними засобами в середовищі, в якому вона буде реалізована, та навчання людей, яких вона буде обслуговувати.

Такий процес потребує втручання інженера по знаннях або будь-якого іншого спеціаліста, який зможе модифікувати систему. Стикування - це розробка зв'язку між

нейронною мережею та середовищем, в якому вона буде працювати. Коли нейронна мережа буде вже розроблена, спеціаліст по знаннях повинен переконатися в тому, що експерти, користувачі та персонал знають, як експлуатувати і обслуговувати її. Після передачі їм інформації по використанню даної системи може повністю надати її в розпорядження користувачів. Для підтвердження працездатності системи потрібно надати користувачу можливість поставити перед НМ реальні задачі і простежити, як вона працює. Для того щоб таку систему схвалили потрібно її представити, як рекомендаційну систему помічника.

Етап 6. Підтримка системи. Можлива підтримка системи на різних мовах, таких як C++, Java, Python підвищується швидкодія і збільшується використання даної системи, проте гнучкість при цьому зменшується[1]. Це буде працювати лише в тому разі, якщо система зберігає всі знання проблемної області, і ці знання не будуть змінюватися в найближчому майбутньому.

2.6 Реалізація нейронної мережі

Основні обчислення і робота штучної нейронної мережі відбуваються в алгоритмі проходження по всій системі і розрахунку вихідних параметрів. Узагальнена схема алгоритму розрахунку нейрона представлена на (рисунку 2.9).

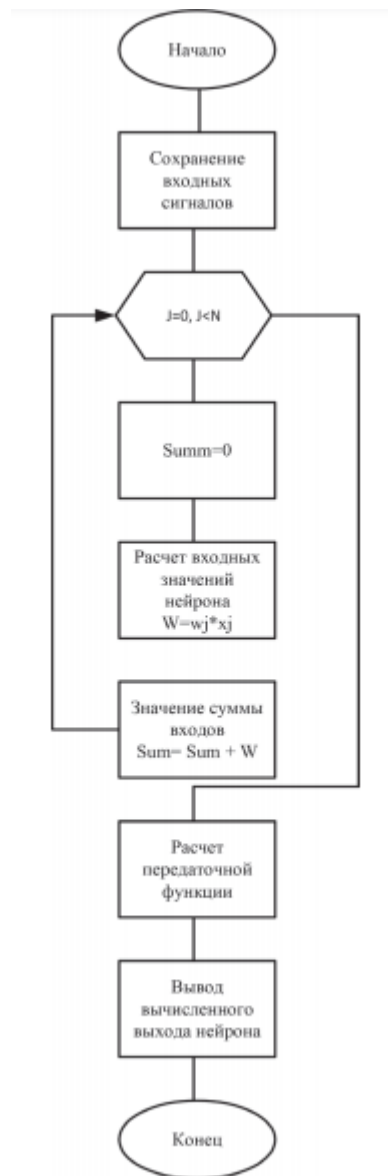


Рисунок 2.9 – Схема алгоритму розрахунку нейрона

Спочатку алгоритм проходить по вхідним нейронам і обчислює вихідні значення для кожного з них. Далі алгоритм циклічно переходить на обчислення виходів для прихованого шару на основі ваг і раніше обчислених виходів першого шару. При обчисленні виходів нейронів використовується сигмоїдальна функція активації. Після роботи алгоритму на виході останнього шару виходить результат

роботи штучної нейронної мережі.[2] Для того, щоб ШНМ коректно працювала, необхідно її навчити. Визначити всі ваги. Для навчання мережі був розроблений алгоритм, який реалізує описаний вище метод зворотного поширення помилки (рисунку 2.10).

