

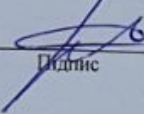


## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування

Галузь знань 12 – Інформаційні технології  
Шифр і назва галузі знань  
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки  
Шифр і назва спеціальності  
Освітня програма Комп'ютерні науки  
Назва освітньої програми

Виконав: студент групи КН-20-1  Владислав ДЕРЖАК  
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
Керівник: ст. викладач каф. КН  Тетяна СКРИПНИК  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор

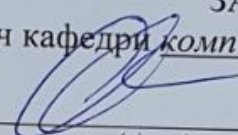
24 08 2024 р.



Олександр БАРМАК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
Факультет інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерних наук  
Освітній ступінь бакалавр  
Галузь знань 12 – Інформаційні технології  
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ  
Завідувач кафедри комп'ютерних наук

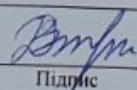
  
(підпис)  
д.т.н., професор Олександр БАРМАК  
« 16 » 02 2024 року


### ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування»
2. Завдання видано студенту Владиславу Держаку  
(Ім'я, прізвище)
3. Керівник роботи ст. викладач кафедри КН Тетяна Скрипник  
(посада, ім'я, прізвище)
4. Затверджено наказом університету від « 15 » 02 2024 р. № 8
5. Дата видачі завдання студенту: « 16 » 02 2024 р.
6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:  
Мета роботи – підвищення якості обслуговування клієнтів за рахунок прогнозування рекомендацій позицій меню для закладів харчування. При прогнозуванні рекомендацій позицій меню необхідно враховувати існуючі попередні замовлення в закладі харчування. Завдання дослідження полягає у проведенні аналізу предметної області; створенні методу формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування; проектуванні інформаційної структури системи та створенні програмної реалізації на основі створеного методу; тестуванні створеного програмного забезпечення; дослідження ефективності створеного методу з використанням розробленого програмного забезпечення. Результатами роботи системи є список рекомендованих позицій меню для закладів харчування.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напряму дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання роботи	січень 2024	виконоано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети та задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2024	виконоано
3	Проектування та розробка загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2024	виконоано
4	Створення та тестування програмного забезпечення	квітень 2024	виконоано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно вимог	травень 2024	виконоано
6	Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2024	виконоано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2024	виконоано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи бакалавра	червень 2024	виконоано

Виконавець: студент групи КН-20-1  Владислав ДЕРЖАК  
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: ст. викладач каф. КН  Тетяна СКРИПНИК  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-20-1 Владислав Держак

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: ст. викладач кафедри КН Тетяна Скрипник

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
71	28	5	38	4

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення якості обслуговування клієнтів за рахунок прогнозування рекомендацій позицій меню для закладів харчування.

Розроблена система призначена для створення рекомендацій для поточного замовлення з метою підвищення закладам харчування конкурентоспроможності, виділяючись серед інших за рахунок надання більш персоналізованого та привабливого сервісу.

Напрямами практичного використання розробленої інформаційної системи визначено надання персоналізованих рекомендацій позицій меню у закладах харчування.

Ключові слова: меню, позиція, рекомендація, інтелектуальний аналіз даних, Аргіогі, асоціативні правила.

Виконавець: студент групи КН-20-1  
Група виконавця

  
Підпис

Владислав ДЕРЖАК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Зміст

Перелік скорочень .....	4
Вступ.....	5
Розділ 1 Характеристика предметної області формування рекомендацій позицій меню в закладах харчування .....	8
1.1 Аналіз інформаційних моделей рекомендацій позицій меню.....	8
1.2 Огляд теоретичних підходів до формування рекомендації позицій меню в закладах харчування .....	14
1.3 Аналіз існуючих програмних засобів та наукових рішень.....	16
1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації інформаційної системи .....	19
Розділ 2 Розробка методу рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування.....	21
2.1 Схема та етапи роботи методу рекомендації позицій меню .....	21
2.2 Побудова асоціативних правил алгоритму Apriori.....	23
2.3 Формування рекомендованих до замовлення позицій меню на основі асоціативних правил .....	29
2.4 Проєктна архітектура інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню та взаємозв'язок компонентів .....	31
2.5 Підготовка робочих вхідних даних для інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню.....	33
2.6 Особливості використання спеціалізованих програмних компонентів .....	35
2.7 Висновки до розділу 2 .....	36
Розділ 3 Програмна реалізація інтелектуальної інформаційної системи та експериментальне дослідження методу.....	38
3.1 Визначення шляхів дослідження та засобів створення інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню.....	38
3.2 Вибір засобів розробки інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню .....	39

3.3 Структура та функціональне призначення програмних складових інтелектуальної системи.....	40
3.4 Особливості реалізації програмних складових інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню.....	43
3.5 Тестування інформаційної системи та вимоги до розгортання .....	47
3.6 Аналіз функціональності інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню .....	54
3.7 Результати досліджень .....	60
3.8 Висновки до розділу 3 .....	64
Загальні висновки.....	65
Перелік посилань.....	68
Додатки	

**Перелік скорочень**

<b>Скорочення, термін, позначення</b>	<b>Пояснення</b>
ІС	Інформаційна система
ІТ	Інформаційні технології
КРБ	Кваліфікаційна робота бакалавра
КН	Комп'ютерні науки
ПЗ	Пояснювальна записка
ПМ	Позицій меню
ІАД	Інтелектуальний аналіз даних
ШІ	Штучний інтелект

## Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена підвищенню якості обслуговування клієнтів за рахунок прогнозування рекомендацій позицій меню для закладів харчування засобами штучного інтелекту.

