

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**  
**ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ**  
**ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ**  
**ТЕХНОЛОГІЙ**  
**КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

# **КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**

другого (магістерського) рівня вищої освіти

на тему: «Оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції із використанням технологій обчислювального інтелекту»

Виконав: студент групи Іт-62

Спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології»

(шифр і назва)

Мурський Володимир Михайлович

(Прізвище та ініціали)

Керівник: д.т.н., професор Тригуба А.М.

(Прізвище та ініціали)

Рецензент: к.т.н., доцент Шарибура А.О.

(Прізвище та ініціали)

**ДУБЛЯНИ-2024**

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ  
ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ  
ТЕХНОЛОГІЙ  
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Другий (магістерський) рівень вищої освіти  
Спеціальність 126 «Інформаційні системи та технології»

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Завідувач кафедри \_\_\_\_\_

д.т.н., проф. А.М. Тригуба

« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2023 р.

## ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу студенту

Мурському Володимирі Михайловичу

1. Тема роботи: «Оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції із використанням технологій обчислювального інтелекту»

Керівник роботи Тригуба Анатолій Миколайович, професор  
затверджені наказом по університету від 28.04.2023 року № 133/к-с.

2. Строк подання студентом роботи 10.01.2024 р.

3. Вихідні дані до роботи: дані для оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції; методика використання технологій обчислювального інтелекту.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які необхідно розробити) \_\_\_\_\_

Вступ.

1. Аналіз стану оцінення клієнтів інтернет-магазинів та завдання кваліфікаційної роботи.

2. Особливості оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції та вибір методів обчислювального інтелекту.

3. Результати використання моделей для оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції

4. Охорона праці та безпека у надзвичайних ситуаціях.

5. Визначення показників ефективності.

Висновки та пропозиції.

Список використаної літератури.

5. Перелік ілюстраційного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових слайдів): аналіз стану оцінення клієнтів інтернет-магазинів; вибір методів обчислювального інтелекту для оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції; збір даних та вибір інструментарію для оцінення клієнтів інтернет-магазину; результати аналізу клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції; результати використання класифікатора випадкового лісу для оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції; результати використання штучної нейронної мережі для оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції; економічна ефективність.

6. Консультанти з розділів:

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1, 2, 3, 5	<i>Тригуба А.М., зав. кафедри інформаційних технологій</i>		
4	<i>Городецький І.М., доцент кафедри фізики, інженерної механіки та безпеки виробництва</i>		

7. Дата видачі завдання

28 квітня 2023 р.

#### Календарний план

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	<i>Написання першого розділу</i>	28.04-20.05.23	
2	<i>Виконання другого розділу та аркушів ілюстраційного матеріалу до нього</i>	21.05-14.08.23	
3.	<i>Виконання третього розділу та аркушів ілюстраційного матеріалу до нього</i>	15.08-10.11.23	
4.	<i>Написання розділу «Охорона праці та безпека у надзвичайних ситуаціях»</i>	11.11-30.11.23	
5.	<i>Оцінення ефективності запропонованої системи</i>	01.12-20.12.23	
6.	<i>Завершення оформлення розрахунково-пояснювальної записки та аркушів ілюстраційного матеріалу</i>	21-31.12.23	
7.	<i>Завершення роботи в цілому</i>	01-10.01.24	

Студент \_\_\_\_\_ Мурський В.М.  
(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_ Тригуба А.М.  
(підпис)

УДК 004.83:338.432.36:631.84

Оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції із використанням технологій обчислювального інтелекту.

Мурський В.М. Кафедра інформаційних технологій – Дубляни, ЛНУП, 2024.

Кваліфікаційна робота: 74 с. текст. част., 13 рис., 5 табл., 12 арк. ілюстраційного матеріалу, 47 джерел.

Виконано аналіз стану оцінення клієнтів інтернет-магазинів та завдання кваліфікаційної роботи. Подано особливості оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції на основі обчислювального інтелекту. Здійснено вибір методів обчислювального інтелекту для оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. Виконано збір даних та вибір інструментарію для оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. Проведено опис вибраних методів машинного навчання.

Подано результати аналізу клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. Наведено результати використання класифікатора випадкового лісу для оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. Представлено результати використання штучної нейронної мережі для оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції.

Розроблено заходи із охорони праці та безпеки у надзвичайних ситуаціях. Проведено визначення показників ефективності від оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції із використанням технологій обчислювального інтелекту.

## ЗМІСТ

ВСТУП .....	7
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ СТАНУ ОЦІНЕННЯ КЛІЄНТІВ ІНТЕРНЕТ-МАГАЗИНІВ ТА ЗАВДАННЯ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ .....	9
1.1. Значення заохочення клієнтів до користуванням інтернет магазинів.....	9
1.2. Методи оцінювання клієнтської поведінки в онлайн-торгівлі.....	13
1.3. Інструменти та технології обчислювального інтелекту в оцінці клієнтів.....	16
1.4. Переваги та ризики використання технологій обчислювального інтелекту в оцінці клієнтів.....	22
1.5. завдання кваліфікаційної роботи .....	23
РОЗДІЛ 2. ОСОБЛИВОСТІ ОЦІНЕННЯ КЛІЄНТІВ ІНТЕРНЕТ-МАГАЗИНУ ПРОДАЖУ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОЇ ПРОДУКЦІЇ ТА ВИБІР МЕТОДІВ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ІНТЕЛЕКТУ .....	25
2.1. Особливості оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції на основі обчислювального інтелекту .....	25
2.2. Вибір методів обчислювального інтелекту для оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції.....	27
2.3. Збір даних та вибір інструментарію для оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції.....	30
2.4. Опис вибраних методів машинного навчання .....	34
2.4.1. Класифікатор випадкового лісу .....	34
2.4.2. Штучна нейронна мережа .....	37
РОЗДІЛ 3. РЕЗУЛЬТАТИ ВИКОРИСТАННЯ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ОЦІНЕННЯ КЛІЄНТІВ ІНТЕРНЕТ-МАГАЗИНУ ПРОДАЖУ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОЇ ПРОДУКЦІЇ .....	41
3.1. Результати аналізу клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції .....	41
3.2. Результати використання класифікатора випадкового лісу для оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції .....	43

3.3. Результати використання штучної нейронної мережі для оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції..... 46

РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА У НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ..... 50

4.1. Аналіз небезпечних і шкідливих виробничих чинників під час роботи програмістів ..... 50

4.2. Запобігання шкідливому впливу небезпечних і шкідливих виробничих чинників на програмістів..... 52

4.3. Розробка логічно-імітаційної моделі процесу виникнення травм під час монтажу мережі ..... 52

РОЗДІЛ 5. ВИЗНАЧЕННЯ ПОКАЗНИКІВ ЕФЕКТИВНОСТІ ВІД ОЦІНЕННЯ КЛІЄНТІВ ІНТЕРНЕТ-МАГАЗИНУ ПРОДАЖУ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОЇ ПРОДУКЦІЇ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЙ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ІНТЕЛЕКТУ ..... 59

ВИСНОВКИ І ПРОПОЗИЦІЇ..... 61

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ..... 67

ДОДАТКИ..... 72

## ВСТУП

У сучасному світі інтернет-торгівлі, де конкуренція на ринку велика, благополуччя збереження та лояльних клієнтів стає серйозним завданням для ефективного функціонування будь-якого бізнесу. Таким чином, у сфері продажу сільськогосподарської продукції через інтернет-магазини, де споживачі оцінюють не лише якість товару, але й сервіс та особистість досвіду покупки, розуміння та задоволення своїх потреб стає визначальним фактором успіху [7].

Однак, для успішної діяльності інтернет-магазину необхідно мати чітке розуміння своїх клієнтів. Це допоможе оптимізувати маркетингові заходи, підвищити якість обслуговування та забезпечити повторні покупки.

Оцінка клієнтів є складним процесом, який вимагає використання спеціальних методів і інструментів. Одним із перспективних напрямків у цьому напрямі є використання технологій обчислювального інтелекту.

Ця кваліфікаційна робота, присвячена дослідженню, дає можливість використовувати технології обчислювального інтелекту для ефективного оцінювання клієнтів у сегментах інтернет-магазинів сільськогосподарської продукції. Акцент роботи спрямований на розробку та застосування інноваційних алгоритмів та моделей для аналізу поведінки клієнтів, визначення їхніх потреб та персоналізованого обслуговування з метою підвищення рівня задоволеності та вірогідності повторних покупок. Поєднуючи сучасні методи аналізу даних та інтелектуальних систем, дослідження має на меті внести вагомий конкретний вклад у розвиток стратегії маркетингу та обслуговування клієнтів у сегменті онлайн-торгівлі сільськогосподарською продукцією.

Метою даної кваліфікаційної роботи є розробка методу оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції з використанням технологій обчислювального інтелекту.

Об'єктом дослідження є процес оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції.

Предметом дослідження є метод оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції з використанням технологій обчислювального інтелекту.

Отже, оцінка клієнтів є важливим завданням для будь-якого бізнесу. Вона дозволяє краще зрозуміти потреби клієнтів та розробити ефективні маркетингові заходи.

Технології обчислювального інтелекту відкривають нові можливості для оцінки клієнтів. Вони дозволяють автоматизувати процес оцінки, зробити його більш точним та ефективним.



## РОЗДІЛ 1.

# АНАЛІЗ СТАНУ ОЦІНЕННЯ КЛІЄНТІВ ІНТЕРНЕТ-МАГАЗИНІВ ТА ЗАВДАННЯ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

### 1.1. Значення заохочення клієнтів до користування інтернет магазинів

Поведінка споживачів у широкому сенсі, включаючи поведінку вибору їжі, є функцією як індивідуальних факторів, так і факторів середовища та взаємодії між ними [28]. Фактори навколишнього середовища можуть впливати на споживання їжі [27], що призводить до надмірного споживання та низької якості дієти. Важливо, що чинники на рівні навколишнього середовища мають більший вплив на вибір їжі, ніж окремі фактори. На щастя, фактори навколишнього середовища можна змінювати, тому зміна екологічних сигналів для спонукання споживачів до вибору здоровішої їжі потенційно може покращити моделі харчування та загальне здоров'я та благополуччя споживача.

Таким чином, реструктуризація навколишнього середовища для збільшення простоти та доступності більш здорового вибору може позитивно вплинути на вибір їжі та харчову поведінку споживачів. Ця стратегія була описана як підштовхування. Підштовхування визначається як «будь-який аспект архітектури вибору, який змінює поведінку людей передбачуваним чином, не забороняючи жодних варіантів і суттєво не змінюючи їхні економічні стимули»/

Представлення продукту здорової їжі на рівні очей у супермаркеті або надання здорової їжі більшої уваги за допомогою етикеток є прикладами підштовхування, тоді як оподаткування шкідливої їжі виходить за рамки визначення. Підштовхування може застосовуватися, щоб заохотити людей вибирати більш здорову їжу та перешкодити людям надмірно захоплюватися.

З'являється все більше доказів того, що підштовхування може сприяти вибору здоровішої їжі в умовах реального життя [28] або в лабораторних

умовах. Однак прогрес у інформаційних і комунікаційних технологіях вплинув на умови повсякденного вибору їжі споживачами. Наразі все більш поширеним є вибір їжі в цифрових умовах, як-от покупки продуктів в Інтернеті та замовлення їжі на доставку.

Під час пандемії COVID-19 попит на онлайн-магазини продуктів різко зріс. Наприклад, більшість французьких, італійських, іспанських, шведських, голландських та німецьких споживачів купують більше продуктів онлайн, а понад 80% споживачів, які почали купувати продукти онлайн під час пандемії, планують продовжувати це робити [24].

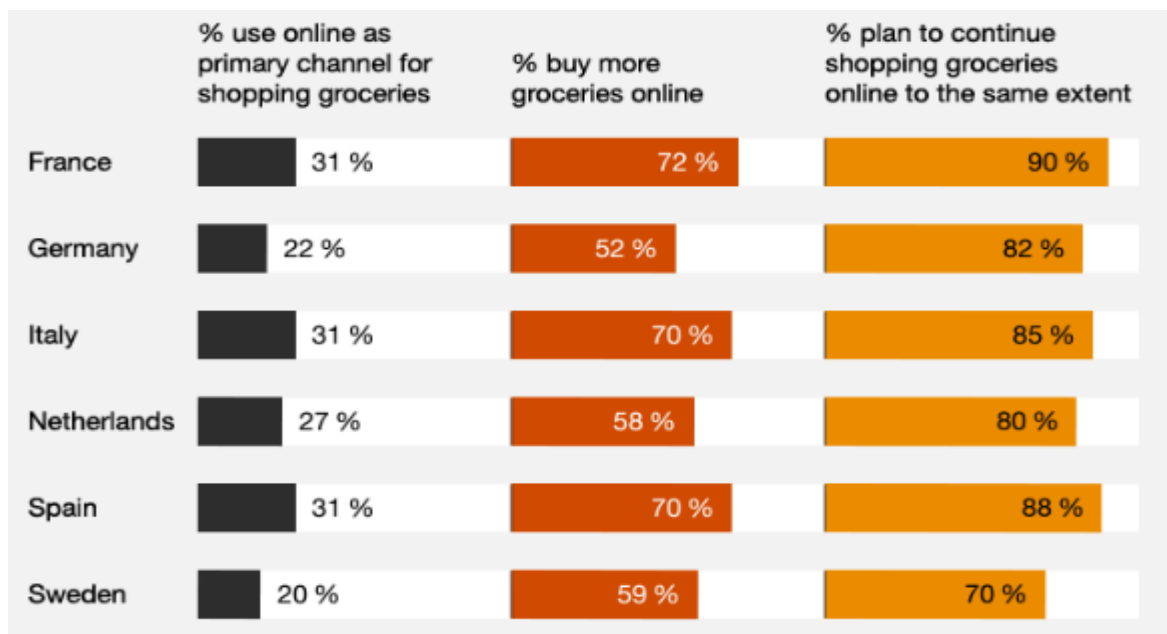


Рисунок 1.1 – Обсяги купівлі продуктів онлайн європейськими споживачами під час пандемії COVID-19 [24]

Крім того, очікується, що прогноз продажів у США для замовлень, зроблених через будь-який онлайн-канал, зросте майже вдвічі між 2021 і 2025 роками [23].

The screenshot displays a web browser window with the URL [insiderintelligence.com/insights/digital-grocery-industry/](https://insiderintelligence.com/insights/digital-grocery-industry/). The page header features the Insider Intelligence and eMarketer logos, a search bar, and navigation links for 'Industries', 'Products', 'Insights', 'Events', 'Pricing', and 'About'. A prominent banner at the top reads 'Digital Video is Shifting: Are You Ready?' with a 'Download Report' button. Below this, the main headline states: 'Digital grocery will be a \$243 billion market in the US by 2025: Here are the stats and trends you need to know'. The browser's taskbar at the bottom shows the date as 09.11.2023 and the time as 22:05.

Рисунок 1.2 – Стан цифрового продуктового ринку у США

Тому онлайн-сервіси можуть надати продуктовим онлайн-магазинам чудові можливості для просування вибору здоровішої їжі та покращення купівельних звичок. Це підвищує актуальність досліджень цифрового підштовхування, яке визначається як «використання елементів дизайну інтерфейсу користувача (UI) для керування поведінкою людей у середовищах цифрового вибору» [41]. З цієї причини обсяг цього огляду стосується саме концепції цифрового підштовхування, яке використовується в продуктових онлайн-магазинах.

Тому розуміння того, як споживачі оцінюють і вибирають продукти харчування, особливо здорові продукти, в онлайн-середовищі вибору продуктів харчування є надзвичайно важливим. Таким чином, існує потреба визначити вплив і обмеження досліджень, проведених щодо спонукання до вибору здоровішої їжі в продуктових онлайн-магазинах, і визначити, які типи спонукань зараз досліджуються в цьому середовищі.

Важливо зазначити, що підштовхування в цифрових умовах відрізняються від цифрових підштовхувань. Наприклад, надсилання нагадування електронною поштою чи службою коротких повідомлень не вважається цифровим підштовхуванням, оскільки дизайн інтерфейсу

користувача не було змінено, щоб вплинути на поведінку вибору їжі, а для надання прямого повідомлення використовувалася цифрова платформа.

Віртуальні магазини мають змогу революціонізувати спосіб здійснення покупок. Завдяки можливості охопити глобальну аудиторію та пропонувати широкий вибір продуктів без обмежень фізичного простору, віртуальні магазини можуть надати споживачам неперевершену зручність і доступ [40].

Якщо раніше віртуальні магазини визначалися як магазини електронної комерції, розвиток технологій означав, що їх визначення стало ширшим і складнішим. Віртуальний магазин – це цифрова електронна комерція, яка включає 3D-елементи, щоб занурити аудиторію та подолати розрив між фізичним і онлайн-досвідом.

Оскільки все більше брендів переходять до загального бажання завоювати метавсесвіт, вони починають пропонувати клієнтам ці унікальні цифрові можливості роздрібної торгівлі, використовуючи унікальні та інноваційні технології.



Рисунок 1.3 – Віртуальний магазин компанії «Ultimaker» [40]

Віртуальні магазини майже завжди включають 3D-моделі в тій чи іншій формі, будь то 3D-модельована копія їхнього фізичного магазину, яку можна досліджувати у веб-браузері, інструмент доповненої реальності (AR), який

дозволяє клієнтам розміщувати продукти у власному просторі, або випробування у віртуальній реальності асортименту продукції бренду.

## **1.2. Методи оцінювання клієнтської поведінки в онлайн-торгівлі**

Оцінювання клієнтської поведінки є важливим завданням для будь-якого бізнесу, що працює в онлайн-середовищі. Воно дозволяє краще зрозуміти потреби клієнтів, їхні уподобання та поведінкові характеристики. Ця інформація може бути використана для оптимізації маркетингових заходів, підвищення якості обслуговування та забезпечення повторних покупок.