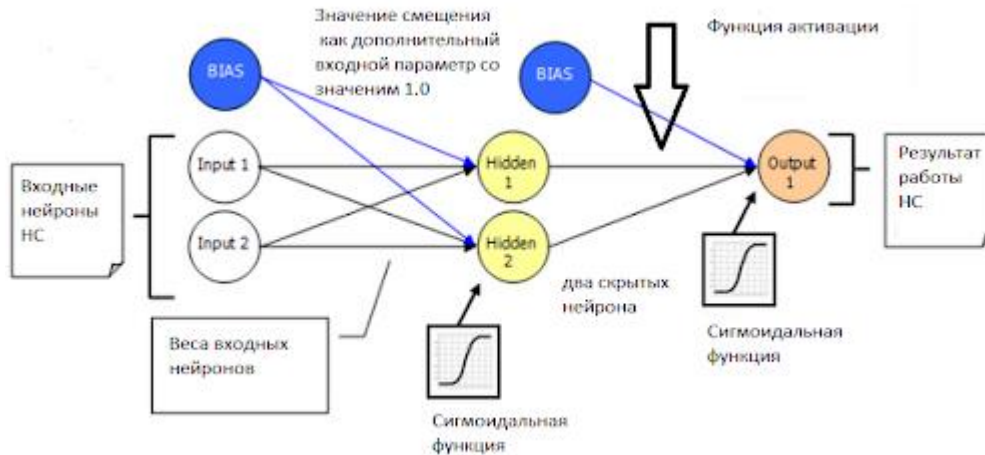


Рисунок 2.10 – Алгоритм навчання нейронної мережі

Перед початком навчання ваги у мережі проставляються випадковим способом. На вхід функція навчання приймає вже певні набори даних (входи-виходи), які свідомо вірні. На початковому етапі йде настройка системи, виставлення кількості ітерацій навчання і значення помилки, які є дуже важливими показниками в навчанні. Якщо перевищити або зменшити ці показники, можна перенавчити або недоучить систему. Тому зазвичай навчання проводиться кілька разів з коригуванням цих параметрів. На наступному етапі навчання відбувається прохід по мережі на основі вхідних даних для навчання. Результатом проходу є вихідні дані для коригування ваг. Потім відбувається прохід по ІНС в зворотному напрямку з обчисленням значення помилки, на основі якої в подальшому буде відбуватися коригування ваги[4].

Алгоритм працює до тих пір, поки не буде досягнутий прийнятний рівень помилки або не закінчені всі ітерації.

В результаті навчання штучна нейронна мережа отримує певний набір ваг, які, якщо відповідають очікуванням, не змінюються, або відбувається коригування значень допустимої помилки або ітерацій навчання, і алгоритм запускається заново.

2.5.1 Вхідна інформація

Вхідна інформація рекомендаційної системи:

- тип об'єкту;
- характеристики, що описують об'єкт;
- вектор значень характеристик;
- вектор вагових коефіцієнтів;
- кількість запитань;
- offset - відстань, де значення характеристики буде рівним аналогічній характеристиці уподобаного об'єкту;
- scale – відстань від значення характеристики уподобаного об'єкту, яка визначає діапаон допустимої схожості;
- decay – значення схожості в яке оцінюється значення характеристики на відстані масштабу від значення характеристики уподобаного об'єкту, задається для кожної характеристики;
- Кількість рекомендованих об'єктів.

2.5.2 Вихідна інформація

Результат рекомендаційної системи, яку спеціальність вона підібрала користувачеві і яка буде відображена у рекомендаційній системі у веб-додатку.

Таблиця 2.1 – Перелік та опис вихідних повідомлень

Ідентифікатор спеціальності	Видача	Отримувач
Значення базується декількома запитаннями	При обчисленні схожості	Код
Елемент інтерфейсу, де розміщені запитання	При виборі користувачем запитань	Користувач

2.7 Порівняння колаборативного методу та контентного методу

Для рекомендацій використовуються дві основні системи рекомендацій. Фільтрація на основі вмісту та спільна фільтрація.

Перший метод, фільтрація на основі вмісту. Він спирається на схожість між ознаками предметів. Він рекомендує спеціальності абітурієнту на основі попередньо оцінених найвищих позицій тим самим користувачем. Слід створити перелік функцій щодо цих предметів.