Сучасний стан закладів харчування зазнає швидких і значних змін під впливом технологічного прогресу та змін у поведінці споживачів. Зростаюча конкуренція, підвищені вимоги клієнтів до якості обслуговування та розвиток цифрових технологій створюють нові можливості для ресторанного бізнесу. Одним із ключових напрямків розвитку індустрії харчування є впровадження інтелектуальних систем рекомендацій, які базуються на аналізі великих масивів даних про замовлення клієнтів.

Методи інтелектуального аналізу даних, зокрема алгоритм Apriori, дозволяють ефективно виявляти асоціативні правила та зв'язки між різними позиціями меню, що відкриває нові можливості для персоналізації обслуговування, оптимізації меню та підвищення задоволення клієнтів. Використання асоціативного аналізу дозволяє системі рекомендацій пропонувати страви, які найкраще відповідають вподобанням клієнтів, на основі попередніх замовлень.

Важливість персоналізації у сфері харчування важко переоцінити. Клієнти все більше цінують індивідуальний підхід та очікують, що заклади будуть враховувати їхні унікальні смаки та побажання. Система рекомендацій, яка враховує попередні дані про замовлення дозволяє створювати більш релевантні пропозиції, що підвищує задоволеність клієнтів та їхню лояльність до закладу.

Інтелектуальні системи рекомендацій також сприяють підвищенню ефективності роботи закладів харчування. Вони дозволяють краще планувати запаси, знижувати витрати на маркетинг та оптимізувати меню, зосереджуючись на найбільш популярних та прибуткових позиціях. В свою чергу це допомагає

знижувати витрати і збільшувати прибуток, що є ключовим фактором для успішного ведення бізнесу.

З огляду на всі ці фактори, актуальність розробки методу рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних є високою. Такий підхід дозволяє не тільки задовольнити сучасні потреби клієнтів, але й забезпечити ефективне управління ресурсами, підвищуючи конкурентоспроможність закладів харчування в динамічному ринковому середовищі. Впровадження інтелектуальних систем рекомендацій є кроком у напрямку майбутнього, де персоналізоване обслуговування і високий рівень задоволеності клієнтів стають основою успіху.

**Актуальність.** Зростаюча конкуренція в індустрії харчування, підвищення вимог клієнтів до якості обслуговування та швидкий розвиток технологій створюють необхідність для закладів харчування впроваджувати новітні технологічні рішення. Персоналізовані рекомендації сприяють підвищенню задоволення клієнтів. Споживачі цінують індивідуальний підхід, коли їм пропонують страви, що відповідають їхнім вподобанням та попереднім замовленням. Завдяки аналізу попередніх даних про замовлення, можна оптимізувати меню, зосередившись на найбільш популярних та прибуткових позиціях, тому це допомагає знижувати витрати на маркетинг та управління запасами, а також підвищує операційну ефективність.

Крім того, використання сучасних технологій, таких як штучний інтелект та машинне навчання, дозволяє автоматизувати багато процесів, пов'язаних з управлінням замовленнями, обробкою платежів та контролем якості, що не лише покращує точність та швидкість обслуговування, але й мінімізує людський фактор та можливість помилок.

**Об'єкт дослідження** – процес рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування.

**Предмет дослідження** – методи та технології машинного навчання для роботи з текстовою інформацією.

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** – підвищення якості обслуговування клієнтів за рахунок прогнозування рекомендацій позицій меню для закладів харчування.

**Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра:** Провести аналіз інформаційних моделей області формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування. Виконати огляд теоретичних підходів та обрати підхід для формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування засобами інтелектуального аналізу даних. Провести аналіз існуючого програмного забезпечення області формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування та існуючих публікацій за напрямком дослідження. Створити метод формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування. Спроектувати та описати інформаційну структуру системи формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування. Обрати набір даних для навчання алгоритмічної компоненти методу. Створити програмну реалізацію на основі створеного методу та спроектованої інформаційної системи. Виконати тестування створеного програмного забезпечення. Виконати дослідження ефективності створеного методу з використанням розробленого програмного забезпечення.

## **Розділ 1 Характеристика предметної області формування рекомендацій позицій меню в закладах харчування**

### **1.1 Аналіз інформаційних моделей рекомендацій позицій меню**

Заклади громадського харчування, чи то ресторани, кав'ярні, кафе або бари, стали не просто місцем, де люди ходять поїсти. Вони стали справжнім соціокультурним явищем, що проникає у всі сфери людського життя. Це місця, де люди не лише задовольняють свою потребу в їжі, а й зустрічаються з друзями, проводять час з родиною, обговорюють робочі питання або просто насолоджуються атмосферою та кулінарним мистецтвом.

Зараз ці заклади стають все більш популярними з кількох причин. По-перше, зростаючий темп життя призводить до того, що люди все менше часу мають на готування вдома, тому вони віддають перевагу зручності та швидкості громадських закладів. По-друге, сучасні заклади громадського харчування пропонують різноманітність страв, які можна важко приготувати вдома або які взагалі неможливо знайти в супермаркеті. Наприклад, в Україні станом на сьогодні за даними сайту UC.Market [1] діють 96 934 закладів харчування, серед них як заклади харчування, так і доставка готових страв (рисунок 1.1).