Існує безліч методів оцінювання клієнтської поведінки в онлайн-торгівлі. Вони можуть бути класифіковані за різними критеріями, наприклад, за джерелом інформації, за способом отримання інформації, за метою оцінювання тощо.

*За джерелом інформації* методи оцінювання клієнтської поведінки в онлайн-торгівлі можна поділити на два типи:

✓ Первинні методи – це методи, при яких інформація про клієнтську поведінку збирається безпосередньо від самих клієнтів. До них відносяться опитування, фокус-групи, інтерв'ю тощо.

✓ Вторинні методи – це методи, при яких інформація про клієнтську поведінку збирається з вторинних джерел, наприклад, з даних веб-аналітики, даних CRM-систем тощо.

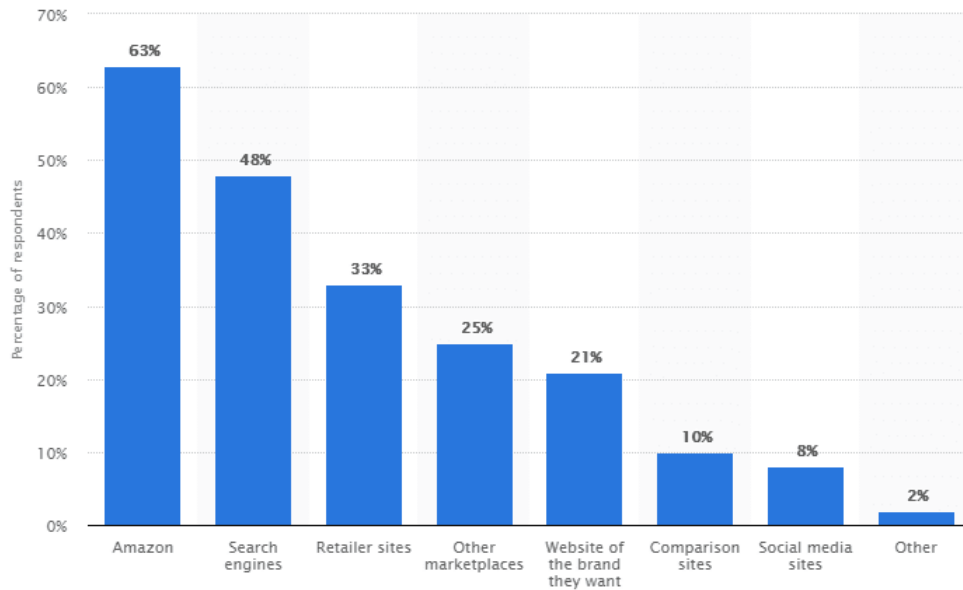


Рисунок 1.4 – Інтернет-джерела, які використовуються споживачами в усьому світі на початку пошуку товарів [17]

За способом отримання інформації методи оцінювання клієнтської поведінки в онлайн-торгівлі можна поділити на два типи:

✓ **Обсерваційні методи** – це методи, при яких інформація про клієнтську поведінку збирається шляхом спостережень за клієнтами. До них відносяться, наприклад, відстеження поведінки клієнтів на веб-сайті, аналіз даних про пошук тощо.

✓ **Анкетні методи** – це методи, при яких інформація про клієнтську поведінку збирається шляхом опитування клієнтів. До них відносяться, наприклад, опитування про задоволеність клієнтів, опитування про переваги клієнтів тощо.

За метою оцінювання методи оцінювання клієнтської поведінки в онлайн-торгівлі можна поділити на такі типи:

✓ **Оцінювання лояльності клієнтів** - це методи, які дозволяють оцінити рівень лояльності клієнтів до бізнесу.

✓ **Оцінювання задоволеності клієнтів** - це методи, які дозволяють оцінити рівень задоволеності клієнтів продукцією або послугами бізнесу.

✓ Оцінювання потенційних клієнтів - це методи, які дозволяють оцінити потенціал клієнтів для здійснення покупки.

Можливості електронної комерції швидко зростають. У 2017 році продажі електронної комерції склали 2,3 трлн доларів США, які зросли більш ніж удвічі до 5,5 трлн доларів до 2022 року (рис. 1.5).

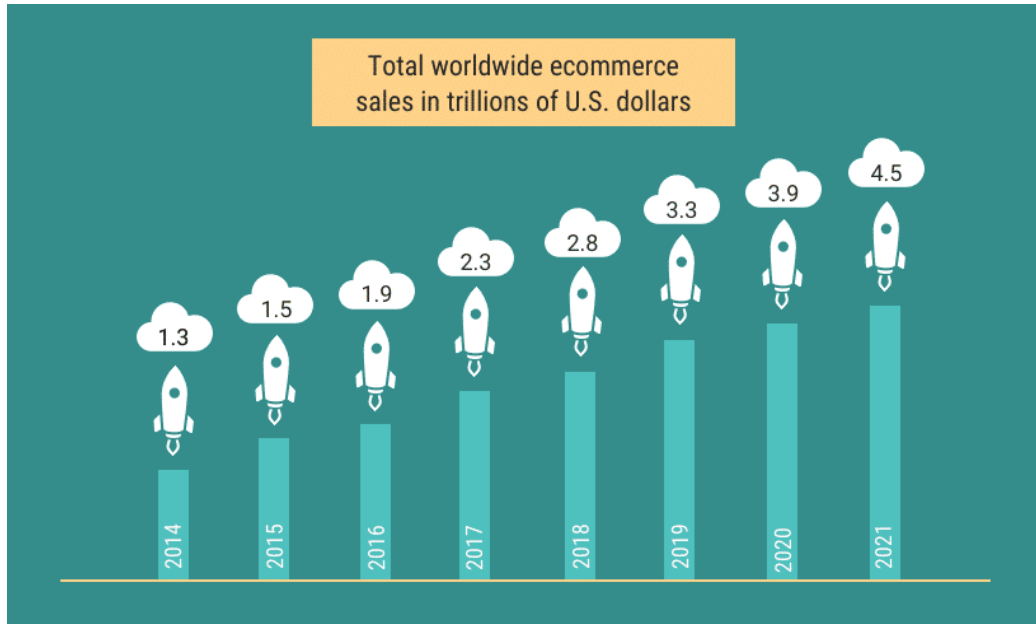


Рисунок 1.5 – Продажі електронної комерції по всьому світу

Лише в США онлайн-магазини вже становлять 10% роздрібних продажів і, як очікується, зростатимуть порівняно з роком. -річна ставка 15%.

Електронна комерція B2C означає транзакцію між компанією та споживачем, яка здійснюється в Інтернеті. Це також може стосуватися платних онлайн-сервісів або контенту, який безпосередньо обслуговує споживачів. Amazon є чудовим прикладом експансивності варіантів B2C, оскільки він починав як онлайн-продавець, але з часом розгалужився на послуги, такі як хмарне сховище, і платний контент, такий як програми та медіа.

Китай є найбільшим ринком електронної комерції B2C. Однак, якщо ви вважаєте, що ринок електронної комерції B2C великий, і постійно зростає обсяг транзакцій на ринку електронної комерції між компаніями.

### 1.3. Інструменти та технології обчислювального інтелекту в оцінці клієнтів

Оцінка клієнтів є важливим завданням для будь-якого бізнесу, що працює в онлайн-середовищі. Вона дозволяє краще зрозуміти потреби клієнтів, їхні уподобання та поведінкові характеристики. Ця інформація може бути використана для оптимізації маркетингових заходів, підвищення якості обслуговування та забезпечення повторних покупок.

Технології обчислювального інтелекту (ОІ) відкривають нові можливості для оцінки клієнтів. Вони дозволяють автоматизувати процес оцінки, зробити його більш точним та ефективним.

Існує широкий спектр інструментів ОІ, які можуть бути використані для оцінки клієнтів. До них відносяться:

*Машинне навчання* – це метод, який дозволяє навчати алгоритми на основі даних. Машинні моделі можуть бути використані для прогнозування поведінки клієнтів, виявлення потенційних клієнтів та сегментування клієнтів.

*Статистичний аналіз* – це метод, який дозволяє описувати та узагальнювати дані. Статистичні методи можуть бути використані для оцінки лояльності клієнтів, задоволеності клієнтів та інших аспектів клієнтської поведінки.

*Розпізнавання образів* – це метод, який дозволяє розпізнавати об'єкти на зображеннях. Розпізнавання образів може бути використано для аналізу поведінки клієнтів на веб-сайті або в додатку.

*Розпізнавання мови* – це метод, який дозволяє розпізнавати мову на текстових фрагментах. Розпізнавання мови може бути використано для аналізу відгуків клієнтів або для створення персоналізованих рекомендацій.

Застосування інструментів ОІ в оцінці клієнтів представлено на рис. 1.6.





Рисунок 1.6 – Застосування інструментів ОІ в оцінці клієнтів інтернет магазинів

Інструменти ОІ можуть бути використані для оцінки клієнтів у різних аспектах. Наприклад, вони можуть бути використані для:

*Прогнозування поведінки клієнтів* – машинні моделі можуть бути використані для прогнозування того, чи здійснить клієнт покупку, чи буде він лояльним до бізнесу тощо. Ця інформація може бути використана для розробки цільових маркетингових кампаній.

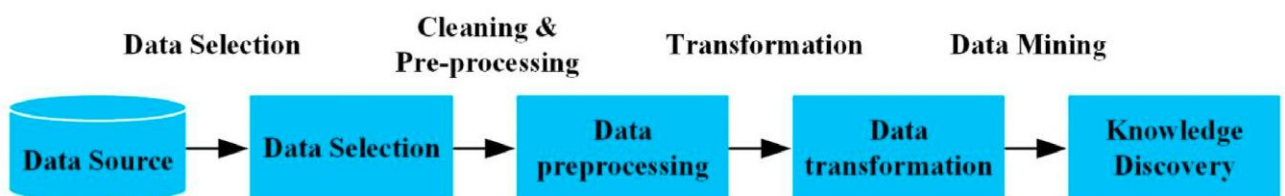


Рисунок 1.7 – Процес виявлення знань

*Виявлення потенційних клієнтів* – машинні моделі можуть бути використані для виявлення потенційних клієнтів, які можуть бути зацікавлені в

продукції або послугах бізнесу. Ця інформація може бути використана для персоналізації маркетингових кампаній (рис. 1.8).

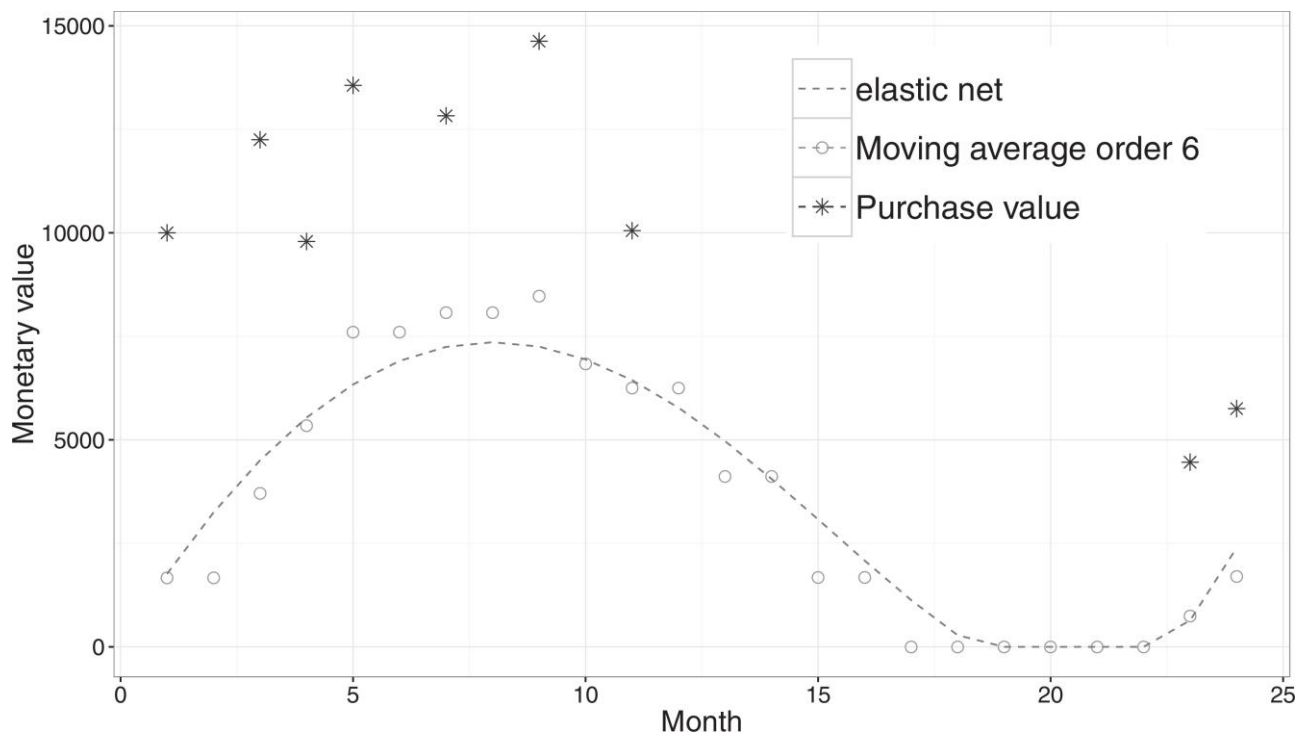


Рисунок 1.8 – Приклад даних про закупівлю клієнта

*Сегментування клієнтів* – Статистичні методи можуть бути використані для сегментування клієнтів на основі їхніх поведінкових характеристик, інтересів тощо. Ця інформація може бути використана для розробки персоналізованих маркетингових кампаній.

*Оцінка лояльності клієнтів* – Статистичні методи можуть бути використані для оцінки лояльності клієнтів на основі їхньої поведінки, відгуків тощо. Ця інформація може бути використана для розробки програм лояльності.

*Оцінка задоволеності клієнтів* – Статистичні методи можуть бути використані для оцінки задоволеності клієнтів на основі їхніх відгуків. Ця інформація може бути використана для підвищення якості обслуговування.

Використання інструментів ОІ в оцінці клієнтів має ряд переваг. Зокрема, вони дозволяють:

- ✓ Автоматизувати процес оцінки. Це звільняє час для співробітників, які можуть зосередитися на інших завданнях.

- ✓ Зробити процес оцінки більш точним. Машинні моделі можуть аналізувати великі обсяги даних, що дозволяє отримати більш точну інформацію про клієнтів.
- ✓ Зробити процес оцінки більш ефективним. Інструменти ОІ дозволяють швидко і легко аналізувати дані, що дозволяє бізнесу швидко реагувати на зміни в поведінці клієнтів.

Поєднання різних підходів є дуже активною темою досліджень ОІ. Оскільки багато робіт, включених до цього огляду, використовують комбінацію технік CV та NLP для досягнення мети, було легко побачити цей ефект [26; 42].

Для вирішення задачі із оцінюванням клієнтів включено інформацію з багатьох модальностей, таку як текст-зображення, відео-аудіо або інша комбінація, це називається мультимодальним дослідженням. Порівняно з мультимодальними системами, кросмодальна система – це модель, яка отримує дані лише від окремої модальності, наприклад, коли запитує відповідь зображення через текст.

Модель, створена мультимодальною системою, може мати ту саму модальність, що й вхідні дані, або іншу модальність.

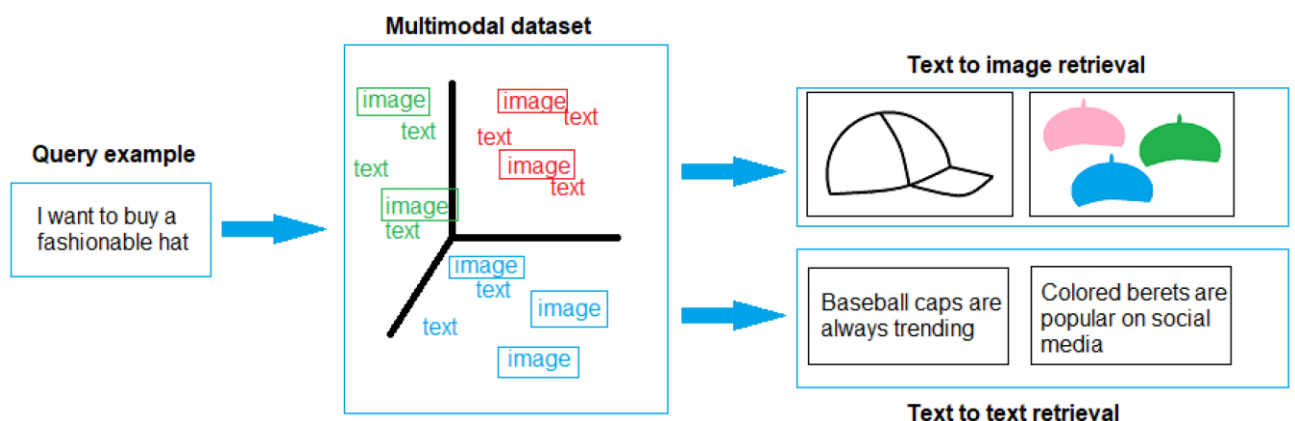


Рисунок 1.9 – Приклад схеми мультимодальної та кросмодальної системи

Іншими словами, мультимодальні системи можуть інтегрувати разом кілька модальностей, наприклад текстову та візуальну. Зокрема, кросмодальна

система, показана на рис. 1.9, є процесом використання однієї модальності для отримання інформації в іншій модальності.

Огляд запропонованого підходу до сегментації клієнтів показано на рис. 1.10.