- Кожен елемент матиме профіль елемента
- Структура таблиці перелічить ці властивості
- Порівняння того, що і скільки функцій відповідають і збирають бали
- Рекомендуйте найвищий бал
- Код базуватиметься на алгоритмі, за певним елементом буде знайдено

найбільш подібний елемент

- Найкращий матч за підсумками очок буде наданий користувачеві
- Цей метод спирається лише на функції елементів, а не на вподобання користувача.

Другий метод - спільна фільтрація. Це залежить від реакції інших користувачів на ці самі елементи. Він покладається не на особливості спеціальності, а на уподобання інших користувачів. Потрібно провести аналогічне опитування користувачів.

- Користувачі матимуть таблицю з різними рейтинговими елементами того, що вони обрали чи сподобалися;
- На основі подібності можна передбачити те, що може сподобатися користувачеві, виходячи з того, що робили подібні користувачі;
- На основі подібності можна передбачити те, що може сподобатися користувачеві, виходячи з того, що робили подібні користувачі;
- Все буде підведено та рекомендовано найвищий бал;
- Код буде створений на основі алгоритму, надавши користувачеві x , рекомендувати елемент, який може сподобатися x ;
- Рекомендуватиметься пункт з найвищим балом.

Проблема цього методу полягає в тому, що для надання рекомендацій потрібно мати дані. Чим більше у вас даних, тим кращі рекомендації будуть.

2.7.1 Обробка даних

Будуються 4 профілі користувачів та 5 профілів спеціальності на основі 5 найкращих місць для спеціальності у вищих закладах. Спеціальність А, Спеціальність В, Спеціальність С, Спеціальність D та Спеціальність Е.

Таблиця фільтрації на основі вмісту базувалася на особливостях значущих відповідей користувачів показано нижче в (таблиці 3.3).

Таблиця 2.2 – Відповіді користувачів

	Спеціальніст ь А	Спеціальніст ь В	Спеціальніст ь С	Спеціальніст ь D	Спеціальніст ь Е
Розробка забезпеченн я	Так	Так	Так	Так	Так
Веб-дизайн	Так	Так	Так	Так	Так
Штучний інтелект	Так	Так	Так	Так	Так
Бази даних	Ні	Так	Ні	Так	Так
Кібер безпека	Ні	Ні	Ні	Ні	Так

Спільна таблиця фільтрації базувалася на оцінках користувачів місць спеціальностей (таблиця 2.3).

Абітурієнт №1 оцінив усі 5 місць спеціальностей: спеціальність А, спеціальність В, спеціальність С, спеціальність D та спеціальність Е. Абiтурієнт №2 оцінив 3 місця спеціальності: спеціальність В, спеціальність С та спеціальність Е. Абiтурієнт №3 оцінив лише 2 місця спеціальності: спеціальність С та спеціальність Е. Абiтурієнт №4 оцінив 1 місце спеціальності: спеціальність Е.

Таблиця 2.3 – Фільтрація на основі оцінок користувачів

	Спеціальність А	Спеціальність В	Спеціальність С	Спеціальність D	Спеціальніс ть Е
Абітурієнт №1	1	5	3	1	5
В Абiтурієнт №2		4	5		5
Абітурієнт №3			2		5
Абітурієнт №4					5

Профіль елемента оцінки на основі вмісту можна розглядати як вектор. Вимірюється 0 або 1, залежить від ТАК чи НІ вмісту об'єкта всередині цього елемента.

Елемент профілю був створений шляхом оцінки елемента та пошуку значущих слів.

3 РОЗРОБКА НЕЙРОННОЇ СИСТЕМИ ОБРАННЯ МАЙБУТНЬОЇ СПЕЦІАЛЬНОСТІ

3.1 Розробка рекомендаційної системи на основі нейронної мережі

Існує багато рекомендаційних систем заснованих на використанні бази знань, що генерують різноманітні алгоритми вирішення задач, які поставленні користувачами.