Ринок громадського харчування України зростає після падіння, викликаного пандемією COVID-19 у 2020 році. Наприклад, у 2023 році виручка закладів зросла на 30% у порівнянні з 2022 роком, кількість відвідувачів збільшилась на 10%, а середній чек – на 18%. Найпопулярнішими форматами закладів громадського харчування є:

- Ресторани, кафе та бари складають 52% ринку.
- Закусочні швидкого харчування займають 20%.
- Кейтерингові послуги становлять 16%.
- Паби та нічні клуби – 7%.
- Заклади харчування при готелях – 3%.
- Заклади харчування при АЗС – 2%.

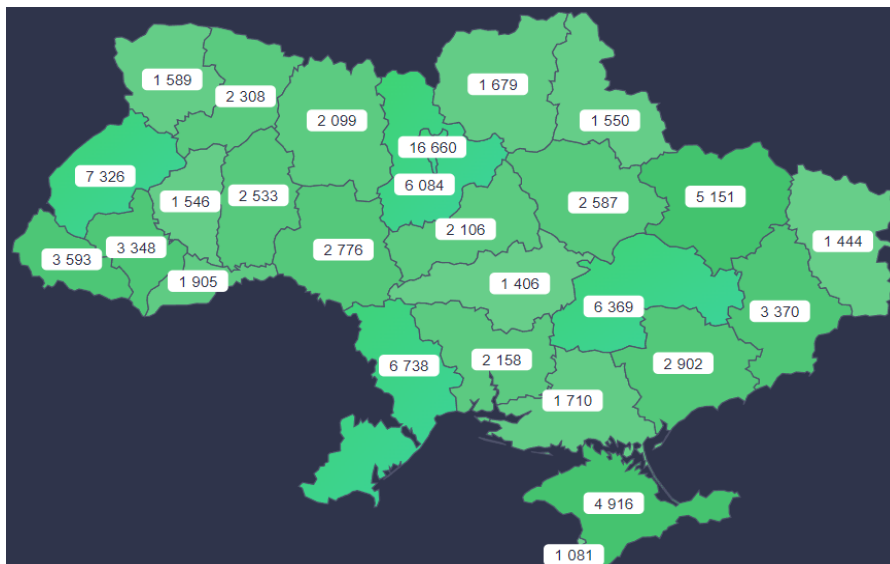


Рисунок 1.1 – Статистика діючих закладів харчування в Україні [1]

Що стосується конкретно Хмельницької області, то на сьогоднішній день в ній діють 2 533 заклади харчування (рисунок 1.2).



Рисунок 1.2 – Статистика закладів харчування в Хмельницькій області [1]

З іншого боку, заклади громадського харчування стали платформою для культурного обміну. У них можна скуштувати страви з різних кухонь світу, дізнатися більше про традиції та звичаї інших народів, що допомагає розширити горизонти та пізнати нові смаки.

Не можна також забувати про роль соціальних медіа у популяризації закладів громадського харчування. Instagram, Facebook та інші платформи дозволяють людям ділитися своїми кулінарними враженнями, рекомендувати

заклади та замовлення, що створює додатковий попит і приваблює нових клієнтів [2].

Конкуренція серед закладів громадського харчування сьогодні настільки велика, що вони постійно змушені шукати нові способи привернення клієнтів та забезпечення їх потреб. Це означає, що якість обслуговування стає важливою у боротьбі за конкурентоспроможність. Підвищення якості обслуговування є не лише стратегічною необхідністю, а й вимогою ринку. Таким чином, підвищення якості обслуговування стає ключовим чинником успіху [3].

З метою підвищення конкурентоспроможності та задоволення потреб клієнтів заклади громадського харчування повинні активно працювати над кожною стороною своєї діяльності, що означає не лише тренування персоналу на професійність та ввічливість, але й постійне оновлення меню з урахуванням сучасних тенденцій у харчуванні, інвестування у зручність та комфорт для клієнтів, впровадження технологій для зручного замовлення та оплати [4].

Меню – це не просто список страв та напоїв, які можна замовити в закладі громадського харчування. Воно – це свого роду візитівка закладу, яка відображає його стиль, концепцію та асортимент. Воно може бути паперовим, електронним або навіть представленим у вигляді дошки на стіні закладу (рисунок 1.3) [5].

Кожна позиція меню – це конкретний продукт або страва, яка представлена у списку на меню. Вона може включати в себе не лише головну страву, а також додаткові компоненти, які її супроводжують, наприклад, гарнір, соуси або добавки. Кожна позиція меню має свою унікальну ідентифікацію, яка допомагає відрізнити її від інших пунктів на меню [7].

Страва – це позиція меню, з якого складається кулінарна пропозиція закладу. Вона має свою назву, склад і, часто, опис, який може включати у себе інформацію про інгредієнти, спосіб приготування та особливості смаку.

Інгредієнти – це складові частини, які використовуються при приготуванні страв та напоїв, вони є базовими будівельними блоками будь-якої кулінарної творчості і визначають смак, текстуру та аромат готового продукту.

Інгредієнтами є продукти рослинного походження, такі як овочі, фрукти, злаки, або продукти тваринного походження, такі як м'ясо, риба, молочні продукти. Крім того, інгредієнти включають різноманітні спеції, соуси, олії, а також хімічні реагенти, які використовуються для регулювання смаку, консистенції та збереження продукту [8].