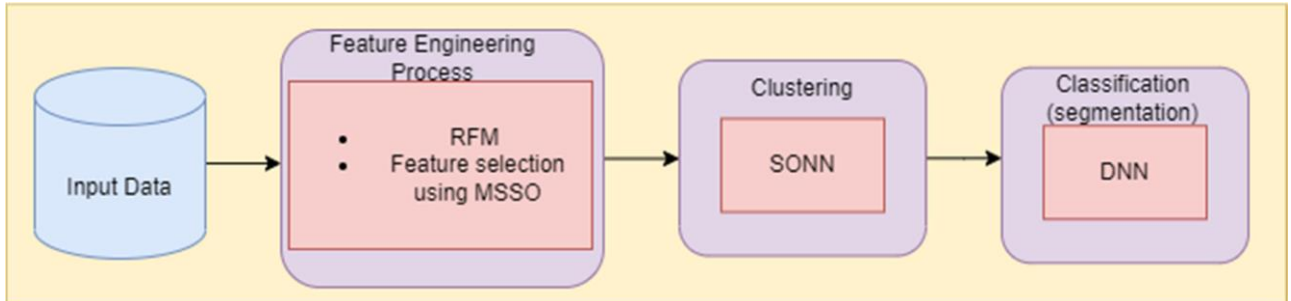


Рисунок 1.10 – Підхід до сегментації клієнтів

Спочатку вхідні дані обробляються за допомогою процесу розробки функцій [20], такого як попередня обробка даних і RFM (останній, частотний і грошовий) для ранжирування категорій клієнтів. Потім функції вибираються за допомогою підходу роевого інтелекту під назвою MSSO.

Процес кластеризації виконується за допомогою алгоритму SONN для кластеризації клієнта на основі моделей купівлі та поведінки. Кластеризовані дані про клієнтів класифікуються за допомогою DNN на основі їх суми або моделі покупки. Ця кластеризована та класифікована сегментація клієнтів використовувалася для бізнес-аналітики для покращення розвитку бізнесу.

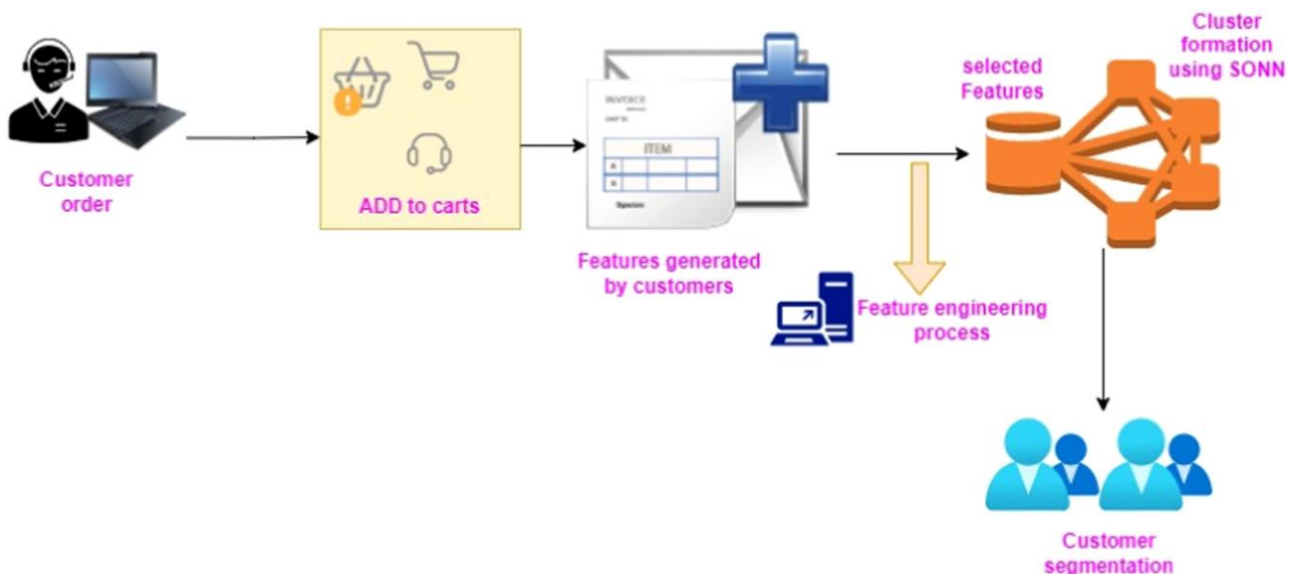


Рисунок 1.11 – Схематична діаграма для сегментації клієнтів

Частота операцій клієнта може залежати від ціни покупки, типу продукту, попиту на заміну та поповнення. У грошовому еквіваленті вартість валюти обчислюється на основі різниці прибутку між витратами транзакції та клієнтом.

Кластерні дані клієнтів класифікуються за допомогою підходу глибокої нейронної мережі [21]. Внф складається з вхідного шару, кількох прихованих шарів і вихідного шару (рис. 1.12 ).

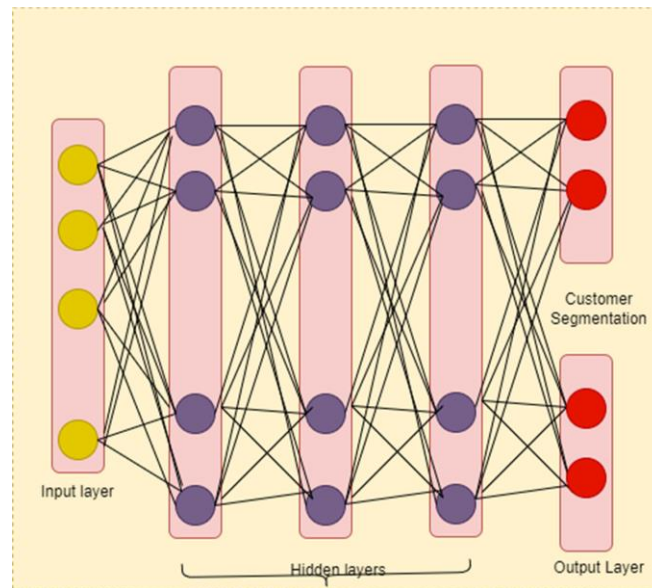


Рисунок 1.12 – Структура DNN

Вихідний рівень представляє класифікацію клієнтів. На рис. 1.12 показана структура DNN. Дані кластеризації з SONN надаються як вхідні дані для DNN, а вихідний рівень сегментує клієнта на основі даних про його покупку. Розмір цих вихідних даних змінюється до матриці  $1 \times 2 M$ . Тестування та навчання генеруються аналогічним чином.

Технології обчислювального інтелекту відкривають нові можливості для оцінки клієнтів. Вони дозволяють автоматизувати процес оцінки, зробити його більш точним та ефективним. Це дозволяє бізнесу краще зрозуміти потреби клієнтів, їхні уподобання та поведінкові характеристики. Ця інформація може бути використана для оптимізації маркетингових заходів

## **1.4. Переваги та ризики використання технологій обчислювального інтелекту в оцінці клієнтів**

Технології обчислювального інтелекту (ОІ) відкривають нові можливості для оцінки клієнтів. Вони дозволяють автоматизувати процес оцінки, зробити його більш точним та ефективним.

Основні переваги використання ОІ в оцінці клієнтів:

✓ Автоматизація – ОІ-інструменти можуть автоматизувати багато завдань, пов'язаних з оцінкою клієнтів, наприклад, збір даних, їх аналіз та підготовка звітів. Це звільняє час для співробітників, які можуть зосередитися на інших завданнях.

✓ Точність – ОІ-інструменти можуть аналізувати великі обсяги даних, що дозволяє отримати більш точну інформацію про клієнтів. Наприклад, машинне навчання може використовуватися для прогнозування поведінки клієнтів, виявлення потенційних клієнтів та сегментування клієнтів.

✓ Ефективність – ОІ-інструменти дозволяють швидко і легко аналізувати дані, що дозволяє бізнесу швидко реагувати на зміни в поведінці клієнтів. Наприклад, статистичний аналіз може використовуватися для оцінки лояльності клієнтів, задоволеності клієнтів та інших аспектів клієнтської поведінки.

Використання технологій ОІ в оцінці клієнтів пов'язане з деякими ризиками. Основні ризики використання ОІ в оцінці клієнтів:

✓ ОІ-моделі можуть бути упередженими, якщо вони навчені на даних, які містять упередження. Це може призвести до того, що ОІ-моделі будуть приймати неправильні рішення щодо клієнтів.

✓ ОІ-інструменти можуть обробляти великі обсяги даних про клієнтів, що може становити загрозу для конфіденційності.

✓ Використання ОІ в оцінці клієнтів може бути пов'язано з етичними проблемами, наприклад, з питанням про те, чи є правомірним використовувати ОІ для прогнозування поведінки клієнтів.

Технології обчислювального інтелекту мають потенціал значно покращити процес оцінки клієнтів. Однак важливо усвідомлювати ризики, пов'язані з використанням ОІ, і вжити заходів для їх мінімізації.

### **1.5. Завдання кваліфікаційної роботи**

На підставі проведеного аналізу можна сказати, що оцінка клієнтів є важливим завданням для будь-якого бізнесу, що працює в онлайн-середовищі. Вона дозволяє краще зрозуміти потреби клієнтів, їхні уподобання та поведінкові характеристики. Ця інформація може бути використана для оптимізації маркетингових заходів, підвищення якості обслуговування та забезпечення повторних покупок.

Технології обчислювального інтелекту відкривають нові можливості для оцінки клієнтів. Вони дозволяють автоматизувати процес оцінки, зробити його більш точним та ефективним.

Відповідно нами було сформульовано завдання кваліфікаційної роботи, які стосуються оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції з використанням технологій обчислювального інтелекту:

- виконати аналіз теоретичних основ оцінки клієнтів та технологіями обчислювального інтелекту;
- проаналізувати існуючі методи оцінки клієнтів;
- розробити модель оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції з використанням технологій обчислювального інтелекту;
- експериментально перевірити ефективність розробленої моделі;
- розробити заходи з охорони праці та визначити ефективність від розробок кваліфікаційної роботи.

Виконання кваліфікаційної роботи на тему «Оцінювання клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції із використанням технологій обчислювального інтелекту» є доцільним, оскільки дозволяє розробити нову модель оцінки клієнтів, яка буде мати ряд переваг перед існуючими.



## РОЗДІЛ 2.

### ОСОБЛИВОСТІ ОЦІНЕННЯ КЛІЄНТІВ ІНТЕРНЕТ-МАГАЗИНУ ПРОДАЖУ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОЇ ПРОДУКЦІЇ ТА ВИБІР МЕТОДІВ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ІНТЕЛЕКТУ

#### 2.1. Особливості оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції на основі обчислювального інтелекту

Оцінка клієнтів є важливим завданням для будь-якого бізнесу, у тому числі і для інтернет-магазинів продажу сільськогосподарської продукції. Вона дозволяє зрозуміти потреби та запити клієнтів, а також ефективність маркетингових заходів.

У випадку з інтернет-магазинами оцінка клієнтів має ряд особливостей.

✓ По-перше, цей процес проводиться на основі даних, які залишаються після взаємодії клієнта з магазином. Це можуть бути дані про відвідування сайту, покупки, відгуки тощо.

✓ По-друге, оцінка клієнтів в інтернет-магазині може бути більш персоналізованою, ніж у традиційних магазинах. Це пов'язано з тим, що інтернет-магазини мають доступ до більшої кількості інформації про клієнтів, наприклад, про їхні інтереси, поведінку в Інтернеті тощо.

Обчислювальний інтелект (ОІ) може використовуватися для оцінки клієнтів інтернет-магазинів у декількох напрямках (рис. 2.1).

Обчислювальний інтелект може використовуватися для аналізу даних про взаємодію клієнтів з інтернет-магазином. Це дозволяє виявляти закономірності в поведінці клієнтів, а також прогнозувати їхні майбутні дії.

Обчислювальний інтелект може використовуватися для персоналізації взаємодії з клієнтами. Наприклад, інтернет-магазин може використовувати обчислювальний інтелект для того, щоб пропонувати клієнтам товари, які можуть їх зацікавити.

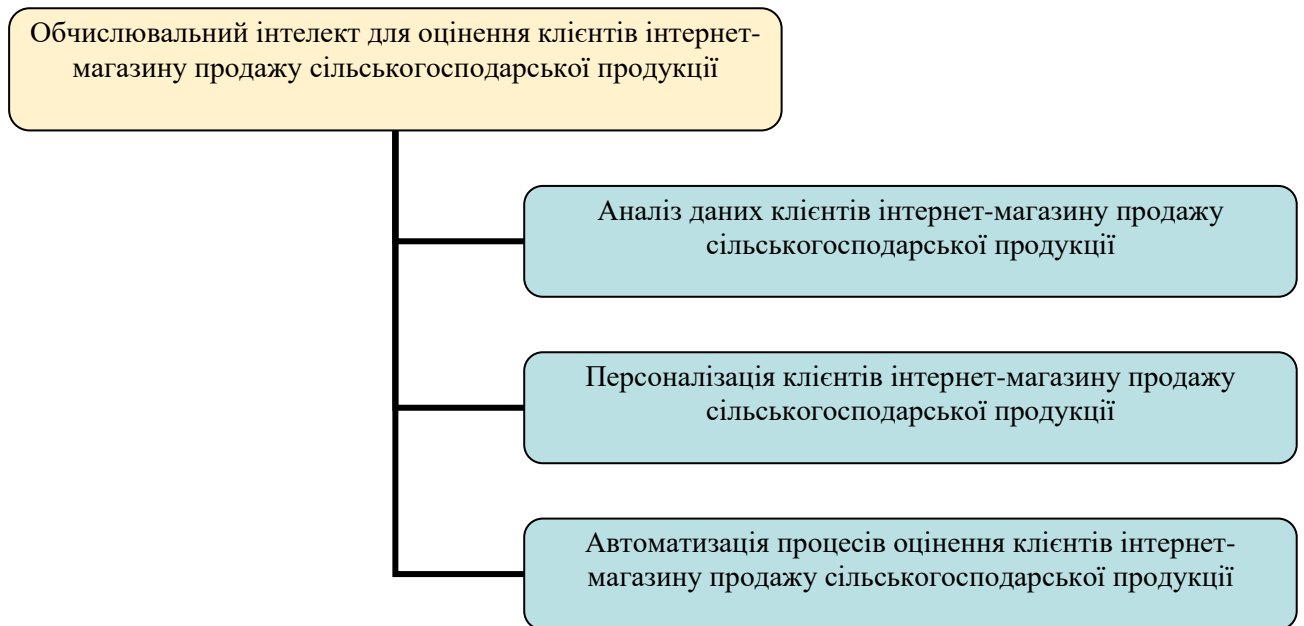


Рисунок 2.1 – Напрями використання обчислювального інтелекту для оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції

Обчислювальний інтелект може використовуватися для автоматизації деяких завдань, пов'язаних з оцінкою клієнтів. Наприклад, інтернет-магазин може використовувати обчислювальний інтелект для автоматичного обробки відгуків клієнтів.

Одним із найважливіших напрямків використання обчислювального інтелекту в оцінці клієнтів є аналіз даних. Обчислювальний інтелект може використовуватися для аналізу даних про відвідування сайту, покупки, відгуки тощо. Це дозволяє виявляти закономірності в поведінці клієнтів, а також прогнозувати їхні майбутні дії.

Наприклад, інтернет-магазин може використовувати обчислювальний інтелект для того, щоб визначити, які товари найчастіше купують клієнти. Це може допомогти магазину визначити, які сільськогосподарські товари є найбільш популярними і які товари слід пропонувати клієнтам.

Крім того, обчислювальний інтелект може використовуватися для прогнозування того, які клієнти найімовірніше здійнять покупку. Це дозволяє магазину фокусуватися на взаємодії з найбільш перспективними клієнтами.

Обчислювальний інтелект також може використовуватися для персоналізації взаємодії з клієнтами. Персоналізована взаємодія дозволяє інтернет-магазинам запропонувати клієнтам товари та послуги, які відповідають їхнім індивідуальним потребам і інтересам. Наприклад, інтернет-магазин може використовувати обчислювальний інтелект для того, щоб пропонувати клієнтам товари, які вони раніше купували або які можуть їх зацікавити. Крім того, інтернет-магазин може використовувати обчислювальний інтелект для того, щоб персоналізувати контент, наприклад, рекомендації товарів або статті.

Обчислювальний інтелект також може використовуватися для автоматизації деяких завдань, пов'язаних з оцінкою клієнтів. Автоматизація дозволяє інтернет-магазинам заощадити час і ресурси. Наприклад, інтернет-магазин може використовувати обчислювальний інтелект для автоматичного обробки відгуків клієнтів. Це дозволяє магазину швидко отримувати інформацію про думки клієнтів про його товари та послуги.

Отже, оцінка клієнтів є важливим завданням для будь-якого бізнесу, у тому числі і для інтернет-магазинів продажу сільськогосподарської продукції. Обчислювальний інтелект може використовуватися для оцінки клієнтів у декількох напрямках, зокрема для аналізу даних, персоналізації та автоматизації.

## **2.2. Вибір методів обчислювального інтелекту для оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції**

Впровадження обчислювального інтелекту в інтернет-магазинах стає все більш актуальним завданням, оскільки це може значно покращити процеси оцінки та обслуговування клієнтів. Для інтернет-магазинів, що спеціалізуються на продажу сільськогосподарської продукції, потрібні оптимальні методи

Таблиця 2.1 – Методи обчислювального інтелекту для оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції

Методи обчислювального інтелекту	Опис
Класифікація клієнтів за звичками покупок	Використовує алгоритми класифікації, такі як Random Forest чи Support Vector Machines, для групування клієнтів за їхніми звичками та впровадження індивідуальних стратегій обслуговування.
Рекомендаційні системи	Використання моделей на основі рекомендацій для пропозицій клієнтів подібних або доповнюючих товарів на їх попередньому виборі.
Прогнозування попиту	Використання моделей часового ряду для прогнозування попиту на конкретні сільськогосподарські продукти, що дозволяє своєчасно адаптувати запаси та ціноутворення.
Аналіз настрою та душевного стану	Використання алгоритмів обробки природної мови для аналізу відгуків клієнтів дозволяє підтримати їх настрої та емоційний стан, що може бути використано для покращення обслуговування та вирішення можливих проблем.
Створення відповідей на запитання	Використовує чат-ботів та систему автоматичної обробки запитів для швидкої відповіді на питання клієнтів та надання їм необхідної інформації.
Моніторинг ринку	Аналіз даних про ціни, попит та пропозицію на ринку сільськогосподарської продукції для оптимізації стратегій ціноутворення та планування запасів.
Персоналізація пропозицій	Використовуються дані про покупки, поведінку та інші характеристики для персоналізації пропозицій і реклами, що забезпечує ефективність маркетингових цілей.