Клас завдань, які можна вирішити за допомогою нейронної мережі, визначає темп, як встановити роботу і тем, як вона навчається. При роботі нейронної сеті приймає значення вхідних перехідних та видає значення вихідних перехідних. Таким чином, можна застосувати ситуацію, коли Ви отримали визначену відому інформацію, і ви бажаєте отримати деяку інформацію, яка не містить відомостей.

Відповідно до запропонованої концептуальної моделі, структурою нейронної мережі, комплексом досліджених методів і розроблених моделей і алгоритмів, які були розглянуті в попередніх розділах, для розробки програмного забезпечення нейронної мережі вирішення задач вибрані засоби розробки: програмування на JavaScript та засіб для роботи із запитам до БД – MySQL.

3.2 Інструментальні засоби для створення рекомендаційної системи

Для створення рекомендаційної системи вибору спеціальності було обрано середовище Java Script.

ПЗ призначено для створення і експлуатації систем, що радять для вирішення різних задач, що зводяться до задач прийняття рішень (діагностики, конфігурації, ідентифікації, оцінки тощо).

Використовуючи дане програмне забезпечення, можна створити ефективного помічника для швидкого і зручного вирішення вище зазначених типів задач.

З використанням ПЗ Java Script можна створювати ефективні системи для вирішення, зокрема, наступних завдань:

- оцінка вартості і трудовитрат для розробки WEB-сайту, інформаційної системи, локальної мережі, рекламного ролика тощо;
- вибір інструментального ПЗ для створення WEB-сайту, інформаційної системи, локальної мережі, рекламного ролика тощо;
- вибір місця відпочинку в відпустку і отримання рекомендацій про підготовку до поїздки;
- вибір елементної бази і конструктивних рішень для реалізації спеціалізованого контролера, блоку живлення тощо;
- вибір стратегії і методів проведення рекламної кампанії.

3.3 Вибір інформаційного джерела

Для оцінки якості та ефективності розробляється рекомендаційної системи була проведена експериментальна процедура з використанням реальних даних.

В процесі пошуку джерела даних враховувалися такі фактори:

- Доступність. Інформаційний ресурс повинен або надати готову базу даних інформації о спеціалізаціях, або володіти повнофункціональним API (програмний інтерфейс програми), завдяки якому можна було б зібрати всі необхідні відомості про кафедри і спеціалізації.
- Актуальність. Інформаційне наповнення даних повинне повною мірою відображати різноманітні атрибути спеціалізацій для більш детального аналізу.
- Единообразність. Для обробки великої кількості інформації необхідною умовою є наявність єдиного формату даних.

Розглядалися дані, доступні на веб-сайті www.kaggle.com. У 2010 році Kaggle була заснована як платформа для інтелектуального моделювання і аналітичних змагань, на яких компанії і дослідники публікують свої дані, а статистики і розробники з усього світу конкурують за випуск кращих моделей.

Дані з сайту kaggle.com надаються в вигляді не оновлюваної бази даних і, таким чином, не можуть відображати реальний стан вищих навчальних закладів на даний момент часу. Проте, ці дані цілком придатні для їх аналізу та побудови рекомендаційної системи на їх основі[14].

Для того щоб отримати необхідну інформацію про спеціальність, необхідно направити сайту GET-запит по протоколу HTTPS. Як відповідь на запит повертається результат виконання операції в форматі JSON, що містить запитовані поля. У тому випадку, коли програму слід авторизація користувача, це можна зробити за протоколом OAuth2.

3.4 Процедура збору даних

Для вилучення відомостей про актуальні вакансії с сайту kaggle.com була написана програма на мові програмування Java Script. Програма отримує список

кафедр та факультетів з їх властивостями. Для формування GET-запитів застосовується інструменти Axios.

Розробникам надається функція пошуку по спеціальностям. Зокрема, при конструюванні запиту можна задати такі поля, як номер спеціальності, що обмежують знизу і зверху діапазон спеціалізацій. Оскільки в результаті запиту повертається лише частина атрибутів, що описують кожну вакансію, то необхідно зробити окремий запит на отримання повних відомостей для кожної з спеціальності. Для досягнення найбільшої ефективності і швидкості отримання атрибутів спеціальностей, кожна спеціальність обробляється в окремому потоці операційної системи[13].