МРІЯ PIZZA		ПІЦЦА		
	<b>КАРБОНАРА</b> бекон, шинка, помідори, гриби, сир моцарела, сир грана падано, вершки	сімейна 90 см. 1200 гр. <b>398.00</b>	XL ⚡ 40 800 гр. <b>292.00</b>	L ⚡ 30 500 гр. <b>198.00</b>
	<b>БАВАРСЬКА</b> ковбаски нюрберзькі, ковбаски нислівські, помідори, оліоаж кваш., гріччя зернова, сир моцарела, цибуля карамелізована	сімейна 90 см. 1400 гр. <b>426.00</b>	XL ⚡ 40 900 гр. <b>298.00</b>	L ⚡ 30 550 гр. <b>208.00</b>
	<b>ФІРМОВА</b> салати, бекон, ковбаски нюрберзькі, ковбаски нислівські, помідори, перець папероні, сир моцарела, рукола	сімейна 90 см. 1280 гр. <b>438.00</b>	XL ⚡ 40 860 гр. <b>308.00</b>	L ⚡ 30 500 гр. <b>226.00</b>
	<b>ЦЕЗАР</b> курчає філе, бекон, помідори, сир моцарела, листя салата, вершки, соус Цезар	сімейна 90 см. 1300 гр. <b>458.00</b>	XL ⚡ 40 900 гр. <b>325.00</b>	L ⚡ 30 500 гр. <b>198.00</b>
	<b>ГАВАЙСЬКА</b> курчає філе, помідори, кукурудза, ананас, сир моцарела	сімейна 90 см. 1300 гр. <b>392.00</b>	XL ⚡ 40 900 гр. <b>292.00</b>	L ⚡ 30 480 гр. <b>188.00</b>

Рисунок 1.3 – Меню піцерії «Мрія» [6]

Заклади громадського харчування активно використовують різноманітні стратегії для підвищення якості надання послуг, щоб задовольнити потреби та очікування клієнтів. По-перше, вони приділяють велику увагу підбору та навчанню персоналу. Професійний, ввічливий та доброзичливий персонал є ключовим фактором у створенні приємного враження для клієнтів. Навчання персоналу включає в себе не лише технічні сторони обслуговування, але й навички спілкування, вміння працювати в команді та вирішувати конфліктні ситуації [9].

По-друге, заклади громадського харчування звертають увагу на якість інгредієнтів та страв. Вони стежать за походженням продуктів, використовують

свіжі та якісні складники, дотримуються вимог щодо безпеки та гігієни, що дозволяє забезпечити не лише смачну, але й безпечну для споживання їжу [10].

По-третє, заклади громадського харчування постійно працюють над вдосконаленням атмосфери та середовища. Вони створюють комфортні та затишні приміщення, обирають приємну музику та освітлення, створюють атмосферу, що сприяє розслабленню та задоволенню [11].

По-четверте, важливою складовою підвищення якості надання послуг є впровадження технологій. Заклади громадського харчування використовують онлайн-системи замовлення та доставки, мобільні додатки для зручного резервування столиків, електронні меню та інші інноваційні рішення, які полегшують процес обслуговування та роблять його більш ефективним [12].

Замовлення – це процес вибору та придбання певних страв або продуктів з меню. Клієнт обирає ті позиції, які йому цікаві чи смачні, і здійснює замовлення, як правило, з використанням послуг обслуговування або електронних систем замовлення. У цьому процесі можуть враховуватися особливі вимоги або побажання клієнта щодо приготування або подачі страв.

Впровадження технологій в закладах громадського харчування стало важливим впровадженням у діяльність закладів громадського харчування, спрямованим на полегшення процесів обслуговування, забезпечення комфорту для клієнтів та підвищення ефективності управління. Перш за все, багато закладів громадського харчування використовують онлайн-системи замовлення та доставки, які дозволяють клієнтам зручно замовляти їжу через веб-сайти або мобільні додатки, обираючи страви з електронного меню, розраховуючись онлайн та вказуючи адресу доставки [13]. Деякі заклади також використовують технології самообслуговування, які дозволяють клієнтам самостійно складати замовлення та оплачувати їх безпосередньо через електронні термінали або мобільні додатки. Системи рекомендацій для замовлення позицій меню на основі здійснених замовлень клієнтів є також важливим інструментом для закладів громадського харчування.

Ці системи використовують алгоритми машинного навчання та аналізу даних для аналізу замовлень клієнтів і рекомендацій певних страв або продуктів. Основними джерелами даних є історія замовлень, переваги клієнтів, попередні вибори та рейтинги страв. Після обробки цих даних система може надавати клієнтам персоналізовані рекомендації щодо страв або продуктів, які ймовірно їм сподобаються, на основі їхніх попередніх замовлень та уподобань [14].

Такі системи також можуть враховувати контекст замовлення, такий як час доби, погода, свята або події, щоб надати більш адаптовані рекомендації. Наприклад, у теплу літню погоду система може пропонувати освіжаючі напої або страви, а в холодну зимову погоду – теплі супи або гарячі напої [15]. Завдяки цим системам рекомендацій заклади громадського харчування можуть підвищити задоволення своїх клієнтів, збільшити середній чек та покращити загальні показники бізнесу. Також це дозволяє зробити процес замовлення більш зручним та персоналізованим для клієнтів, що сприяє покращенню їхнього досвіду в закладі [16].

Отже, заклади громадського харчування стали не просто місцем для харчування, але і важливою складовою сучасної культури, вони об'єднують людей, розширюють смакові горизонти і стимулюють кулінарну креативність. Різноманітні заходи з підвищення якості надання послуг допомагають закладам громадського харчування створити позитивний досвід для клієнтів та залишитися конкурентоспроможними на ринку. Особливо актуальним сьогодні є впровадження інформаційних технологій в закладах громадського харчування, які відкривають широкі можливості для поліпшення обслуговування, оптимізації процесів та забезпечення задоволення потреб клієнтів. А завдяки системам рекомендацій позицій меню заклади громадського харчування підвищують задоволення своїх клієнтів, збільшують середній чек та покращують загальні показники бізнесу.