обчислювального інтелекту для забезпечення ефективного управління клієнтськими відносинами та оптимізації бізнес-процесів.

Вибір методів обчислювального інтелекту для оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції представлено у таблиці 2.1.

Одним із ключових елементів впровадження обчислювального інтелекту є вибір моделей машинного навчання для прогнозування та оцінювання поведінки клієнтів. Для інтернет-магазинів сільськогосподарської продукції можуть бути корисні наступні підходи:

- ✓ Класифікація клієнтів для звичних покупок. Використовують алгоритми класифікації, такі як Random Forest або Support Vector Machines, для групування клієнтів за їхніми звичними покупками та впровадження індивідуальних стратегій обслуговування.

- ✓ Рекомендаційні системи. Використовуються моделі на основі рекомендацій для пропозицій клієнтам схожих або додаткових товарів на основі їх попереднього вибору.

- ✓ Прогнозування попиту. Використання моделей часового ряду для прогнозування попиту на конкретні сільськогосподарські продукти, що дозволяє своєчасно адаптувати запаси та ціноутворення.

Для покращення комунікації з клієнтами та аналізу їхніх відгуків та питань можна використовувати техніку обробки природної мови:

- ✓ Аналіз настрою та емоційного стану. Використання NLP для аналізу відгуків клієнтів дозволяє застосувати їх настрої та емоційний стан, що може бути використано для покращення обслуговування та вирішення можливих проблем.

- ✓ Створення відповідей на запитань. Використовуйте чат-ботів та систему автоматичної обробки запитів для швидкої відповіді на запитання клієнтів та надання їм необхідної інформації.

Врахування особливостей сільськогосподарського сектору передбачає використання аналізу великих обсягів даних для отримання цінної інформації:

- ✓ Моніторинг ринку. Аналіз даних про ціни, попит та пропозицію на сільськогосподарську продукцію для оптимізації стратегій ціноутворення та планування запасів.
- ✓ Персоналізація пропозицій. Використовуються дані про покупки, рекламу та інші характеристики для персоналізації пропозицій і, що забезпечує ефективність маркетингових завдань.

### **2.3. Збір даних та вибір інструментарію для оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції**

У літературі наявні наукові праці [20], які нас спонукало розглянути зосередитися на застосуванні експерименту для створення спостереження за поведінкою використання інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. Оцінюючи інтегровані теорії, поточне дослідження забезпечило оцінення окремих чинників, використовуючи процес експериментування через оптимізацію створення класифікаційної моделі за допомогою ансамблю машинного навчання. В результаті було отримано спостереження щодо того, чому користувачі мають позитивний чи негативний намір використовувати онлайн-додатки для купівлі сільськогосподарської продукції.

У нашому дослідженні було розглянуто 373 достовірні відповіді серед користувачів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. В результаті було отримано 21261 одиницю даних, які були оброблені за допомогою очищення та агрегації даних для введення в інтегроване середовище розробки Python - Spyder 5.0.

Багатомовна панель редактора Spyder є ключовим елементом IDE, де можна створювати, відкривати та змінювати вихідні файли (рис. 2.2). Редактор пропонує низку основних функцій, таких як автозавершення, аналіз у реальному часі, підсвічування синтаксису, горизонтальне та вертикальне

розділення та багато іншого. Крім того, він об'єднує низку потужних інструментів для простого та ефективного редагування.

```

/Users/juanitagomez/Documents/SpyderDocs/plot_example.py
1 """
2 Plot a terrain model and a polar plot side by side.
3 """
4
5 # Third party imports
6 import numpy as np
7 import matplotlib.pyplot as plt
8 import matplotlib.cm
9 import matplotlib.colors
10 import mpl_toolkits.mplot3d # pylint: disable=unused-import
11
12
13 plt.style.use("dark_background")
14
15 def generate_polar_plot():
16     """Generate an example polar slice plot."""
17     # Compute pie slices
18     n_slices = 20
19     theta = np.linspace(0, 0, 2 * np.pi, n_slices, endpoint=False)
20     radii = 10 * np.random.rand(n_slices)
21     width = np.pi / 4 * np.random.rand(n_slices)
22
23     fig, axs = plt.subplots(figsize=(8, 3))
24     fig.patch.set_facecolor('#395979')
25     ax1 = plt.subplot(1, 2, 1, projection='polar')
26     ax1.set_facecolor('#395979')
27     bars = ax1.bar(theta, radii, width=width, bottom=0.0)
28
29 # Use custom colors and opacity
30 for radius, plot_bar in zip(radii, bars):
31     plot_bar.set_facecolor(plt.cm.viridis(radius / 10.))
32     plot_bar.set_alpha(0.5)
33
34
35 def generate_dem_plot():
36     """Generate a 3D representation of a terrain DEM."""
37     dem_path = 'jacksboro_fault_dem.npz'
38     with np.load(dem_path) as dem:
39         z_data = dem['elevation']
40         nrows, ncols = z_data.shape
41         x_data = np.linspace(dem['xmin'], dem['xmax'], ncols)
42         y_data = np.linspace(dem['ymin'], dem['ymax'], nrows)
43         x_data, y_data = np.meshgrid(x_data, y_data)
44
45     region = np.s_[5:50, 5:50]
46     x_region, y_region, z_region = (
47         x_data[region], y_data[region], z_data[region])
48
49     axes = plt.subplot(1, 2, 1, projection='3d')
50     axes.set_facecolor('#395979')
51     plt.locator_params(axis='y', nbins=6)
52     plt.locator_params(axis='x', nbins=6)
53     light_source = matplotlib.colors.LightSource(270, 45)
54     # To use a custom Hillshading mode, override the built-in shading and pass
55     # in the rgb colors of the shaded surface calculated from "shade".
56     rgb_map = light_source.shade(z_data, cmap=matplotlib.cm.gist_earth,
57
/Users/juanitagomez/Documents/SpyderDocs/Flight_Operations.py
1 #!/usr/bin/env python3
2 # -*- coding: utf-8 -*-
3 """
4 Created on Mon May 4 17:07:07 2020
5
6 @author: juanis
7
8
9 # pylint: disable=invalid-name
10
11 # %% Imports
12 import numpy as np
13 import matplotlib.pyplot as plt
14 import pandas as pd
15 import time
16 from scipy.spatial import KDTree, Voronoi, voronoi_plot_2d
17 from shapely.geometry import Point, Polygon
18 plt.style.use('dark_background')
19
20
21 file_paths = ["/Users/juanitagomez/Documents/SpyderDocs/airports_CO.dat",
22              "/Users/juanitagomez/Documents/SpyderDocs/borders_CO.dat"]
23
24 airports_CO = file_paths[0]
25 borders_CO = file_paths[1]
26
27 # %% Read files
28
29 airports_Col = pd.read_csv(airports_CO, sep="|", names=["coord-y", "coord-x",
30              "Altitude", "City", "Department", "Airport"])
31 borders_Col = pd.read_csv(borders_CO, sep="|", names=["coord-y", "coord-x"])
32
33
34 class FlightOperations:
35
36     def __init__(self, airports, borders):
37         self.airports = airports
38         self.borders = borders
39         self.points = self.airports[['coord-x', 'coord-y']].to_numpy()
40         self.hull = ConvexHull(self.points)
41         self.vor = Voronoi(self.points)
42
43     def sleep_wrapper(self):
44         time.sleep(0.003)
45
46
47     def plotAirports(self):
48         """ Plot map with airports """
49         voronoi_plot_2d(self.vor)
50         plt.plot(self.borders['coord-x'], self.borders['coord-y'])
51         plt.show()
52
53     def findNearestPointKD(self, point):
54         """ Find nearest airport given a point in any location using KDTree """
55         points = self.airports[['coord-x', 'coord-y']].to_numpy()

```

Рисунок 2.2 – Панель редактора Spyder

Spyder-terminal дозволяє використовувати будь-яку системну оболонку, встановлену у вашій системі (наприклад, Bash, Zsh або Powershell), а не лише консоль IPython. Ви можете використовувати його для видачі команд, взаємодії з контролем версій або запуску програм.

Нами були взято дані, які зібрані через різні онлайн платформи соціальних мереж. Мінімальний розмір вибірки, необхідний для нашої роботи, становить 271 особу, що встановлено на основі дослідження Адама [43]. При такому обсязі вибірки похибка становить 5 % на рівні значущості для категоричних даних з чисельністю населення понад 100000 осіб. Перед розповсюдженням серед респондентів було зібрано форму згоди на участь в опитуванні.

Збір відповідей здійснювався шляхом поширення онлайн-опитування в різних соціальних мережах, яке було доступне з серпня 2021 року по грудень 2021 року.

Було використано адаптовану анкету з 67 пунктів, які були розподілені на чотири (4) розділи відповідно до концептуальної основи, що об'єднує UTAUT2 та РМТ. Перший розділ анкети встановлює демографічний профіль цільових респондентів цього дослідження. Друга частина опитувальника охоплює індикатори UTAUT2 за допомогою питань з 23 пунктів, запозичених з існуючих досліджень. Третя частина опитувальника включає індикатори РМТ, що складаються з 34 запитань. Ця частина призначена для вимірювання подолання та оцінки загроз, а також використання онлайн-покупок продуктів харчування. Кожне запитання оцінювалося за 5-бальною шкалою Лайкерта [43].

Нарешті, анкета з 8 пунктів містила відповіді на запитання, які допомогли оцінити наміри та поведінку респондентів щодо використання онлайн-додатків для купівлі сільськогосподарської продукції. Як і в інших частинах, відповіді на запитання цього розділу давалися за 5-бальною шкалою Лайкерта від «повністю не згоден» до «згоден». Показники, що визначали наміри та поведінку покупців, базувалися на дослідженнях, проведених у роботах [44].

Отримані дані були очищені за допомогою кореляційного аналізу. Для значущих показників розглядався поріг коефіцієнта кореляції 0,20 з р-значенням 0,05. Після цього було проведено агрегування даних, де середнє значення значущих показників представляло латентні змінні. Використовувався пакет Python для нормалізації (min\_max scalar).

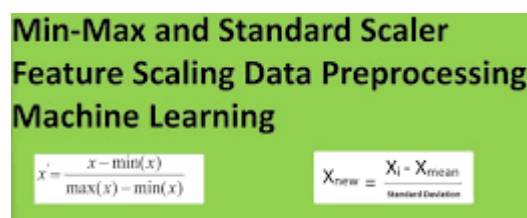


Рисунок 2.3 – Використаний пакет Python для нормалізації (min\_max scalar)



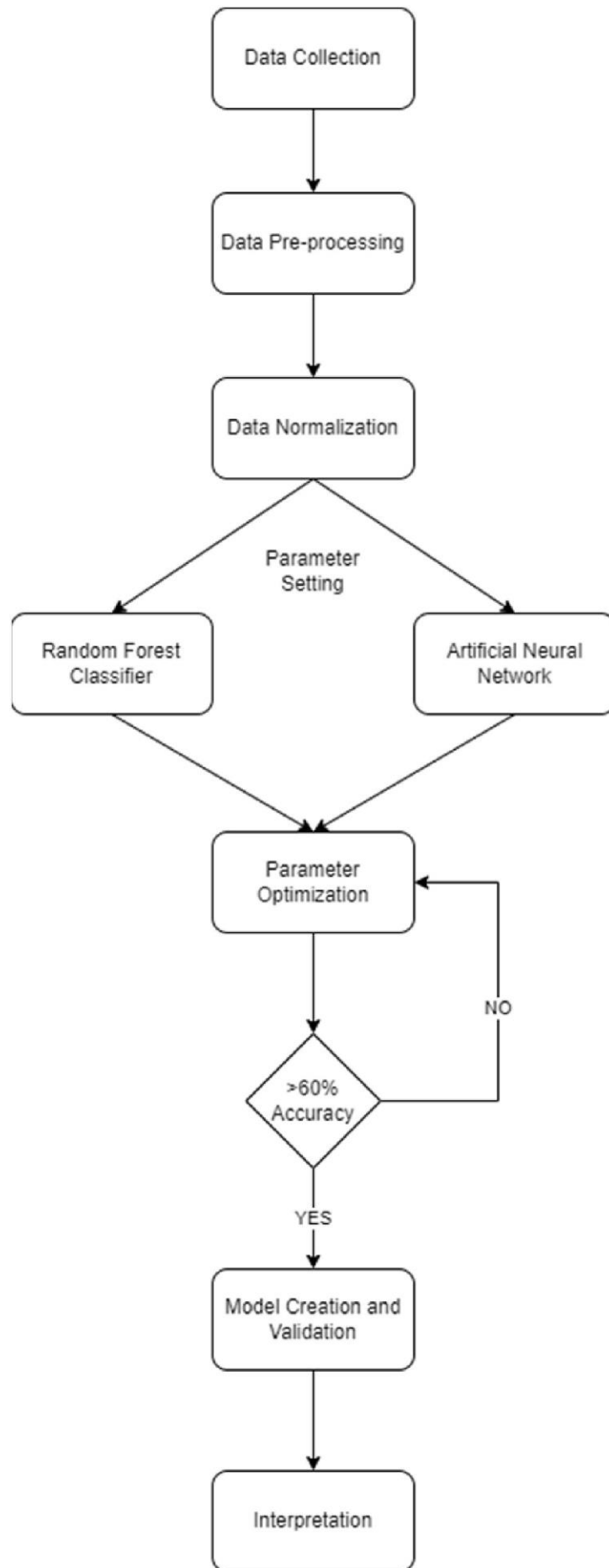


Рисунок 2.4 – Блок-схема оптимізації ансамблю

Інтегроване середовище розробки Python - Spyder 5.0 було використано в цьому дослідженні з пакетами SKLEARN та TENSORFLOW для запуску алгоритмів машинного навчання (рис. 2.5).



Рисунок 2.5 – Використані пакети SKLEARN та TENSORFLOW на Python для запуску алгоритмів машинного навчання

Після цього було проведено відповідну оптимізацію для ансамблю. На рис. 2.4 представлено блок-схему зазначеного процесу.

## **2.4. Опис вибраних методів машинного навчання**

### **2.4.1. Класифікатор випадкового лісу**

Класифікатор випадкового лісу (Random Forest Classifier) – це інструмент класифікації, який використовується для визначення визначальних чинників, пов'язаних з поведінкою людини [45]. Автори у роботі [45] пояснили, що класифікатор випадкового лісу забезпечує вищу точність порівняно з іншими типами рішень із вищою швидкістю класифікації.

Порівняно з простим деревом рішень, класифікатор випадкових лісів може розділити листя з найкращою гілкою [46]. Таким чином, використання класифікатора випадкових лісів було розглянуто для визначення значущих латентних змінних, що впливають на поведінку клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції.

## Random Forest Classifier

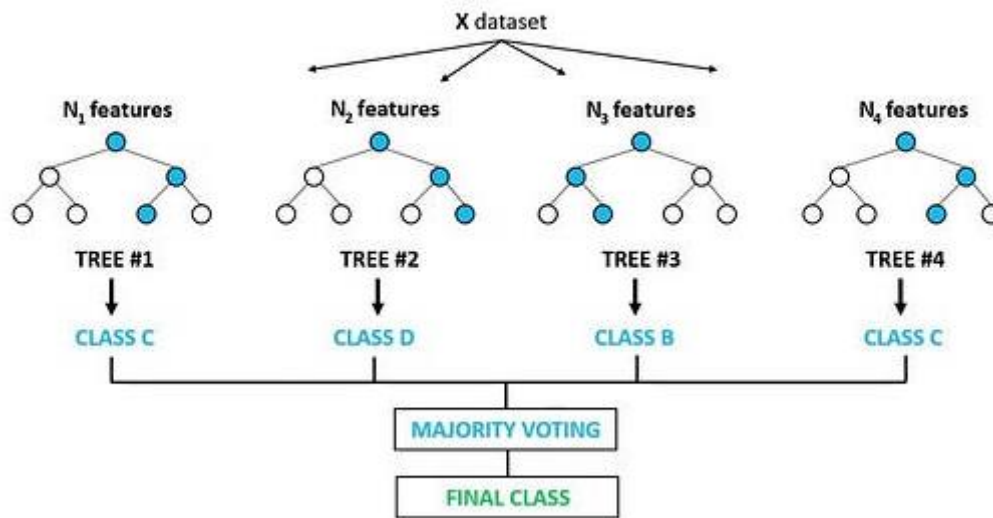


Рисунок 2.6 – Приклад класифікатора випадкового лісу  
(Random Forest Classifier)

У нашій роботі було розглянуто 6400 прогонів для оптимізації класифікатора випадкових лісів. У спробі згенерувати оптимальне дерево були розглянуті такі параметри, як ентропія та Джині, а також розщеплювачі, найкращі та випадкові, і глибина дерева від 4 до 7 з різним співвідношенням навчання та тестування, 60:40 – 90:10. Загалом було проведено 100 прогонів для кожної комбінації, які були проаналізовані за допомогою дисперсійного аналізу (ANOVA) для перевірки значущості відмінностей.