Використовуючи механізм GET-запитів, можна отримати такі атрибути спеціальності, як:

- Ідентифікатор спеціальності;
- Опис спеціальності;
- Інформація про ключові особливості спеціальності;
- Потрібний початковий рівень знань;
- Тип спеціальності.

3.5 Розробка рекомендаційної системи обрання спеціальності

При розробці рекомендаційної системи був проведений аналіз можливості застосування базових існуючих алгоритмів інтелектуальної обробки даних при виявленні причин незадоволеності вибором спеціальності та взаємозв'язку між причинами і наслідком.

Прототип рекомендаційної системи це є спрощена версія кінцевого продукту, який є доказом продуктивності дослідженого методу та алгоритму вирішення задачі обрання майбутньої спеціальності.

Ефективність та працездатність прототипу такої системи може бути доказом можливості вирішення проблем обрання спеціальності за допомогою створюваної рекомендаційної системи ще до фінансування розробки.

Для вирішення складних соціальних питань потрібно використовувати рекомендаційну систему на основі нейронної мережі, тому що використовувані дані слабо структуровані, а використання ШМН в нових галузях носить імовірнісний характер. Отже навіть на етапі тестування прототипу рекомендаційної системи можна казати про ефективність створення даної системи.

Для вирішення питань обрання майбутньої був розроблений прототип рекомендаційної системи на базі нейронної мережі шляхом навчання конкретними даними отриманими в результаті аналізу предметної області.

На (рисунок 3.1) зображено етапи рішення задачі нейронної мережі рекомендаційної системи обрання майбутньої спеціальності.

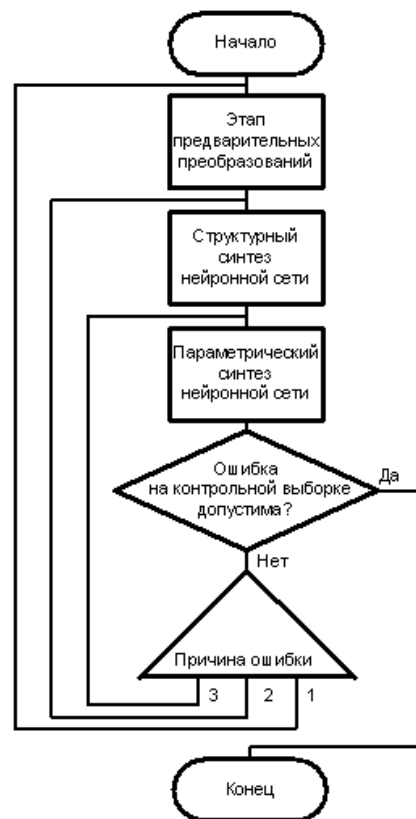


Рисунок 3.1 – Этапы рішення задач нейронної мережі

3.5.1 Заповнення бази знань даними

Для роботи с БЗ, треба увійти у систему, для цього експерту потрібно вибрати тип логіну, ввести логін та пароль також можна зберегти свої данні для по дальшого користування (рисунок 3.2).

Type login

Login

Password

☒ Remember me

Рисунок 3.2 – Сторінка авторизації

Зображено інтерфейс експерта для редагування правил, критеріїв, рішень, груп (рисунок 3.3).

Rule editor Criteria editor Solution editor Group editor

Рішення	Коментар
РС	Роботи і робототехнічні системи
МХ	Мехатроніка
ПМ	Прикладна математика
КН	Комп'терні науки

Додати Редагувати Видалити

Рисунок 3.3 – Інтерфейс експерта

Здійснюється введення даних експертом, а саме спеціальності, критерії вибору спеціальності, критерії вибору групи, а також властивості спеціальності.

На (рисунку 3.4) зображено введення критеріїв експертом в «Редактор критеріїв», а саме:

- назва критерію;
- питання;
- тип;
- групи(кластери) в які включено критерії.