## **1.2 Огляд теоретичних підходів до формування рекомендації позицій меню в закладах харчування**

На сьогоднішній день задача формування пропозицій позицій меню у закладах харчування є доволі популярною, адже такий підхід дозволяє збільшити прибуток закладу, а також задоволення клієнтів.

Для розв'язання цієї задачі виконується аналіз великих обсягів даних, а саме попередніх замовлень користувачів з метою виявлення зв'язків, закономірностей та шаблонів, тому можна зробити висновок про те, що задача належить до сфери інтелектуального аналізу даних (англ. «Data Mining» або «Data Analytics»).

Інтелектуальний аналіз даних – це процес аналізу великих обсягів даних з метою виявлення закономірностей та зв'язків, що можуть бути використані для розв'язання бізнес-проблем шляхом глибокого дослідження даних. Методи та інструменти аналізу даних дозволяють підприємствам прогнозувати майбутні тенденції та приймати більш обґрунтовані рішення, що є підгалуззю штучного інтелекту. Процес аналізу даних складається з чотирьох ключових етапів: збір даних, підготовка даних, видобуток даних, аналіз та інтерпретація даних [17].

На етапі збору даних визначаються та збираються дані, які є релевантними для аналітичної програми. Ці дані можуть знаходитися у різних джерелах, включаючи сховища даних, системи або навіть зовнішні джерела. Після цього дані часто переміщуються до спеціально створеного «озера даних» для подальшої обробки.

Етап підготовки даних включає низку кроків для підготовки даних до подальшого аналізу. Наприклад, дослідження, профілювання та очищення даних від помилок. Після підготовки дані використовуються для застосування відповідних технік інтелектуального аналізу даних. Фахівці з даних обирають та реалізують алгоритми, які допомагають виявити корисну інформацію. Часто ці алгоритми випробовуються на вибіркових наборах даних перед застосуванням до повного обсягу даних. Результати аналізу використовуються для створення

аналітичних моделей, які можуть бути корисними для ухвалення рішень та інших бізнес-процесів. Інтелектуальний аналіз даних для рекомендації позицій меню для закладів харчування може використовувати різні інструменти та техніки [18].

Навчання асоціативним правилам є однією з ключових концепцій інтелектуального аналізу даних. Навчання асоціативних правил – це метод машинного навчання на основі правил, який використовується для виявлення зв'язків між змінними у великих наборах даних. Мета полягає в тому, щоб знайти сильні правила, які часто з'являються в даних, використовуючи певні міри цікавості. Асоціативні правила використовуються в багатьох сферах, як от [19]:

- аналіз кошиків покупок для виявлення продуктів, які купуються разом;
- веб-аналітика для виявлення сторінок, які часто відвідуються разом;
- медичний діагноз для виявлення симптомів, які з'являються разом;
- бізнес-аналітика для виявлення закономірностей у даних про продажі або клієнтів.

В навчанні асоціативним правилам виділяють три типи алгоритмів: FP Growth, Eclat, Apriori.

Алгоритм FP Growth є вдосконаленням методу Apriori. Частий шаблон генерується без необхідності створення кандидатів. Алгоритм зростання FP представляє базу даних у формі дерева, яке називається деревом частотних шаблонів або деревом FP. Ця структура дерева підтримуватиме зв'язок між наборами елементів. База даних фрагментована за допомогою одного частого елемента. Ця фрагментована частина називається «фрагмент шаблону». Аналізуються набори елементів цих фрагментованих шаблонів. Таким чином, за допомогою цього методу пошук частих наборів елементів порівняно скорочується [20].

Алгоритм Eclat – це техніка інтелектуального аналізу набору елементів, яка часто використовується в машинному навчанні та інтелектуальному аналізі даних для виявлення шаблонів у транзакційних наборах даних. Це особливо

корисно для аналізу ринкового кошика, коли потрібно знайти зв'язки між товарами, які часто купують разом. Він спирається на концепцію «класу еквівалентності» для ефективного скорочення простору пошуку [21].

Алгоритм Apriori базується на принципі «апріорного знання». Він працює у два проходи: спочатку відстежує частоту появи кожного елемента в наборі даних, а потім використовує цю інформацію для знаходження частих наборів елементів. Apriori використовує методи генерації кандидатів та відсівання, щоб ефективно визначити асоціативні правила. В алгоритмі Apriori передбачається, що будь-яка підмножина частотного набору елементів має бути частотною. Наприклад, якщо транзакція {піца, кава, салат} частотна, має бути частотною та її складова {кава, салат} [22].

Отже, для розробки методу рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування доцільно використовувати алгоритм Apriori, оскільки він має кілька переваг порівняно з алгоритмами Eclat і FP Growth. Apriori – це досить простий алгоритм, який легко реалізувати і зрозуміти. Він не вимагає спеціалізованих структур даних або складних оптимізацій. Apriori використовується для широкого спектру завдань асоціативного аналізу, від виявлення товарів, які часто купують разом, до аналізу структури веб-сайтів. Також Apriori зазвичай показує стабільні результати при різних конфігураціях та типах даних, що робить його надійним і універсальним алгоритмом.