Для реалізації на Python класифікатора випадкового лісу насамперед слід виконати імпорт всіх необхідних бібліотек (рис. 2.7).

```

8 import pandas as pd
9 from sklearn.model_selection import train_test_split
10 from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
11 from sklearn.metrics import accuracy_score

```

Рисунок 2.7 – Код імпорту всіх необхідних бібліотек Python класифікатора  
випадкового лісу

Після цього виконуємо розділення даних навчання та тестові та навчальні вибірки (рис. 2.8).

```

13 # Зчитуємо дані з файлу або використовуємо ваші власні дані
14 data = pd.read_csv('your_data.csv')
15
16 # Розділяємо дані на ознаки та цільову змінну
17 X = data.drop('target_variable', axis=1)
18 y = data['target_variable']
19
20 # Розділяємо дані на навчальний та тестовий набір
21 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

```

Рисунок 2.8 – Код розділення даних навчання та тестові та навчальні вибірки

На наступному кроці виконується створення та налаштування моделі на тестових даних (рис. 2.9).

```

23 # Створюємо класифікатор випадкового лісу
24 clf = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)
25
26 # Навчаємо класифікатор на навчальному наборі
27 clf.fit(X_train, y_train)
28
29 # Передбачення на тестовому наборі
30 predictions = clf.predict(X_test)

```

Рисунок 2.9 – Код створення та налаштування моделі на тестових даних

Після цього виконуємо розрахунок точності моделі (рис. 2.10).

```

32 # Оцінка точності класифікатора
33 accuracy = accuracy_score(y_test, predictions)
34 print(f'Accuracy: {accuracy}')

```

Рисунок 2.10 – Код розрахунку точності моделі

Гіперпараметри класифікатора випадкового лісу:

1. `max_depth` – `max_depth` дерева у Random Forest визначається як найдовший шлях між кореневим вузлом і листовим вузлом .

2. `min_sample_split` – параметр, який повідомляє дереву рішень у випадковому лісі мінімально необхідну кількість спостережень у будь-якому заданому вузлі для його розділення. За замовчуванням = 2

3. `max_leaf_nodes` – гіперпараметр встановлює умову для розбиття вузлів у дереві і, отже, обмежує зростання дерева.

4. *min\_samples\_leaf* – гіперпараметр Random Forest визначає мінімальну кількість зразків, які повинні бути присутніми у листовому вузлі після розбиття вузла. За замовчуванням = 1

5. *n\_estimators* – кількість дерев у лісі.

6. *max\_sample* – гіперпараметр *max\_samples* визначає, яка частка вихідного набору даних надається будь-якому окремому дереву.

7. *max\_features* – нагадує кількість максимальних функцій, наданих кожному дереву у випадковому лісі.

8. *bootstrap* – метод вибірки точок даних (із заміною чи без). За замовчуванням = True

9. *criterion* – функція для вимірювання якості розбиття. Підтримувані критерії: «джині» для домішки Джіні та «ентропія» для отримання інформації.

Після цього вручну встановлюємо гіперпараметри та використовуємо GridSearchCV для налаштування гіперпараметрів.

#### **2.4.2. Штучна нейронна мережа**

Після попередньої обробки агреговані дані були оптимізовані для запуску штучної нейронної мережі. Це керований алгоритм машинного навчання, який відображає біологічну нейронну систему за допомогою штучних нейронів (рис. 2.11).

Механізм нейронної мережі імітується за допомогою різних математичних функцій, які здатні витягувати закономірності у великих наборах даних у прямому сенсі [47]. Штучна нейронна мережа потребує інформації від вхідного шару, яким вважаються штучні нейрони, агреговані дані. Потім вони обробляються для виявлення нелінійних зв'язків, присутніх в аналізі, який проходить через прихований шар і виводиться на вихідний шар.

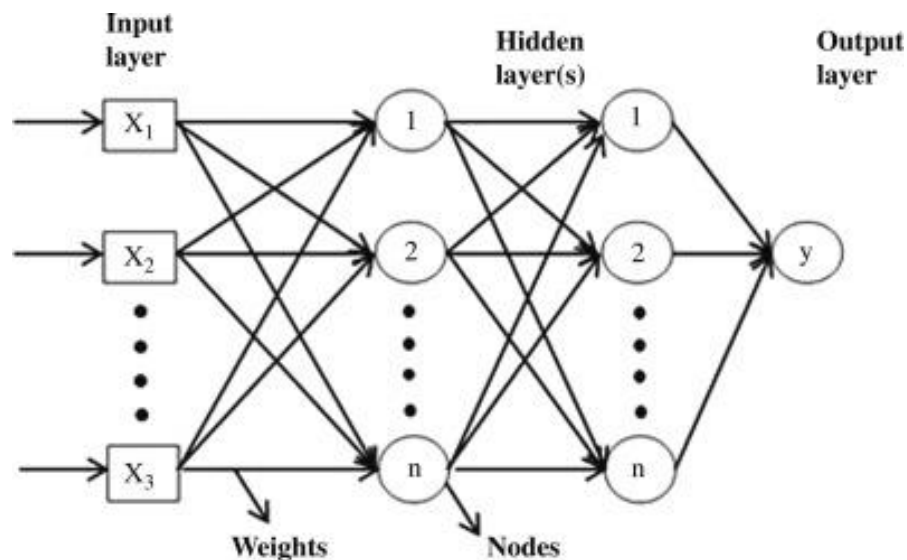


Рисунок 2.11 – Приклад штучної нейронної мережі  
(Artificial neural network)

Окремі вчені пояснили, що це сприяє аналізу нелінійно корельованих змінних, звичних для оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. Вони з великою точністю застосували штучну нейронну мережу для аналізу поведінкових намірів щодо впровадження технологій оцінення клієнтів інтернет-магазинів.

На основі декількох літературних джерел, які використовували алгоритм машинного навчання для прогнозування поведінки елієнтів, показаної в таблиці 2.2, для прихованого шару розглядалися такі функції активації, як ReLu, Sigmoid і Tanh [47]. Крім того, для вихідного шару розглядалися функції активації Softmax. Нарешті, оптимізаторами, які були використані в початковій оптимізації, були Adam та RMSProp. Всього було використано 10 ітерацій на кожну комбінацію на 150 епохах з урахуванням вузлів прихованого шару.

Таблиця 2.2 – Параметри штучної нейронної мережі

Функція активації прихованого шару
ReLu, Sigmoid, Softmax
Sigmoid, ReLu
Sigmoid

Функція активації прихованого шару
ReLu
Tanh
Функція активації вихідного шару
Sigmoid, Softmax
Softmax
Оптимізатор
RMSProp, Adam
RMSProp, Adam, SGD
Adam

Для реалізації на Python класифікатора випадкового лісу насамперед слід виконати імпорт всіх необхідних бібліотек (рис. 2.12).

```

8 import pandas as pd
9 import numpy as np
10 from sklearn.model_selection import train_test_split
11 from sklearn.preprocessing import StandardScaler
12 import tensorflow as tf
13 from tensorflow.keras.models import Sequential
14 from tensorflow.keras.layers import Dense

```

Рисунок 2.12 – Код імпорту всіх необхідних бібліотек Python штучної нейронної мережі

Після цього виконуємо розділення даних навчання та тестові та навчальні вибірки, а також коригування масштабу ознак (рис. 2.13).

```

16 # Зчитуємо дані
17 data = pd.read_csv('your_data.csv')
18
19 # Розділяємо дані на ознаки та цільову змінну
20 X = data.drop('target_variable', axis=1)
21 y = data['target_variable']
22
23 # Розділяємо дані на навчальний та тестовий набір
24 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
25
26 # Скоригуємо масштаб ознак
27 scaler = StandardScaler()
28 X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
29 X_test_scaled = scaler.transform(X_test)

```

Рисунок 2.13 – Код розділення даних навчання та тестові та навчальні вибірки, а також коригування масштабу ознак

На наступному кроці виконується побудова та компіляція моделі (рис. 2.14).

```
31 # Побудова моделі
32 model = Sequential()
33 model.add(Dense(64, input_dim=X_train_scaled.shape[1], activation='relu'))
34 model.add(Dense(32, activation='sigmoid'))
35 model.add(Dense(1, activation='sigmoid')) # Вихідний шар для бінарної класифікації
36
37 # Компіляція моделі
38 model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])
```

Рисунок 2.14 – Код побудови та компіляції моделі

Після цього виконуємо навчання та визначення точності моделі (рис. 2.15).

```
40 # Навчання моделі
41 model.fit(X_train_scaled, y_train, epochs=10, batch_size=32, validation_data=(X_test_scaled, y_test))
42
43 # Оцінка моделі на тестовому наборі
44 loss, accuracy = model.evaluate(X_test_scaled, y_test)
45 print(f'Accuracy: {accuracy}')
```

Рисунок 2.15 – Код навчання та визначення точності моделі



**РОЗДІЛ 3.**

**РЕЗУЛЬТАТИ ВИКОРИСТАННЯ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ОЦІНЕННЯ**

**КЛІЄНТІВ ІНТЕРНЕТ-МАГАЗИНУ ПРОДАЖУ**

**СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОЇ ПРОДУКЦІЇ**

**3.1. Результати аналізу клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції**

Із зібраних даних більшість становили жінки (61 %), решта – чоловіки (39 %) у віці від 31 до 40 років (34 %), 41-50 років (25 %), 21-30 років (25 %), 20 років і молодше (14 %), решта – старші. До того ж, більшість респондентів закінчили коледж або мають диплом про вищу освіту (52 %) або відвідували коледж (31 %), проживають у місті (62 %). Більшість людей, які купують сільськогосподарську продукцію у інтернет-магазині серед різних домогосподарств, були жінками з дітьми, що пояснює, чому більшість респондентів належали до цієї статево-вікової групи (табл. 3.1).

Таблиця 3.1 – Характеристики клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції

Чинники	Характеристика	<i>n</i>	%
Вік	20 років і молодше	52	14
	21–30 років	93	25
	31–40 років	127	34
	41-50 років	94	25
	51 рік і старше	7	2
Стать	Чоловік	146	39
	Жінка	227	61
Освіта	Початкова школа	26	7
	Середня школа	37	10
	Коледж	116	31

Чинники	Характеристика	n	%
	Закінчений бакалавр та/або ступінь магістра	194	52
Резиденція	Місто	231	62
	Село	142	38
Члени родини	1-2 особи	34	9
	3-4 особи	94	39
	5 і більше осіб	145	52
Частота купівлі сільськогосподарської продукції	Хоча б раз на місяць	34	9
	Раз на місяць	90	24
	Два рази на місяць	160	43
	Раз на тиждень	89	24
Середні витрати на продукти	менше 5000 грн	34	9
	8001-10000 грн	78	21
	10001-12000 грн	75	20
	5000-8000 грн	97	26
	12001–15000 грн	41	11
	15000 грн і вище	48	13
Загальний місячний дохід домогосподарства	10000-20000 грн	119	32
	до 10000 грн	60	16
	20000-30000 грн	112	30
	Більше 30000 грн	82	22

Крім того, більшість респондентів жили з 5 або більше членами сім'ї (52%) або з 3-4 членами сім'ї (39%) з щомісячним доходом домогосподарства 20000-30000 грн (30%), 10000-20000 грн (32%), з доходом понад 30000 грн (22%) та з доходом до 10000 грн (16%).

Дохід до 20000 грн і нижче можна віднести до класу з низьким рівнем доходу (32%), 20000-30000 грн – до класу з середнім рівнем доходу (16%), а

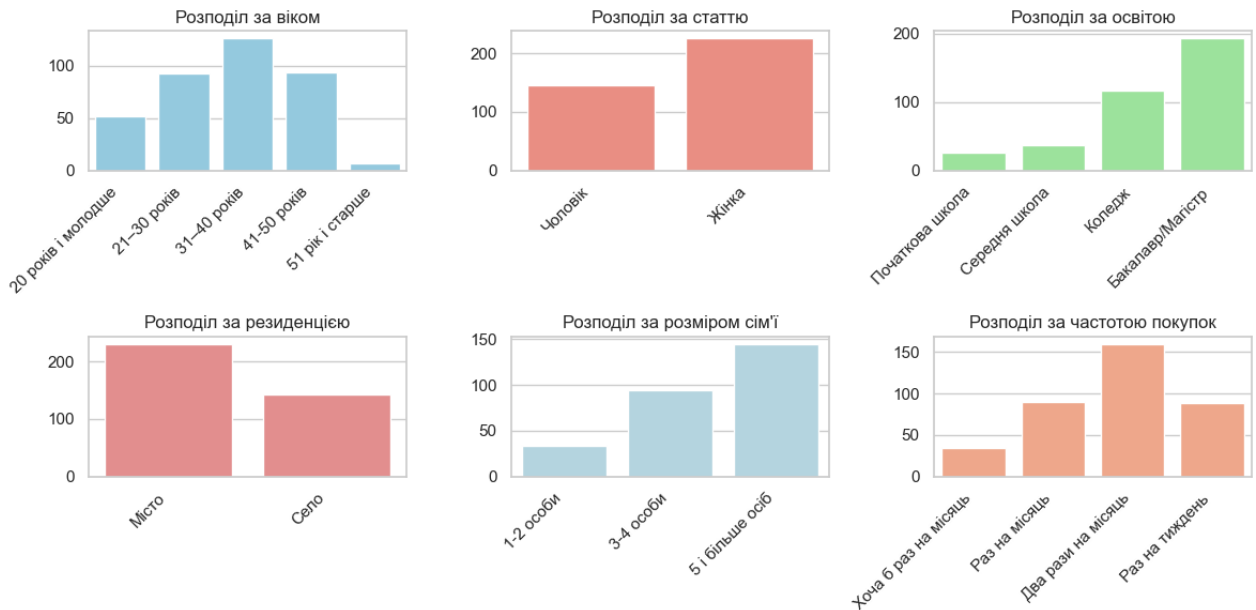


Рисунок 3.1 – Гістограми із характеристиками клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції

понад 30000 грн – до класу з високим рівнем доходу (52%). Крім того, частота купівлі сільськогосподарської продукції серед респондентів була приблизно двічі на місяць (43 %), один раз на місяць (24 %), один раз на тиждень (24 %) або рідше одного разу на місяць (9 %) з щомісячними витратами на продукти 5000-8000 грн (26 %), 8001-10000 грн (21 %), 10001-12000 грн (20 %) або 15000 грн і вище (13%). Описові статистичні дані представлені в таблиці 3.1.

### 3.2. Результати використання класифікатора випадкового лісу для оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції

У нашій роботі було розглянуто класифікатор випадкового лісу для визначення вагомих чинників, що впливають на поведінку користувачів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. Після процесу оптимізації було виявлено, що глибина 6 забезпечила найвищу середню

точність – 96 % і 0,00 стандартного відхилення. Це свідчить про те, що дерево давало точний результат протягом усіх прогонів (рис. 3.2).

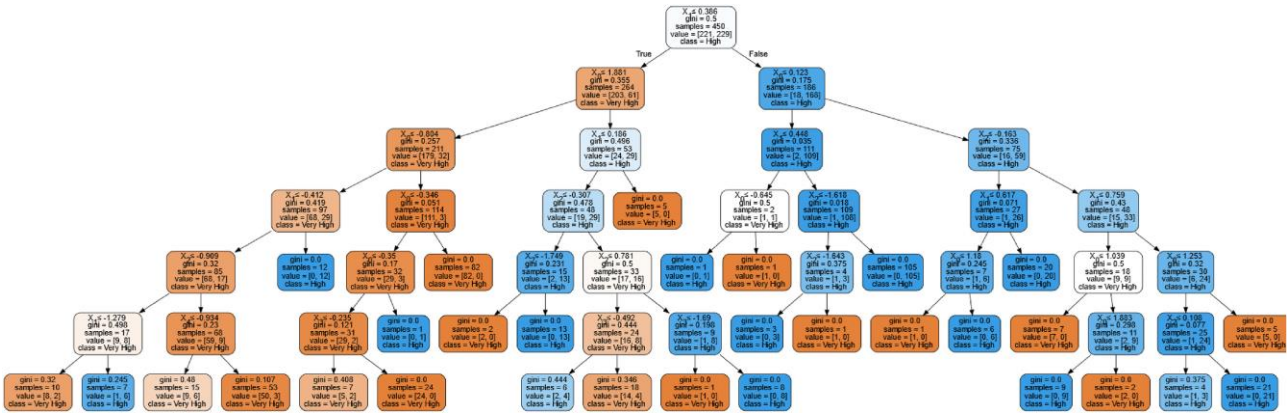


Рисунок 3.2 – Дерево рішень з класифікатора випадкового лісу: X0 – сприйнята вигода, X1 – сприйнята вразливість, X2 – поведінковий намір, X3 – очікування результату, X4 – сприйнята серйозність

У таблиці 3.2 наведено зведені дані про середню точність дерева рішень на основі класифікатора випадкових лісів, включно з показником F1-Score.

Таблиця 3.2 – Показники використання дерева рішень середньої точності (глибина = 6).

Показники	60:40	F1	70:30	F1	80:20	F1	90:10	F1
<b>Випадковий</b>								
Джині	93.62	94.03	92.85	93.12	92.88	93.16	92.03	92.87
Стандартне відхилення	1.352	1.205	1.872	1.963	4.351	3.720	3.170	3.267
Ентропія	93.07	93.26	92.79	93.25	93.72	93.98	92.04	92.90
Стандартне відхилення	2.440	2.017	1.642	1.557	2.095	2.447	2.733	3.036
<b>Найкращий</b>								
Джині	94.58	95.31	94.55	95.64	95.52	96.02	96.00	96.00
Стандартне відхилення	0.497	0.864	0.500	0.542	0.502	0.518	0.000	0.000
Ентропія	93.60	93.94	91.53	92.08	93.00	93.69	93.00	93.00
Стандартне відхилення	0.494	0.883	0.502	0.533	0.000	0.517	0.000	0.000

Використовуючи ANOVA, не було виявлено суттєвої різниці між результатами, тому в цьому було вирішено використовувати найвищу точність з найнижчим стандартним відхиленням.