Вікно редагування обраного критерію

Критерій:

Питання:

Тип:

Зберегти

Значення обраного критерію:

Додати

Групи (кластери) в які включено критерій:

Додати

Рисунок 3.4 – Редактор критеріїв

3.5.2 Введення у базу правил експертом

У редакторі дій зображеному на (рисунку 3.5) експерт задає коефіцієнт впевненості, який відображає оцінку достовірності рішення.

Вікно редагування обраної дії

Тип:

Коефіцієнт впевненості:

Дія:

Рисунок 3.5 – Редактор дій

3.5.3 Авторизація користувача

Для входу у систему користувач, а саме абітурієнт повинен авторизуватися, ввести прізвище, ім'я, по батькові, ввести логін та пароль, по бажанню користувач може зберегти свої данні для по дальшого користування (рисунок 3.6).

Type login

Name and surname

Login

Password

☒ Remember me

Рисунок 3.6 – Інтерфейс авторизації користувача

Рекомендаційна система задає навідні питання користувачу (абітурієнту) в результаті яких система повинна проаналізувати відповідь і видати вірну пропозицію (рисунок 3.7 – 3.10).

Прочитайте питання і виберіть відповідь

Питання: Що з нижче перерахованого найбільш вам подобається?

Відповідь: Написання алгоритму програми або проі

Наступне питання

Рисунок 3.7 – Приклад запитання та відповіді №1

Прочитайте питання і виберіть відповідь

Питання: Оцініть вашу здатність до аналізу даних?

Відповідь: Висока

Попереднє питання Наступне питання

Рисунок 3.8 – Приклад запитання та відповіді №2

Прочитайте питання і виберіть відповідь

Питання: Де ви плануєте працювати?

Відповідь: На підприємстві

Попереднє питання Наступне питання

Рисунок 3.9 – Приклад запитання та відповіді №3

Прочитайте питання і виберіть відповідь

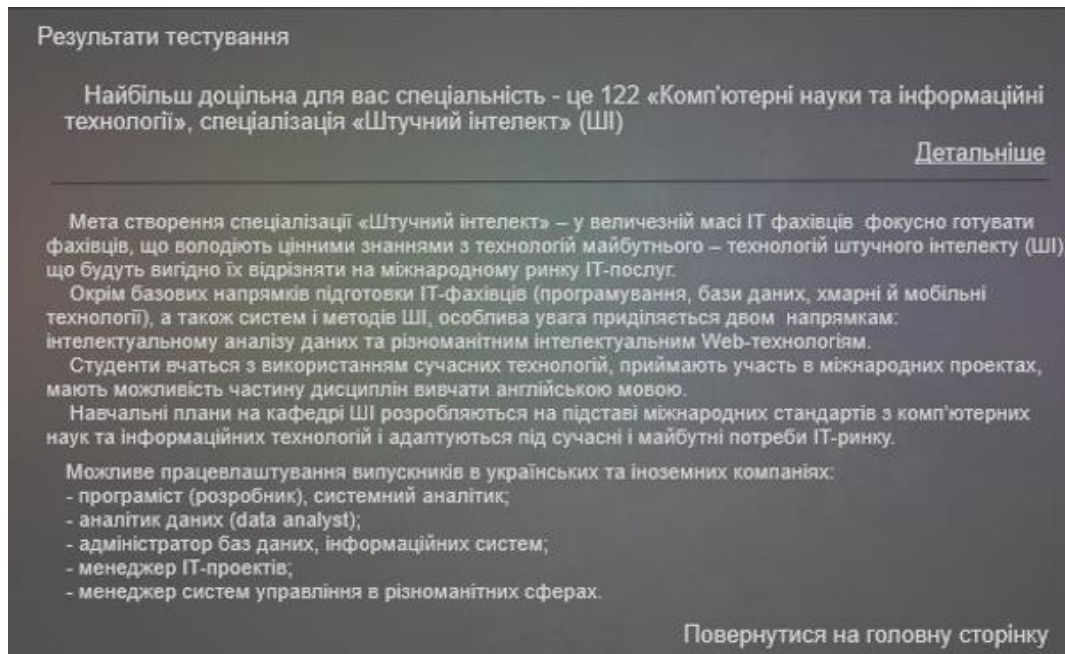
Питання: Виберіть будь-яку спеціалізацію в обраному напрямку