### **1.3 Аналіз існуючих програмних засобів та наукових рішень**

Майже усі сучасні заклади харчування мають свої власні веб-сайти, щоб забезпечити зручний доступ до інформації про свої послуги, меню та акції для потенційних клієнтів. Це не лише форма реклами, але й платформа для онлайн-замовлень і бронювання столиків, що дозволяє оптимізувати роботу закладу і підвищує рівень зручності для відвідувачів. У додаток до основної функціональності, на багатьох сайтах закладів харчування можна зустріти

інтелектуальні системи рекомендацій позицій меню для клієнтів. Ці системи аналізують попередні замовлення користувачів, їхні уподобання, а також популярність та оцінки страв, щоб пропонувати персоналізовані рекомендації.

Одним із таких закладів харчування з власним сайтом є піцерія «Мрія» [6]. На сайті представлені позиції меню, з якими користувач може ознайомитися, щоб потім телефоном зробити попереднє замовлення. Також до кожної позиції меню внизу сторінки є блок «схожі товари», які пропонується переглянути користувачам (рисунок 1.4).

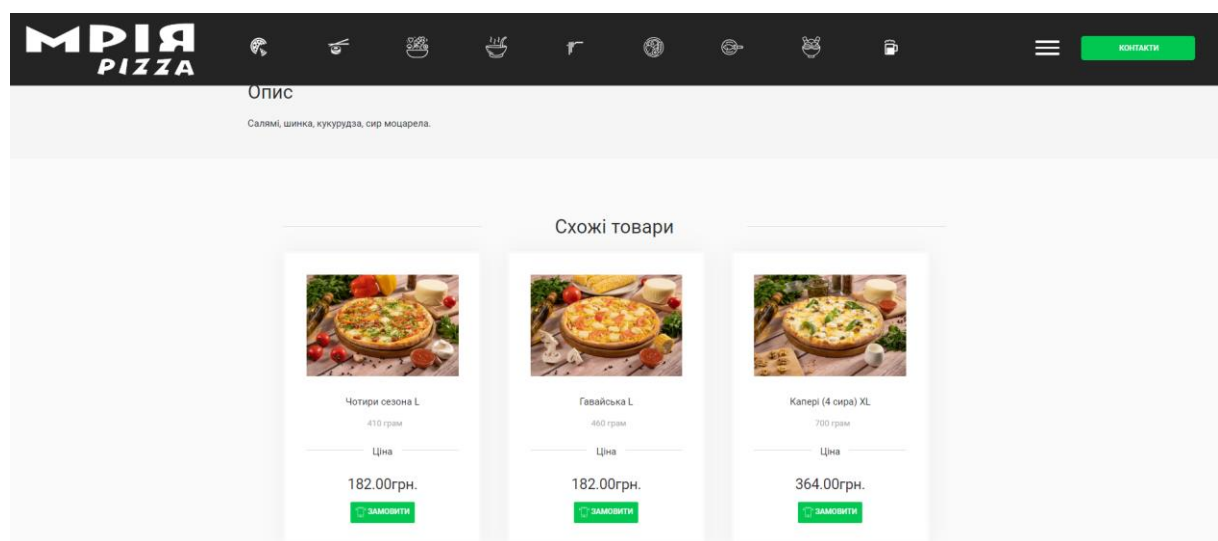


Рисунок 1.4 – Рекомендація схожих товарів на сайті піцерії «Мрія» [23]

Так як на сайті немає можливості зробити замовлення «онлайн» через кошик, то очевидним є те, що рекомендація схожих товарів відбувається не на основі попередніх замовлень, а на основі складу поточної позиції меню, яку переглядає користувач.

Наступним прикладом сайту закладу харчування є Piccolino trattoria [24]. Даний сайт призначений для ознайомлення з меню закладу. Замовляти через нього страви не можна. На сайті є рубрика «Популярне», для того, щоб клієнти могли замовити популярні страви (рисунок 1.5). Яким саме чином сформовано такий список, на сайті не вказано.

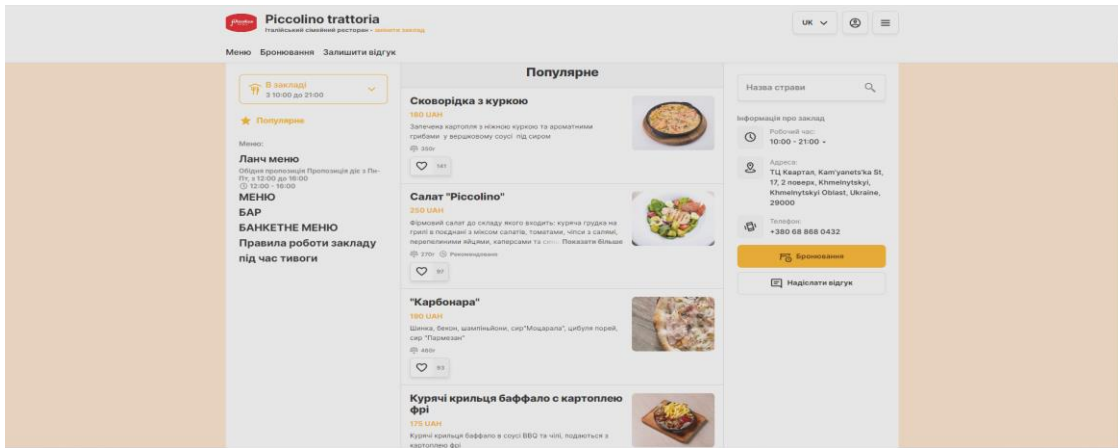


Рисунок 1.5 – Рубрика «Популярне» на сайті Piccolino trattoria [25]

Також проводять дослідження, що пов'язані з даною темою. Наприклад, у роботі [26] досліджується явище когнітивного розладу, відомого як «Overchoice», коли люди мають складнощі з прийняттям рішень через велику кількість варіантів. Ця проблема часто виникає при виборі напоїв у кав'ярнях та ресторанах. Дослідження спрямоване на створення системи рекомендацій (RS), щоб допомогти вибрати напій для замовлення. У роботі використовується метод контент-фільтрації, який здатний відтворити явні користувацькі вподобання, шляхом вибору користувачем категорій напоїв. Результати дослідження показали, що найбільш підходящими для рекомендацій є чай розели, шоколад, лимонний чай, квітковий чай та пряний чай.