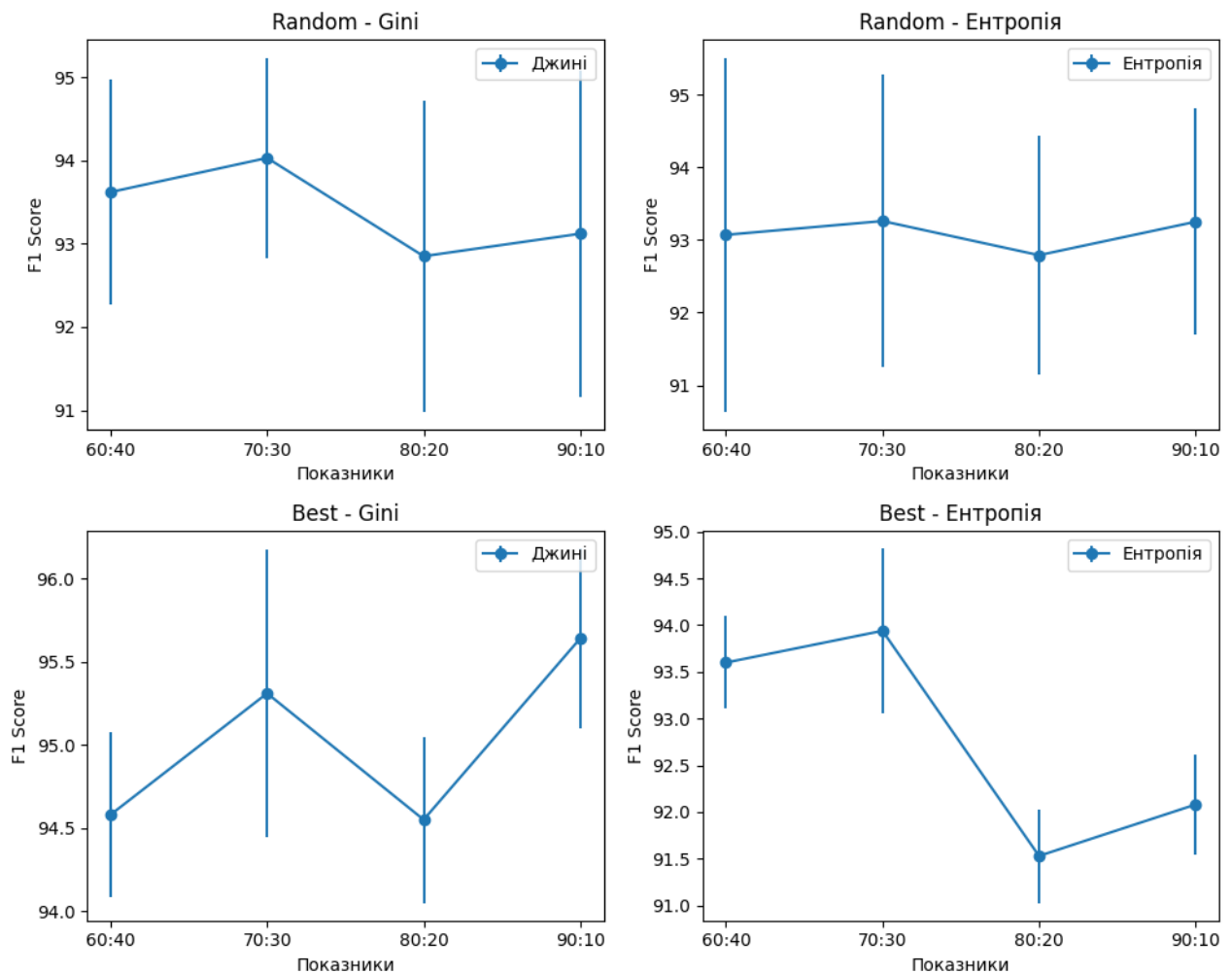


Рисунок 3.3 – Показники використання класифікатора випадкового лісу для оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції

На рис. 3.3 представлено показники використання класифікатора випадкового лісу для оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. Було помічено, що гіні як критерій і найкраще співвідношення навчання і тестування 90:10 дають найвищу точність.

Встановлено, що сприйнята вигода ( $X_1$ ) є батьківською вершиною, яка диктуватиме чинники, що впливають на поведінку клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. Слід розглядати дочірній вузол, сприйнятту вразливість ( $X_0$ ). Враховуючи умову менше або дорівнює 1,881,

буде розглядатися  $X_0$  зі значенням  $-0,804$ . Незадовільним буде вважатися і  $X_0$ , а також очікувана продуктивність ( $X_3$ ), що призводить до дуже високого рівня використання інтернет-магазинів продажу сільськогосподарської продукції. Це вказує на те, що чим вище сприймається вразливість серед користувачів щодо впливу того, чим частіше користувачі будуть використовувати мобільний додаток порівняно з фізичним відвідуванням магазинів. Тим не менш, якщо  $-0,804$  задовольняється, він буде враховувати  $X_1$ , поведінкові наміри ( $X_2$ ) та сприйняту серйозність ( $X_4$ ), що призведе до дуже високого рівня використання онлайн-дodatку для купівлі сільськогосподарської продукції. Крім того, невідповідності першого дочірнього вузла буде враховувати  $X_1$ ,  $X_2$  і  $X_3$ , що призведе до високого рівня використання інтернет-магазинів для покупок сільськогосподарської продукції.

### **3.3. Результати використання штучної нейронної мережі для оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції**

У нашій роботі розглянуто штучну нейронну мережу для визначення вагомих чинників, що впливають на поведінку користувачів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. В процесі оптимізації було виявлено, що такі параметри, як Tanh і Softmax для функції активації прихованого і вихідного шарів, відповідно, дають високий рівень точності (рис. 3.4).

Крім того, Adam використовувався як оптимізатор для набору співвідношення навчання і тестування 80:20. При 150 епохах і 90 прихованих вузлах середня точність моделі штучної нейронної мережі становила 96,63%, при цьому не було помічено жодного перенавчання.

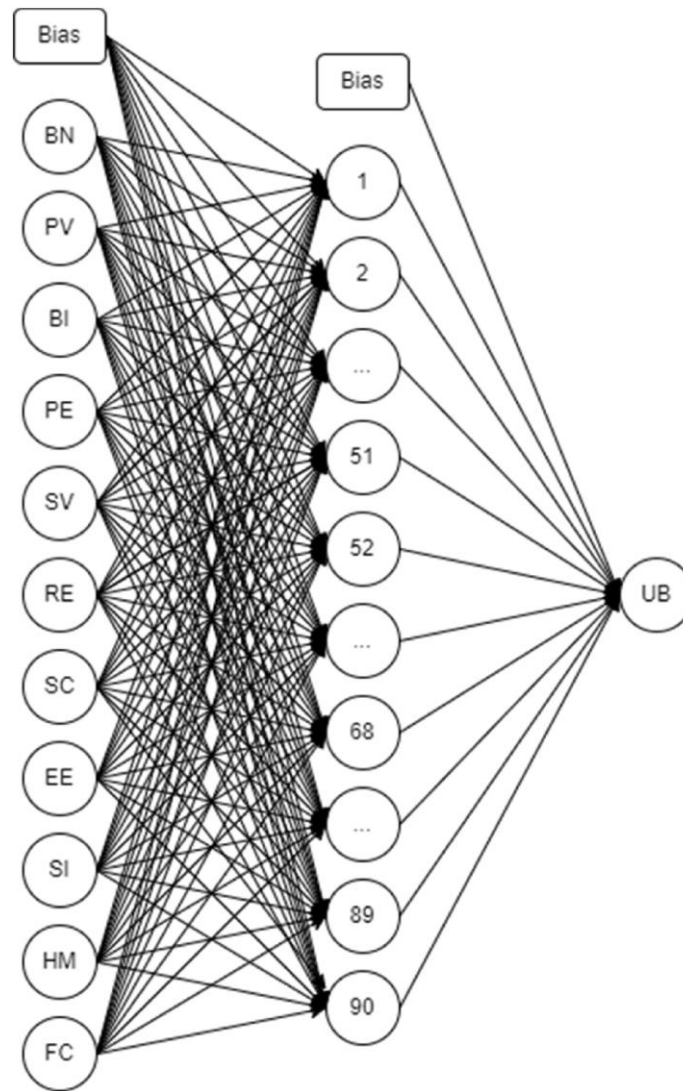


Рисунок 3.4 – Оптимальна модель штучної нейронної мережі

У таблиці 3.3 наведено зведені дані про середню точність навчання і тестування для різних вхідних даних, розглянутих у нашій роботі. Відомо, що чим вища середня точність тестування, тим більш значущим буде чинник.

Таблиця 3.3 – Показники використання штучної нейронної мережі

Чинник	Середнє навчання	Стандартне відхилення	Середнє тестування	Стандартне відхилення
Очікувана вигода	89,32	1,234	95.14	1,006
Уявна вразливість	89,26	2,035	94.31	1,326

Чинник	Середнє навчання	Стандартне відхилення	Середнє тестування	Стандартне відхилення
Поведінковий намір	89,23	1,475	92,86	2.151
Очікувана продуктивність	88,63	1,965	90,67	2,647
Уявна серйозність	85.17	2,248	89,93	3,248
Ефективність реагування	83,38	1,898	84,76	1,796
Уявна сприйнятливність	74,92	3,664	79,86	1,658
Очікувана тривалість	72.26	4,856	77,24	2,487
Соціальний вплив	70.22	4,524	76,87	3,685
мотивація	68,48	3,658	73.22	1,032
Сприятливі умови	60.23	1.126	61.04	1,433

Оцінка чинників, що впливають на поведінкові наміри та поведінку клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції, має вирішальне значення для постачальників цієї продукції, власників бізнесу та розробників інтернет-магазинів загалом. Результати цього дослідження свідчать про те, що клієнти інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції готові купувати продукти онлайн, а не ходити до традиційних магазинів, завдяки перевагам та ефективності, які пропонують онлайн-супермаркети. Це дає змогу реалізаторам сільськогосподарської продукції повністю зрозуміти, що спонукає споживачів обирати онлайн-платформи для



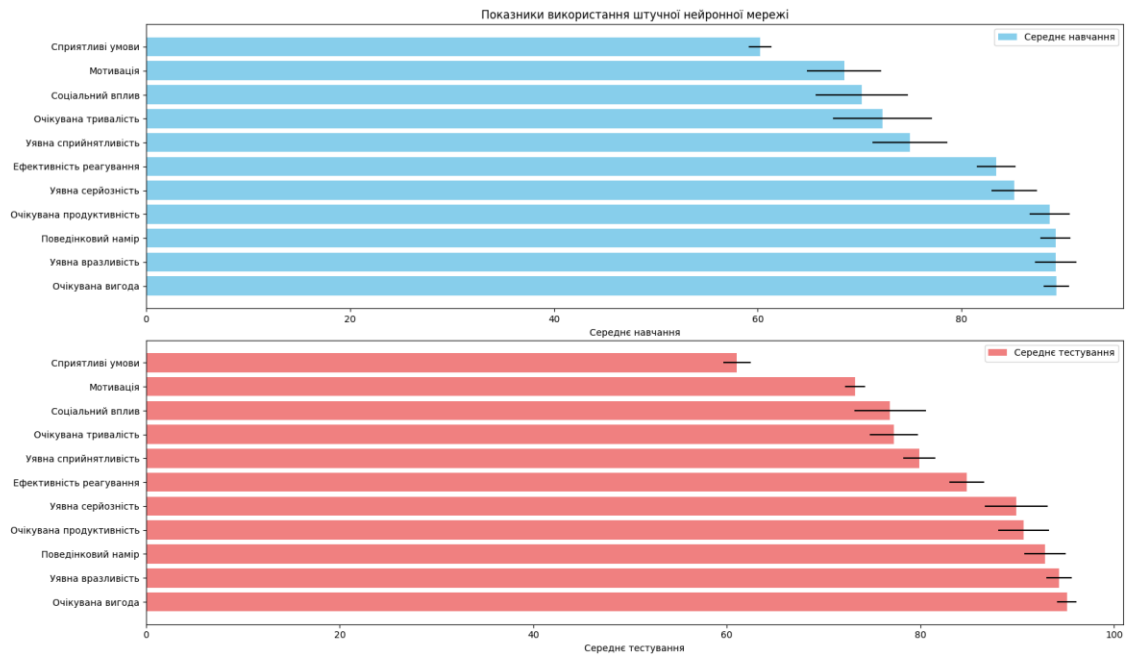


Рисунок 3.53 – Показники використання штучної нейронної мережі для оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції

придбання сільськогосподарської продукції, що, в свою чергу, дає їм можливість розробити стратегію розвитку та впровадження онлайн-продажів на додаток до традиційних роздрібних магазинів.

## РОЗДІЛ 4.

### ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА У НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

#### 4.1. Аналіз небезпечних і шкідливих виробничих чинників під час роботи програмістів

Програмісти, як і будь-які інші працівники, під час своєї трудової діяльності піддаються впливу небезпечних і шкідливих виробничих чинників. Ці чинники можуть призвести до погіршення стану здоров'я, а в деяких випадках навіть до нещасних випадків.

##### *Фізичні небезпечні і шкідливі фактори*

До фізичних небезпечних і шкідливих факторів, які можуть впливати на програмістів, відносяться:

- ✓ Невідповідний мікроклімат приміщення. Несприятливий мікроклімат (занадто низька або висока температура, підвищена вологість) може призвести до переохолодження або перегрівання організму, а також до розвитку захворювань дихальних шляхів.
- ✓ Шум. Підвищений рівень шуму може призвести до погіршення слуху, перевтоми, а також до порушень сну.
- ✓ Електромагнітні випромінювання. Комп'ютери і периферійні пристрої є джерелами електромагнітного випромінювання. Підвищений рівень електромагнітного випромінювання може призвести до погіршення самопочуття, а також до розвитку захворювань нервової системи.
- ✓ Вібрація. Вібраційні столи і крісла можуть призвести до розвитку захворювань опорно-рухового апарату.

##### *Хімічні небезпечні і шкідливі фактори*

До хімічних небезпечних і шкідливих факторів, які можуть впливати на програмістів, відносяться:

- ✓ Пил і аерозолі. Пилок і аерозолі, що утворюються при роботі з папером, друкарськими машинами та іншими пристроями, можуть викликати подразнення очей, носа, горла, а також розвиток захворювань дихальних шляхів.
- ✓ Хімічні речовини. Деякі хімічні речовини, що використовуються в процесі виробництва програмного забезпечення, можуть бути токсичними або канцерогенними.

#### *Біологічні небезпечні і шкідливі фактори*

До біологічних небезпечних і шкідливих факторів, які можуть впливати на програмістів, відносяться:

- ✓ Плесняві гриби. Плесняві гриби можуть викликати алергічні реакції, а також розвиток захворювань дихальних шляхів.
- ✓ Бактерії. Деякі бактерії можуть викликати інфекційні захворювання.

#### *Психофізіологічні небезпечні і шкідливі фактори*

До психофізіологічних небезпечних і шкідливих факторів, які можуть впливати на програмістів, відносяться:

- ✓ Велике навантаження на зір. Програмісти часто проводять багато часу за комп'ютером, що може призвести до втоми очей, погіршення зору та інших проблем зі здоров'ям.
- ✓ Тривала статична поза. Програмісти часто працюють сидячи в одній позі, що може призвести до розвитку захворювань опорно-рухового апарату.
- ✓ Стрес. Програмістська робота може бути досить напруженою, що може призвести до розвитку стресу, а також до інших проблем зі здоров'ям.

## **4.2. Запобігання шкідливому впливу небезпечних і шкідливих виробничих чинників на програмістів**

Для запобігання шкідливому впливу небезпечних і шкідливих виробничих чинників на програмістів необхідно виконати наступне. Створювати безпечні та комфортні умови праці. Це включає в себе забезпечення оптимального мікроклімату в приміщеннях, зниження рівня шуму і електромагнітного випромінювання, забезпечення належної вентиляції та освітлення.

Впроваджувати безпечні технології. Слід використовувати безпечне обладнання та технології, які не створюють ризику для здоров'я працівників.

Проводити навчання та інструктаж працівників з питань охорони праці. Працівники повинні бути обізнані про потенційні небезпечні і шкідливі фактори, які можуть впливати на них під час роботи, і про заходи, які необхідно вжити для їх запобігання.

Забезпечення безпечних умов праці для програмістів є важливою задачею, яка дозволяє зберегти здоров'я працівників і підвищити їхню продуктивність.

## **4.3. Розробка логічно-імітаційної моделі процесу виникнення травм під час монтажу мережі**

Проаналізувавши кожен із логічних моделей процесів формування та можливого виникнення травмонебезпечних та аварійних ситуацій, завжди можна знайти подію з якої починається небезпечний процес ще до виникнення небезпечних наслідків.

Методикою оцінки рівня безпеки робочих місць, машин, виробничих процесів та окремих виробництв передбачено пошук об'єктивного критерію рівня безпеки для конкретного об'єкта. Таким показником вибрана ймовірність виникнення аварії, травми залежно від досліджуваного явища.

Для оцінки рівня небезпеки певного об'єкта чи явища можна застосувати метод обчислення ймовірності виникнення будь-якого випадкового явища, який широко застосовують в зарубіжній інженерній практиці. Основні його принципи полягають в тому, що на основі обстеження робочого місця чи окремої машини виявляють виробничі небезпеки, можливі аварійні або травматичні ситуації. При оцінці ситуацій визначають події, які можуть стати головною подією при побудові логічно-імітаційної моделі травми. Після цього будують модель “дерева відмов і помилок оператора”. При цьому важливе значення має правильний вибір головної події.

Головну подію (травма), модель якої нам необхідно побудувати, вибирають виходячи з оцінки відповідного об'єкта, виробництва чи окремої одиниці обладнання і змісту його найбільш небезпечного явища, яке за певних умов виробництва може виникнути.