Відповідь: Штучний інтелект

Попереднє питання Отримати результат

Рисунок 3.10 – Приклад запитання та відповіді №4

В результаті отриманих відповідей системою від користувача формується рішення (рисунок 3.11).



Результати тестування

Найбільш доцільна для вас спеціальність - це 122 «Комп'ютерні науки та інформаційні технології», спеціалізація «Штучний інтелект» (ШІ)

[Детальніше](#)

Мета створення спеціалізації «Штучний інтелект» – у величезній масі ІТ фахівців фокусно готувати фахівців, що володіють цінними знаннями з технологій майбутнього – технологій штучного інтелекту (ШІ), що будуть вигідно їх відрізняти на міжнародному ринку ІТ-послуг.

Окрім базових напрямків підготовки ІТ-фахівців (програмування, бази даних, хмарні й мобільні технології), а також систем і методів ШІ, особлива увага приділяється двом напрямкам: інтелектуальному аналізу даних та різноманітним інтелектуальним Web-технологіям.

Студенти вчаться з використанням сучасних технологій, приймають участь в міжнародних проектах, мають можливість частину дисциплін вивчати англійською мовою.

Навчальні плани на кафедрі ШІ розробляються на підставі міжнародних стандартів з комп'ютерних наук та інформаційних технологій і адаптуються під сучасні і майбутні потреби ІТ-ринку.

Можливе працевлаштування випускників в українських та іноземних компаніях:

- програміст (розробник), системний аналітик;
- аналітик даних (data analyst);
- адміністратор баз даних, інформаційних систем;
- менеджер ІТ-проектів;
- менеджер систем управління в різноманітних сферах.

[Повернутися на головну сторінку](#)

Рисунок 3.11 – Результат рішення рекомендаційної системи

ВИСНОВКИ

У атестаційній роботі були досліджені методи розробки створення рекомендаційних систем, а також нейронних мереж. Створена тестова версія рекомендаційної системи для підтримки прийняття рішення вибору спеціальності.

В результаті виконаної роботи були отримані наступні результати:

- на основі предметної області було розроблено тестову версію рекомендаційної системи, яка може вирішити важкі для людини задачі і отримує результати, які не поступаються результатам експерта;
- на основі проведеного аналізу використання такої рекомендаційної системи були виявлені, як позитивні сторони таких систем, так і недоліки, були сформульовані вимоги до створення таких систем;
- було створено прототип рекомендаційної системи обрання майбутньої спеціальності на основі нейронної мережі за допомогою методу контенної фільтрації і баєсовських мереж.

Така система допоможе абітурієнту обрати свою спеціальність, вона точно рішить питання користувача, що не можна сказати про спілкування з живим спеціалістом, а саме робітником приймальної комісії. Така система знайде своїх користувачів і буде завжди затребувана.

Головною характеристикою рішення є ефективність та вигідність. Ефективною система є коли присутній великий ступінь досягнення цілі і маленькі витрати на її реалізацію.