У роботі [27] пропонується рішення для створення стійкого каркасу системи рекомендацій їжі, яка зможе прогнозувати набір з п'яти позицій як рекомендацію для кожної проданої позиції ресторану. Запропонований каркас використовує алгоритм FP-Growth як базовий алгоритм для генерації частотного набору елементів та асоціативних правил як для елемента, так і для його категорії. Базовий алгоритм був систематично оцінений у різних категоріях їжі з різним порогом підтримки та достовірності, а також поєднано бізнес-орієнтовані правила фільтрації та власний алгоритм прогнозування, який має можливості робити прогнози щодо проданої позиції як рекомендації на основі асоціативних правил та частотного набору, отриманих для елемента та його категорії за допомогою FP-Growth. Згенерована рекомендація позицій меню містить

комбінацію страв та напоїв, що дає загальну комбінацію з п'яти позицій на кожному продану позицію для кожної частини дня.

Отже, розробка методу рекомендації позицій меню за допомогою інтелектуального аналізу даних для закладів харчування та програмного забезпечення відповідного призначення є перспективною і важливою для галузі громадського харчування. Застосування такого методу може значно полегшити вибір страв для клієнтів, підвищити їхнє задоволення від обслуговування та сприяти більш здоровому харчуванню. Крім того, такі системи можуть збільшити ефективність закладів харчування, прискорюючи процес замовлення та зменшуючи кількість помилкових замовлень.

#### **1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації інформаційної системи**

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення якості обслуговування клієнтів за рахунок прогнозування рекомендацій позицій меню для закладів харчування. Для досягнення поставленої мети необхідно виконати такі завдання:

- провести аналіз інформаційних моделей області формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування;
- виконати огляд теоретичних підходів та обрати підхід для формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування засобами інтелектуального аналізу даних;
- провести аналіз існуючого програмного забезпечення області формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування та існуючих публікацій за напрямком дослідження;
- створити метод формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування;
- спроектувати та описати інформаційну структуру системи формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування;
- обрати набір даних для навчання алгоритмічної компоненти методу;

- створити програмну реалізацію на основі створеного методу та спроектованої інформаційної системи;
- виконати тестування створеного програмного забезпечення;
- виконати дослідження ефективності створеного методу з використанням розробленого програмного забезпечення.

## **Розділ 2 Розробка методу рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування**

### **2.1 Схеми та етапи роботи методу рекомендації позицій меню**

Метод рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування призначений для генерації рекомендованих позицій меню на основі попередньої історії замовлень клієнтів. Схеми методу рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування зображена на рисунку 2.1.

Метод рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування складається з двох етапів – побудови асоціативних правил алгоритму Apriori та генерації рекомендованих до замовлення позицій меню.

На першому етапі, що полягає у побудові асоціативних правил алгоритму Apriori, відбувається аналіз даних про замовлення в закладі харчування. Алгоритм Apriori використовується для виявлення комбінацій страв, які часто замовляються разом. Під час цього етапу, система аналізує дані та встановлює асоціативні правила, які описують зв'язки між різними позиціями меню.

На другому етапі, що стосується генерації рекомендованих до замовлення позицій меню, система використовує отримані асоціативні правила для надання рекомендацій клієнтам. Вона аналізує поточне замовлення (транзакцію) користувача та застосовує відповідні асоціативні правила для рекомендації додаткових позицій меню, які ймовірно також будуть цікавими для користувача. Таким чином, на другому етапі система використовує асоціативні правила для створення персоналізованих пропозицій, що допомагає підвищити задоволення клієнтів та збільшити обсяги продажів.