Після вибору головного випадкового явища (події) розпочинаємо побудову моделі (“дерева”). Використовуючи оператора “і” та “або”, використовуємо набір ситуацій (відомих до цього), які можуть призвести до подій, вибраної як головна.

Після визначення відповідних травмонебезпечних ситуацій та їх кількості, визначаємо інші події, що входять до кожної такої ситуації, логічним аналізом із застосуванням операторів “і”, “або” та інших. Процес побудови моделі триває, поки не будуть знайдені усі базові події, що визначають межу моделі.

Слід мати на увазі, що кожна випадкова подія, до якої входять базові події, може формуватися й виникати при входженні у неї двох, трьох і більше базових подій за допомогою відповідних операторів.

Повністю побудована і перевірена модель підлягає математичній обробці для визначення ймовірності кожної випадкової події, що увійшла до моделі, починаючи з базових і закінчуючи головною.

Ймовірність базових подій визначаємо за даними виробництва. Наприклад, базова подія “стан контролю з охорони праці”. Для визначення

ймовірності ми повинні встановити, наскільки (у відсотках) від ідеального рівня здійснюється відповідний контроль на об'єкті. Якщо буде встановлено, що такий рівень контролю становить 50% або 30%, то ймовірність відповідно дорівнює 0,5 і 0,3. При відсутності контролю ймовірність “не здійснення контролю” становитиме 1, якщо контроль ідеальний, то відповідно ймовірність дорівнює 0.

Після обчислення ймовірності всіх подій, розміщених у ромбах, і базових подій, починаючи з лівої нижньої гілки “дерева”, позначаємо номерами всі випадкові події, що увійшли до моделі.

На цьому можна вважати, що певна модель підготовлена до математичних обчислень ймовірностей випадкових подій логічно-імітаційної моделі

Отже, для побудови логіко-імітаційної моделі процесу, формування і виникнення аварії та травми під час монтажу мережі складемо список базових подій. Вони лежатимуть у основі даної моделі. Кожному пункту списку присвоюємо певне значення ймовірності виникнення. Нижче подано сам список:

- |  |                                 |
|--|---------------------------------|
| 1. Стан контролю з охорони праці .....                 | <b><math>P_1 = 0,2;</math></b>  |
| 2. Несерйозне відношення до проходження ТО інструменту | <b><math>P_2 = 0,1;</math></b>  |
| 3. Відсутність комплектуючих установки.....            | <b><math>P_3 = 0,2;</math></b>  |
| 4. Невисока міцність .....                             | <b><math>P_4 = 0,03;</math></b> |

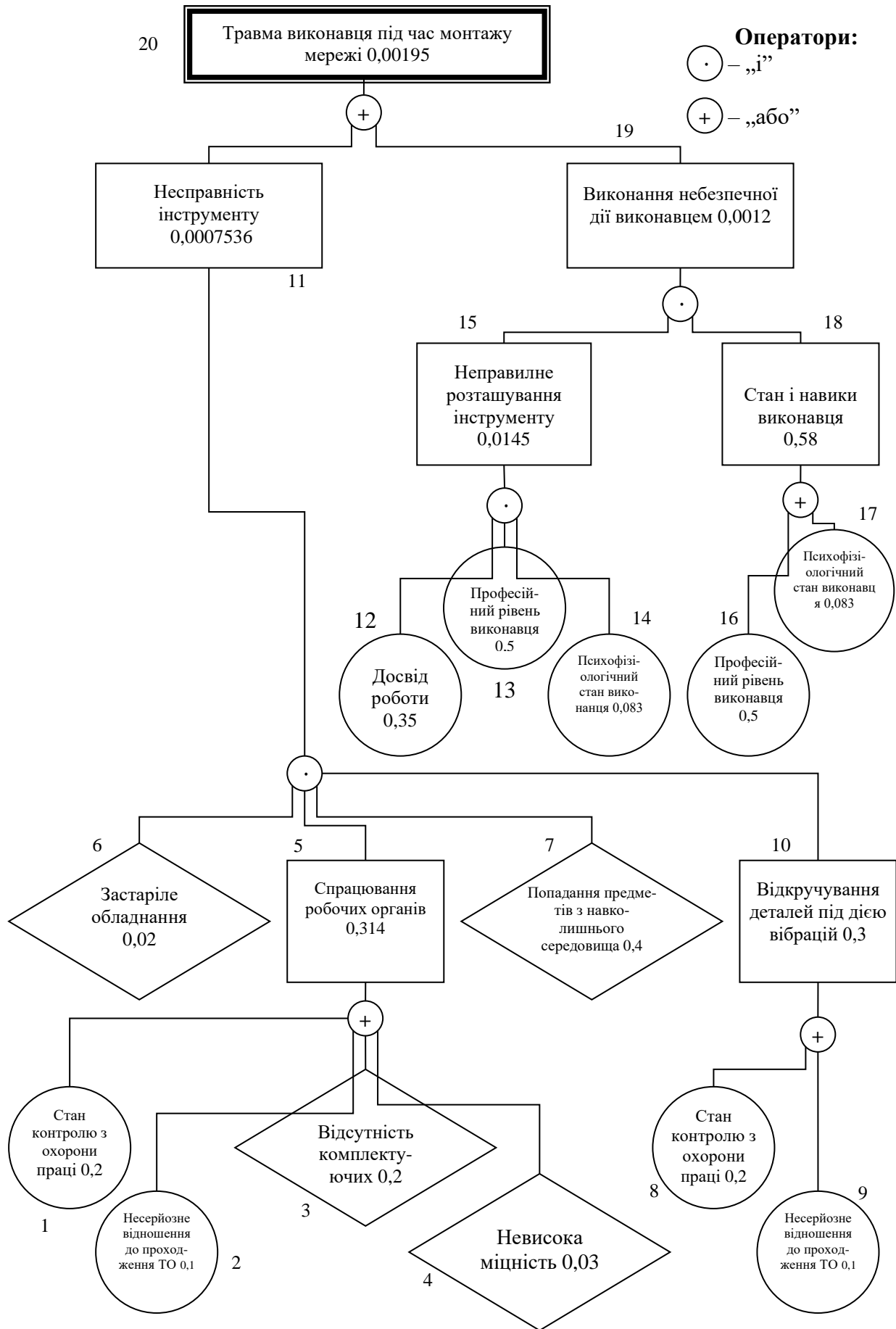


Рис. 4.1. Логіко-імітаційна модель процесу формування та виникнення аварії та травми під час монтажу мережі

1. Використання застарілого обладнання.....  $P_6 = 0,02$ ;
2. Попадання сторонніх предметів .....  $P_7 = 0,4$ ;
3. Досвід роботи виконавця .....  $P_{12} = 0,35$ .
4. Професійний рівень виконавця .....  $P_{13} = 0,5$ ;
5. Психофізіологічний стан виконавця.....  $P_{14} = 0,083$ ;

На основі даного списку будуємо матрицю логічних взаємозв'язків між окремими пунктами, графічне представлення якої зображено на рис. 4.1.

Розрахуємо ймовірності виникнення подій, що входять у дану логіко-імітаційну модель процесу монтажу мережі (на прикладі ймовірності отримання травми виконавця).

Ймовірність виникнення події  $P_5$  визначаємо наступним чином:

$$P_5 = 0,2 + 0,1 + 0,2 + 0,003 - 0,2 \cdot 0,1 - 0,2 \cdot 0,03 - 0,2 \cdot 0,03 - 0,1 \cdot 0,2 - 0,1 \cdot 0,03 - 0,2 \cdot 0,03 + 0,2 \cdot 0,1 \cdot 0,2 + 0,1 \cdot 0,2 \cdot 0,03 + 0,2 \cdot 0,1 \cdot 0,2 + 0,2 \cdot 0,1 \cdot 0,03 - 0,2 \cdot 0,1 \cdot 0,2 \cdot 0,03 = 0,314$$

Ймовірність виникнення події  $P_{10}$  визначаємо так:

$$P_{10} = 0,2 + 0,1 = 0,3.$$

Ймовірність виникнення події  $P_{11}$  визначаємо:

$$P_{11} = 0,02 \cdot 0,314 \cdot 0,4 \cdot 0,3 = 0,00075.$$

Ймовірність виникнення події  $P_{15}$  визначаємо наступним чином:

$$P_{15} = 0,35 \cdot 0,5 \cdot 0,083 = 0,0145.$$

Ймовірність події  $P_{18}$ :

$$P_{18} = 0,5 + 0,083 = 0,58.$$

Ймовірність події  $P_{19}$ :

$$P_{19} = 0,0145 \cdot 0,083 = 0,0012.$$

Ймовірність події  $P_{20}$ :

$$P_{20} = 0,00075 + 0,0012 = 0,00195.$$

Ймовірність травми рівна ймовірності виникнення аварії, бо остання можлива лише за умови монтажу мережі.



Логіко-імітаційні моделі аварій і травм допомагають зменшити ймовірність виникнення аварійних та травмонебезпечних ситуацій. Якщо необхідно оцінити рівень небезпеки будь-якого робочого місця, слід уважно вивчити і побудувати логічні моделі можливих небезпечних ситуацій, які охоплюють як стан обладнання і самого робочого місця, так і поведінку працюючого і обчислити ймовірність виникнення травми.

Після аналізу результатів моделювання ймовірність виникнення травми можна звести до дуже малої величини – достатньо зменшити вплив ймовірностей вихідних факторів, які до неї призводять.

### **4.3. Розробка заходів щодо безпеки у надзвичайних ситуаціях**

Незважаючи на всі заходи щодо запобігання виникненню надзвичайних ситуацій, вони все ж таки можуть статися. Тому важливо розробити та впровадити заходи щодо безпеки, які допоможуть зберегти життя та здоров'я людей у разі виникнення надзвичайної ситуації.

Етапи розробки заходів щодо безпеки у надзвичайних ситуаціях

1. Розробка заходів щодо безпеки у надзвичайних ситуаціях включає в себе такі етапи:

2. Аналіз потенційних надзвичайних ситуацій. На цьому етапі необхідно визначити, які надзвичайні ситуації можуть виникнути в певному місці або об'єкті. Для цього необхідно провести аналіз потенційних загроз та ризиків.

3. Оцінка можливих наслідків надзвичайних ситуацій. На цьому етапі необхідно визначити, які наслідки можуть мати надзвичайні ситуації, що були визначені на попередньому етапі.

4. Розробка заходів щодо запобігання надзвичайним ситуаціям. На цьому етапі необхідно розробити заходи, які допоможуть запобігти виникненню надзвичайних ситуацій.

5. Розробка заходів щодо реагування на надзвичайні ситуації. На цьому етапі необхідно розробити заходи, які допоможуть безпечно та ефективно реагувати на надзвичайні ситуації, якщо вони все ж таки виникнуть.

6. Організація навчання та інструктажу працівників з питань безпеки. На цьому етапі необхідно забезпечити, щоб всі працівники були обізнані про потенційні надзвичайні ситуації та про заходи, які необхідно вжити у разі їх виникнення.

Пропонуються наступні заходи щодо запобігання надзвичайним ситуаціям. Усунення потенційних джерел небезпеки. Наприклад, якщо на підприємстві є небезпечні хімічні речовини, необхідно забезпечити їх безпечне зберігання та використання.

Впровадження безпечних технологій. Наприклад, якщо на підприємстві є обладнання, яке може становити небезпеку, необхідно забезпечити його безпечну експлуатацію.

Організацію навчання та інструктажу працівників з питань безпеки. Працівники повинні бути обізнані про потенційні небезпеки та про заходи, які необхідно вжити для їх запобігання.

До заходів щодо реагування на надзвичайні ситуації належать наступні

- ✓ Евакуація людей із зони надзвичайної ситуації.
- ✓ Забезпечення безпеки людей, які залишилися в зоні надзвичайної ситуації.
- ✓ Ліквідація наслідків надзвичайної ситуації.
- ✓ Організація навчання та інструктажу працівників з питань безпеки

Навчання та інструктаж працівників з питань безпеки є важливим елементом забезпечення безпеки у надзвичайних ситуаціях. Працівники повинні бути обізнані про потенційні небезпеки та про заходи, які необхідно вжити для їх запобігання.

**РОЗДІЛ 5.**  
**ВИЗНАЧЕННЯ ПОКАЗНИКІВ ЕФЕКТИВНОСТІ ВІД ОЦІНЕННЯ**  
**КЛІЄНТІВ ІНТЕРНЕТ-МАГАЗИНУ ПРОДАЖУ**  
**СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОЇ ПРОДУКЦІЇ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ**  
**ТЕХНОЛОГІЙ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ІНТЕЛЕКТУ**

В сучасних умовах конкурентного ринку ефективно використання обчислювального інтелекту в інтернет-магазинах стає ключовим фактором для забезпечення успішності бізнесу. Оцінка клієнтів та їхніх вподобань є важливим етапом у побудові стратегій продажу та удосконаленні обслуговування.

Для визначення ефективності від оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції із використанням технологій обчислювального інтелекту використовують наступні показники.

Коефіцієнт задоволеності клієнтів (CSAT):

$$CSAT = \frac{N_{зад}}{N_{заг}} \times 100\%, \quad (5.1)$$

де  $N_{зад}$  – кількість задоволених клієнтів, осіб;  $N_{заг}$  – загальна кількість відповідей, од.

Показник Net Promoter Score – це індекс, який, по суті, вимірює лояльність клієнтів до продукту, послуги чи компанії.

Net Promoter Score (NPS) визначається за формулою:

$$NPS = \frac{P_{np} - P_{де}}{N_{заг}} \times 100\%, \quad (5.2)$$

де  $P_{np}$  – відсоток промоутерів, %;  $P_{де}$  – відсоток детракторів, %;  $N_{заг}$  – загальна кількість відповідей, од.

Середня вартість покупки (ACV) визначається за формулою:

$$ACV = \frac{Q_{np}}{N_{кл}}, \quad (5.3)$$

де  $Q_{np}$  – загальний обсяг продажів, тис. грн;  $N_{кл}$  – загальна кількість клієнтів, осіб.

Нехай інтернет-магазин, що спеціалізується на продажу сільськогосподарської продукції, впровадив систему оцінки клієнтів. За місяць було отримано 500 відгуків.

Підставивши відповідні значення у формулу (5.1) отримаємо коефіцієнт задоволеності клієнтів (CSAT):

$$CSAT = \frac{400}{500} \times 100\% = 80\% .$$

Підставивши відповідні значення у формулу (5.2) отримаємо показник Net Promoter Score (NPS):

$$NPS = \frac{250 - 100}{500} \times 100\% = 30\% .$$

Підставивши відповідні значення у формулу (5.3) отримаємо середню вартість покупки (ACV):

$$ACV = \frac{500}{300} = 1,67 \text{ тис. грн.}$$

Використання технологій обчислювального інтелекту для оцінки клієнтів в інтернет-магазині сільськогосподарської продукції може сприяти покращенню якості обслуговування та підвищенню ефективності бізнесу. Врахування показників CSAT, NPS та ACV дозволяє більш точно аналізувати задоволеність клієнтів та їхню купівельну поведінку.

## ВИСНОВКИ І ПРОПОЗИЦІЇ

Нами проведено аналіз теоретичних аспектів оцінки клієнтів у сфері інтернет-торгівлі сільськогосподарською продукцією. Розглянуті різноманітні аспекти, починаючи від значення заохочення клієнтів до використання інтернет-магазинів та завершуючи перевагами та ризиками використання технологій обчислювального інтелекту в процесі оцінювання клієнтської поведінки.

Виявлено, що зростання популярності інтернет-торгівлі у сфері сільськогосподарської продукції потребує вдосконалення методів оцінки та розуміння клієнтів. Роль клієнтського досвіду та лояльності стає ключовою у створенні успішної стратегії е-комерційного підприємства.

Також нами проаналізовано сучасні методи оцінювання клієнтської поведінки в онлайн-торгівлі, показано значення використання аналітичних даних та моделей рекомендацій для підвищення ефективності маркетингових стратегій. Проведено огляд інструментів та технологій обчислювального інтелекту, де є використання штучного інтелекту, машинного навчання та віртуальних асистентів для аналізу та збору даних про клієнтів.

Встановлено, що технології обчислювального інтелекту відкривають нові можливості для оцінки клієнтів. Вони дозволяють автоматизувати процес оцінки, зробити його більш точним та ефективним. Це дозволяє бізнесу краще зрозуміти потреби клієнтів, їхні уподобання та поведінкові характеристики. Ця інформація може бути використана для оптимізації маркетингових заходів.

Виконання кваліфікаційної роботи на тему «Оцінювання клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції із використанням технологій обчислювального інтелекту» є доцільним, оскільки дозволяє розробити нову модель оцінки клієнтів, яка буде мати ряд переваг перед існуючими.

Встановлено, що під час пандемії COVID-19 попит на онлайн-магазини продуктів різко зріс. Наприклад, більшість французьких, італійських,

іспанських, шведських, голландських та німецьких споживачів купують більше продуктів онлайн, а понад 80% споживачів, які почали купувати продукти онлайн під час пандемії, планують продовжувати це робити. Крім того, очікується, що прогноз продажів у США для замовлень, зроблених через будь-який онлайн-канал, зросте майже вдвічі у порівнянні між 2021 і 2025 роками.

Заслуговують на увагу віртуальні магазини. Вони майже завжди включають 3D-моделі в тій чи іншій формі, будь то 3D-модельована копія їхнього фізичного магазину, яку можна досліджувати у веб-браузері, інструмент доповненої реальності (AR), який дозволяє клієнтам розміщувати продукти у власному просторі, або випробування у віртуальній реальності асортименту продукції бренду.

Нами проаналізовано методи оцінювання клієнтської поведінки в онлайн-торгівлі, а також інструменти та технології обчислювального інтелекту в оцінці клієнтів. Технології обчислювального інтелекту (OI) відкривають нові можливості для оцінки клієнтів. Вони дозволяють автоматизувати процес оцінки, зробити його більш точним та ефективним. Під час прогнозування поведінки клієнтів моделі машинного навчання можуть бути використані для прогнозування того, чи здійснить клієнт покупку, чи буде він лояльним до бізнесу тощо. Ця інформація може бути використана для розробки цільових маркетингових кампаній.