Дана рекомендаційна система зменшить кількість майбутніх студентів невдоволених своїм не усвідомленим вибором і збільшить відсоток розвитку наукової діяльності.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Grebennik I., Reshetnik V., Ovezgeldyyev A., Ivanov V., Urniaieva I. (2019) Strategy of Effective Decision-Making in Planning and Elimination of Consequences of Emergency Situations In: Murayama Y., Velez D., Zlateva P. (eds) Information Technology in Disaster Risk Reduction. ITDRR 2018. IFIP Advances in Information and Communication Technology. Springer, Cham Scopus.
2. Plankovskyy S., Tsegelnyk Y., Shypul O., Pankratov A. // Integrated Computer Technologies in Mechanical Engineering. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 1113. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-37618-5_14 SCOPUS.
3. Elahi, Mehdi; Ricci, Francesco; Rubens, Neil (2016). "A survey of active learning in collaborative filtering recommender systems". Computer Science Review. 20: 29–50. doi:10.1016/j.cosrev.2016.05.002.
4. Sitnikov D. Analysis of ways for exchanging data in networks with package commutation / D.Sitnikov // Radio Electronics, Computer Science, Control. – December 2018. (Web of Science Core Collection).
5. Breese, John S.; Heckerman, David; Kadie, Carl (1998). Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering.
6. Sanghack Lee and Jihoon Yang and Sung-Yong Park, Discovery of Hidden Similarity on Collaborative Filtering to Overcome Sparsity Problem, Discovery Science, 2007.
7. Xin, Xin; Karatzoglou, Alexandros; Arapakis, Ioannis; Jose, Joemon (2020). "Self-Supervised Reinforcement Learning for Recommender Systems". arXiv:2006.05779 [cs]. *arXiv:2006.05779*.
8. ChenHung-Hsuan; ChungChu-An; HuangHsin-Chien; TsuiWen (2017-09-01). "Common Pitfalls in Training and Evaluating Recommender Systems". ACM SIGKDD Explorations Newsletter. 19: 37–45. doi:10.1145/3137597.3137601. S2CID 10651930.
9. Blanda, Stephanie (May 25, 2015). "Online Recommender Systems – How Does a Website Know What I Want?". American Mathematical Society. Retrieved October

31,2016.

10. Yves Raimond, Justin Basilico Deep Learning for Recommender Systems, Deep Learning Re-Work SF Summit 2018.
11. Schmidhuber, J. (2015). "Deep Learning in Neural Networks: An Overview". *Neural Networks*. 61: 85–117. arXiv:1404.7828. doi:10.1016/j.neunet.2014.09.003. PMID 25462637. S2CID 11715509.
12. J. Weng, N. Ahuja and T. S. Huang, "Cresceptron: a self-organizing neural network which grows adaptively," Proc. International Joint Conference on Neural Networks, Baltimore, Maryland, vol I, pp. 576–581, June, 1992.
13. [Электроний ресурс] <https://towardsdatascience.com/introduction-to-recommender-systems-2-deep-neural-network-based-recommendation-systems-4e4484e64746>.
14. Kaggle [Электроний ресурс] <https://www.kaggle.com/willkoehrsen/neural-network-embedding-recommendation-system>.
15. Krauth, W.; Mezard, M. (1987). "Learning algorithms with optimal stability in neural networks". *J. Of Physics A: Math. Gen.* 20 (11): L745–L752.
16. McDonald, R.; Hall, K.; Mann, G. (2010). "Distributed Training Strategies for the Structured Perceptron" (PDF). *Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the ACL. Association for Computational Linguistics*. pp. 456–464.
17. Comley JW, Dowe DL (June 2003). "*General Bayesian networks and asymmetric languages*". *Proceedings of the 2nd Hawaii International Conference on Statistics and Related Fields*.
18. Liu, Yonggang; Weisberg, Robert H (2005). "Patterns of Ocean Current Variability on the West Florida Shelf Using the Self-Organizing Map". *Journal of Geophysical Research*. 110(C6): C06003. Bibcode:2005JGRC..110.6003L. doi:10.1029/2004JC002786.
19. Liou, C.-Y.; Kuo, Y.-T. (2005). "Conformal Self-organizing Map for a Genus Zero Manifold". *The Visual Computer*. 21 (5): 340–353. doi:10.1007/s00371-005-0290-6. S2CID 8677589.

20. Hastie, Trevor. Tibshirani, Robert. Friedman, Jerome. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. Springer, New York, NY, 2009.
21. <https://mail.google.com/mail/u/3/#inbox/FMfcgxwKjdvMChZXdtfhPSfcJVcjSVKp?projector=1&messagePartId=0.1>.