Відповідно нами було сформульовано завдання кваліфікаційної роботи, які стосуються оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції з використанням технологій обчислювального інтелекту.

Нами здійснено вибір методів обчислювального інтелекту для оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. Одним із ключових елементів впровадження обчислювального інтелекту є вибір моделей машинного навчання для прогнозування та оцінювання поведінки клієнтів.

У нашому дослідженні було розглянуто 373 достовірні відповіді серед користувачів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. В

результаті було отримано 21261 одиницю даних, які були оброблені за допомогою очищення та агрегації даних для введення в інтегроване середовище розробки Python - Spyder 5.0.

Нами були взято дані, які зібрані через різні онлайн платформи соціальних мереж. Мінімальний розмір вибірки, необхідний для нашої роботи, становить 271 особу. Перед розповсюдженням серед респондентів було зібрано форму згоди на участь в опитуванні.

Отримані дані були очищені за допомогою кореляційного аналізу. Для значущих показників розглядався поріг коефіцієнта кореляції 0,20 з р-значенням 0,05. Після цього було проведено агрегування даних, де середнє значення значущих показників представляло латентні змінні. Використовувався пакет Python для нормалізації (min\_max scalar).

Інтегроване середовище розробки Python - Spyder 5.0 було використано в цьому дослідженні з пакетами SKLEARN та TENSORFLOW для запуску алгоритмів машинного навчання (рис. 2.5).

Після цього було проведено відповідну оптимізацію для ансамблю. На рис. 2.4 представлено блок-схему зазначеного процесу.

Нами здійснено опис вибраних методів машинного навчання. Класифікатор випадкового лісу (Random Forest Classifier) – це інструмент класифікації, який використовується для визначення визначальних чинників, пов'язаних з поведінкою людини.

У нашій роботі було розглянуто 6400 прогонів для оптимізації класифікатора випадкових лісів. У спробі згенерувати оптимальне дерево були розглянуті такі параметри, як ентропія та Джині, а також розщеплювачі, найкращі та випадкові, і глибина дерева від 4 до 7 з різним співвідношенням навчання та тестування, 60:40 – 90:10. Загалом було проведено 100 прогонів для кожної комбінації, які були проаналізовані за допомогою дисперсійного аналізу (ANOVA) для перевірки значущості відмінностей.

Для реалізації на Python класифікатора випадкового лісу насамперед слід виконати імпорт всіх необхідних бібліотек (рис. 2.7). Після цього виконуємо

розділення даних навчання та тестові та навчальні вибірки (рис. 2.8). На наступному кроці виконується створення та налаштування моделі на тестових даних (рис. 2.9). Після цього виконуємо розрахунок точності моделі (рис. 2.10). Після цього вручну встановили гіперпараметри та використали GridSearchCV для налаштування гіперпараметрів.

Також запропоновано використати штучну нейронну мережу. На основі декількох літературних джерел, які використовували алгоритм машинного навчання для прогнозування поведінки елієнтів, показаної в таблиці 2.2, для прихованого шару розглядалися такі функції активації, як ReLu, Sigmoid і Tanh. Крім того, для вихідного шару розглядалися функції активації Softmax. Нарешті, оптимізаторами, які були використані в початковій оптимізації, були Adam та RMSProp. Всього було використано 10 ітерацій на кожен комбінацію на 150 епохах з урахуванням вузлів прихованого шару.

Для реалізації на Python класифікатора випадкового лісу насамперед слід виконати імпорт всіх необхідних бібліотек (рис. 2.12). Після цього виконуємо розділення даних навчання та тестові та навчальні вибірки, а також коригування масштабу ознак (рис. 2.13). На наступному кроці виконується побудова та компіляція моделі (рис. 2.14). Після цього виконуємо навчання та визначення точності моделі (рис. 2.15).

Із зібраних даних більшість становили жінки (61 %), решта – чоловіки (39 %) у віці від 31 до 40 років (34 %), 41-50 років (25 %), 21-30 років (25 %), 20 років і молодше (14 %), решта – старші. На підставі аналізу отриманих даних побудовано гістограми із характеристиками клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. Встановлено, що частота купівлі сільськогосподарської продукції серед респондентів була приблизно двічі на місяць (43 %), один раз на місяць (24 %), один раз на тиждень (24 %) або рідше одного разу на місяць (9 %) з щомісячними витратами на продукти 5000-8000 грн (26 %), 8001-10000 грн (21 %), 10001-12000 грн (20 %) або 15000 грн і вище (13%).



У нашій роботі було розглянуто класифікатор випадкового лісу для визначення вагомих чинників, що впливають на поведінку користувачів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. Після процесу оптимізації було виявлено, що глибина 6 забезпечила найвищу середню точність – 96 % і 0,00 стандартного відхилення. Це свідчить про те, що дерево давало точний результат протягом усіх прогонів (рис. 3.2).

На рис. 3.3 представлено показники використання класифікатора випадкового лісу для оцінки клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. Було помічено, що gini як критерій і найкраще співвідношення навчання і тестування 90:10 дають найвищу точність.

У нашій роботі розглянуто штучну нейронну мережу для визначення вагомих чинників, що впливають на поведінку користувачів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції. В процесі оптимізації було виявлено, що такі параметри, як Tanh і Softmax для функції активації прихованого і вихідного шарів, відповідно, дають високий рівень точності (рис. 3.4).

У таблиці 3.3 наведено зведені дані про середню точність навчання і тестування для різних вхідних даних, розглянутих у нашій роботі. Відомо, що чим вища середня точність тестування, тим більш значущим буде чинник.

Результати виконаної роботи свідчать про те, що клієнти інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції готові купувати продукти онлайн, а не ходити до традиційних магазинів, завдяки перевагам та ефективності, які пропонують онлайн-супермаркети. Це дає змогу реалізаторам сільськогосподарської продукції повністю зрозуміти, що спонукає споживачів обирати онлайн-платформи для придбання сільськогосподарської продукції, що, в свою чергу, дає їм можливість розробити стратегію розвитку та впровадження онлайн-продажів на додаток до традиційних роздрібних магазинів.

Запропоновано заходи із охорони праці і безпеки під час надзвичайних ситуаціях, що дають можливість створити належні умов праці програмістів та забезпечити безпеку у надзвичайних ситуаціях.

На підставі визначення показників ефективності встановлено, що оцінення клієнтів інтернет-магазину продажу сільськогосподарської продукції із використанням технологій обчислювального інтелекту забезпечує підвищення ефективності маркетингових процесів за зростання продажів на 18%.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Введення в машинне навчання за допомогою Python и Scikit-Learn. URL: <https://habr.com/ua/company/mlclass/blog/247751/> (дата звернення: 20.08.2022).
2. Голубков, С. А. Аналіз поведінки клієнтів в онлайн-середовищі. К. : Видавництво НІСД, 2019. 248 с.
3. Григорович О.В. Застосування багат шарових перцептронів для класифікації позичальників юридичних осіб. Нейронечіткі технології моделювання в економіці. Науково-аналітичний журнал. Київ, 2019. №8. С.48-64.
4. Дзюбко, О. С. Методи оцінювання клієнтської поведінки в онлайн-торгівлі. К. : Видавництво НІСД, 2021. 160 с.
5. Жидецький В.Ц., Джигирей В.С., Мельников О.В. Основи охорони праці. Підручник. Вид. 5-е, доповнене. Львів: Афіша, 2012. 350с.
6. Жидецький В.Ц., Джигирей В.С., Мельников О.В. Основи охорони праці. Підручник. Вид. 5-е, доповнене. Львів: Афіша, 2012. 350с.
7. Іванов, М. І. Маркетинг в онлайн-середовищі. К. : Видавництво НІСД, 2022. 320 с.
8. Ільїна, І. В. Оцінювання лояльності клієнтів в онлайн-торгівлі / І. В. Ільїна. К. : Видавництво НІСД, 2020. 128 с.
9. Кіреєва, А. О. Оцінювання задоволеності клієнтів в онлайн-торгівлі / А. О. Кіреєва. - К. : Видавництво НІСД, 2019. - 112 с.
10. Класифікація в Python з Scikit-Learn та Pandas. URL: <https://stackabuse.com/classification-in-pythonwith-scikit-learn-and-pandas/> (дата звернення: 17.07.2023).
11. Класифікація в Python з Scikit-Learn та Pandas. URL: <https://stackabuse.com/classification-in-pythonwith-scikit-learn-and-pandas/> (дата звернення: 21.07.2023).

12. Лехман С.Д., Рублев В.І., Рябцев Б.І. Запобігання аварійності і травматизму у сільському господарстві. К.: Урожай, 1993. 267 с.
13. Лехман С.Д., Рублев В.І., Рябцев Б.І. Запобігання аварійності і травматизму у сільському господарстві. К.: Урожай, 1993. 267 с.
14. Матвійчук А. В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: монографія. Київ, КНЕУ, 2011. 439 с.
15. Навчання нейромережі з учителем, без вчителя, з підкріпленням – у чому відмінність? URL: <https://neurohive.io/ru/osnovy-data-science/obuchenie-s-uchitelem-bez-uchitelja-s-podkrepleniem/>(дата звернення: 22.10.2023).
16. Плєскач В.Л., Рогушина Ю.В., Кустова Н.П. Інформаційні технології та системи. К.: Книга, 2004. 519 с.
17. Світовий E-commerce і M-commerce – статистика і факти електронної комерції 2020. URL: <https://marketer.ua/ua/e-commerce-worldwide-statistics-facts/>
18. Филип Котлер. Маркетинг 4.0. Від традиційного до цифрового./КМ Букс, 2018 208 с.
19. Цифровий маркетинг – модель маркетингу ХХІ сторіччя: монографія / авт. кол.: М.А. Окландер, Т.О. Окландер, О.І. Яшкіна [та ін.]; за ред. д.е.н., проф. М.А. Окландера. Одеса: Астропринт, 2017. 292 с.
20. Abbasimehr H., Paki R., Bahrini A. A novel approach based on combining deep learning models with statistical methods for COVID-19 time series forecasting. Neural Computing and Applications, 34 (4) (2022), pp. 3135-3149.
21. Dave Chaffey PR Smith Digital marketing excellence. Planning, optimizing and integrating online marketing. Routledge. Taylor&Francis group. 2017 1035 p.
22. Ecommerce Statistics You Must Know (Chatbots, Voice, Omni-Channel Marketing) . URL: <https://kinsta.com/blog/ecommerce-statistics/>
23. Insider Intelligence. Digital grocery industry trends and forecast. URL: <https://www.insiderintelligence.com/insights/digital-grocery-industry/>

24. PwC. Lockdown, shake up: The new normal for shopping in Europe.  
URL: <https://www.pwc.de/en/retail-and-consumer/european-consumer-insights-series-2020-new-normal.html>
25. Schiffman L. , O'Cass A. , Paladino A. , Carlson J. Consumer behaviour. Pearson Higher Education AU.2013. 265p.
26. Sorokina, D.; Cantu-Paz, E.; Cantú-Paz, E. Amazon Search: The Joy of Ranking Products. In Proceedings of the 39th International ACM Sigir Conference on Research and Development in Information Retrieval, Pisa, Italy, 17–21 July 2016; pp. 459–460.
27. Stöckli S. , Stämpfli A.E. , Messner C. , Brunner T.A. An (un) healthy poster: When environmental cues affect consumers' food choices at vending machines. *Appetite*, 96 (2016), pp. 368-374.
28. Tryhuba A. , Boyarchuk V. , Boyarchuk O. , Ftoma O. Evaluation of risk value of investors of projects for the creation of crop protection of family dairy farms. *Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis*, 2019, 67(5), pp. 1357–1367.
29. Tryhuba A. , Boyarchuk V. , Tryhuba I. , Francik S. , Rudynets M. Method and software of planning of the substantial risks in the projects of production of raw material for biofuel. *CEUR Workshop Proceedings*, 2020, 2565, pp. 116–129.
30. Tryhuba A. , Kondysiuk I. , Boiarchuk O. , Tatomyr A. Intellectual information system for formation of portfolio projects of motor transport enterprises. *CEUR Workshop Proceedings*, 2022, 3109, pp. 44–52.
31. Tryhuba A. , Malanchuk O. , Tryhuba I. Prediction of the Duration of Inpatient Treatment of Diabetes in Children Based on Neural Networks. *CEUR Workshop Proceedings*, 2023, 3426, pp. 122–135.
32. Tryhuba A. , Ratushny R. , Bashynsky O. , Ptashnyk V. Planning of Territorial Location of Fire-Rescue Formations in Administrative Territory Development Projects. *CEUR Workshop Proceedings* 2565 (2020) 18–20.
33. Tryhuba A. , Rudynets M., Pavlikha N., Skorokhod I., Seleznov D., Establishing patterns of change in the indicators of using milk processing shops at a

community territory. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2019, 6(3-102), pp. 57–65.

34. Tryhuba A., Bashynsky O. Coordination of dairy workshops projects on the community territory and their project environment. *International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies*, 2019, 3, pp. 51–54, 8929816.

35. Tryhuba A., Batyuk V.V. , Dyndyn M.L. Coordination of configurations of complex organizational and technical systems for development of agricultural sector branches. *Journal of Automation and Information Sciences*, 2020, 52(2), pp. 63–76.

36. Tryhuba A., Koval N., Kondysiuk I. , Grabovets V. , Onyshchuk V. Forecasting the fund of time for performance of works in hybrid projects using machine training technologies. *CEUR Workshop Proceedings*, 2021, 2917, pp. 196–206.

37. Tryhuba A., Pavlikha N., Rudynets M., Khomiuk N. Studying the influence of production conditions on the content of operations in logistic systems of milk collection. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2019, 3(3-99), pp. 50–63.

38. Tryhuba A., Ratushny R. , Horodetsky I. , Molchak Y. , and Grabovets V. The configurations coordination of the projects products of development of the community fire extinguishing systems with the project environment. *CEUR Workshop Proceedings*, 2021, 2851, pp. 238–248.

39. Tryhuba A., Tryhuba I. , Bashynsky O. , Koval N. , Bondarchuk L. Conceptual Model of Management of Technologically Integrated Industry Development Projects. *International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies*, 2020, 2, pp. 155–158, 9321903.

40. Virtual Stores, Retail & Shopping: Stats, Benefits & Examples. URL: <https://www.reydar.com/virtual-stores-retail-shopping-stats-benefits-examples/>

41. Weinmann M. , Schneider C. , Brocke J. vom . Digital nudging. *Business & Information Systems Engineering*, 58 (6) (2016), pp. 433-436.

42. Yue, X.; Zhang, C.; Fujita, H.; Lv, Y. Clothing fashion style recognition with design issue graph. *Appl Intell.* 2021, 51, 3548–3560.
43. Adam, A. M. (2020). Sample Size Determination in Survey Research. *Journal of Scientific Research and Reports*, 26(5), 90–97. <https://doi.org/10.9734/jsrr/2020/v26i530263>
44. Van Droogenbroeck E. , Van Hove L. Adoption and usage of E-grocery shopping: a context-specific UTAUT2 model. *Sustainability*, 13 (8) (2021), P. 4144.
45. Chen J. , Li Q. , Wang H. , Deng M. A machine learning ensemble approach based on Random Forest and radial basis function neural network for risk evaluation of Regional Flood Disaster: a case study of the yangtze river delta, China. *Int. J. Environ. Res. Publ. Health*, 17 (1) (2019), P. 49.
46. Snehil, R. Goel. Flood damage analysis using machine learning techniques. *Proc. Comput. Sci.*, 173 (2020), pp. 78-85.
47. Yousefzadeh M. , Hosseini S.A. , Farnaghi M. Spatiotemporally explicit earthquake prediction using Deep Neural Network. *Soil Dynam. Earthq. Eng.*, 144 (2021), Article 106663.

## **ДОДАТКИ**



## Додаток А.1

### Код класифікатора випадкового лісу (Random Forest Classifier)

```
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score

# Зчитуємо дані з файлу або використовуємо ваші власні дані
data = pd.read_csv('your_data.csv')

# Розділяємо дані на ознаки та цільову змінну
X = data.drop('target_variable', axis=1) # Замість 'target_variable' вкажіть ім'я вашої цільової змінної
y = data['target_variable']

# Розділяємо дані на навчальний та тестовий набір
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# Створюємо класифікатор випадкового лісу
clf = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)

# Навчаємо класифікатор на навчальному наборі
clf.fit(X_train, y_train)

# Передбачення на тестовому наборі
predictions = clf.predict(X_test)

# Оцінка точності класифікатора
accuracy = accuracy_score(y_test, predictions)
print(f'Accuracy: {accuracy}')
```

## Додаток А.2

### Код штучної нейронної мережі (Artificial neural network)

```
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense

# Зчитуємо дані
data = pd.read_csv('your_data.csv')

# Розділяємо дані на ознаки та цільову змінну
X = data.drop('target_variable', axis=1) # Замість 'target_variable' вкажіть ім'я вашої цільової змінної
y = data['target_variable']

# Розділяємо дані на навчальний та тестовий набір
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# Скоригуємо масштаб ознак
scaler = StandardScaler()
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)

# Побудова моделі
model = Sequential()
model.add(Dense(64, input_dim=X_train_scaled.shape[1], activation='relu'))
model.add(Dense(32, activation='sigmoid'))
model.add(Dense(1, activation='sigmoid')) # Вихідний шар для бінарної класифікації

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

# Навчання моделі
model.fit(X_train_scaled, y_train, epochs=10, batch_size=32, validation_data=(X_test_scaled, y_test))

# Оцінка моделі на тестовому наборі
loss, accuracy = model.evaluate(X_test_scaled, y_test)
print(f'Accuracy: {accuracy}')
```