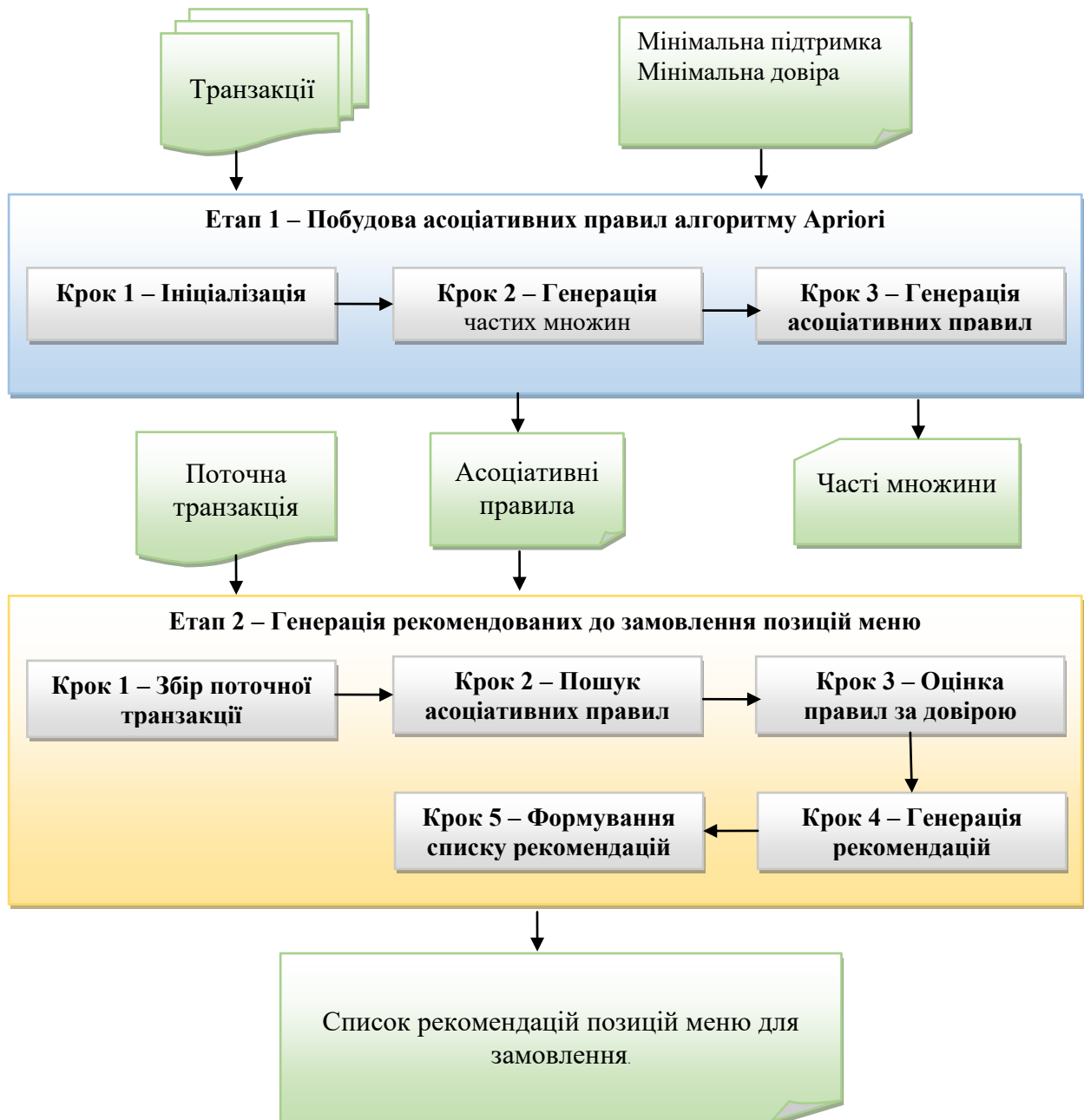


Рисунок 2.1 – Схема методу рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування

Отже, метод рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних складається з двох етапів – побудови асоціативних правил алгоритмом Apriori та генерації рекомендованих до замовлення позицій меню. Перший етап дозволяє системі аналізувати та виявляти зв'язки між різними позиціями меню на основі даних замовлень, що допомагає розуміти звички

клієнтів. Другий етап застосовує отримані знання для надання рекомендацій, що сприяє підвищенню задоволення клієнтів і збільшенню обсягів продажів.

## 2.2 Побудова асоціативних правил алгоритму Apriori

В основі алгоритму Apriori – пошук частотних множин елементів у наборі даних. Цей алгоритм побудований на асоціаціях та кореляціях між наборами елементів. Він застосовується на рекомендаційних платформах – там, де користувачі зазвичай бачать «також може сподобатися».

Навчання асоціативним правилам – одна з найважливіших концепцій машинного навчання. Застосовується в аналізі ринкового кошика та статистики відвідування сайтів, безперервному виробництві тощо. Аналіз ринкового кошика – це метод, який використовується у великих роздрібних мережах для виявлення асоціативних зв'язків між товарами. Для його розуміння показовий приклад супермаркету, де всі продукти, що купуються разом, розкладаються на полицях поруч.

Ключовим елементом у теорії асоціативних правил виступає транзакція, що являє собою набір спільних подій. Класичним прикладом є покупка декількох товарів одним клієнтом у супермаркеті. Замість придбання лише одного товару, покупець, як правило, формує «кошик», який містить різні товари. Наприклад, може бути виявлено асоціативне правило, яке свідчить про те, що клієнт, який придбав наполеон, з ймовірністю 75% також купить і мохіто.

В алгоритмі Apriori передбачається, що будь-яка підмножина частотного набору елементів має бути частотною. Наприклад, якщо транзакція {капучино, наполеон, мохіто} частотна, має бути частотною та її складова {наполеон, мохіто}.

Асоціативне правило складається з двох частин: умови (antecedent) та наслідку (consequent), які записуються у вигляді  $X \rightarrow Y$ . Це можна прочитати як «якщо X, то Y». Умова може містити лише один елемент. Наприклад, правило

«наполеон→мохіто» означає, що якщо людина купує наполеон, то вона з імовірністю купуватиме й мохіто.

Існує дві ключові характеристики, що описують асоціативне правило: підтримка (support) та впевненість (confidence).

Основними характеристиками, що описують асоціативне правило, є підтримка (support) і вірогідність (confidence). Якщо позначити базу даних транзакцій через  $D$ , а число транзакцій у цій базі  $N$ , то кожна транзакція  $d_i$ ,  $i=1\dots N$  являє собою певний набір предметів. Позначимо підтримку правила через  $S$ , а вірогідність – через  $C$ .

Підтримка асоціативного правила – це міра того, наскільки часто воно зустрічається в базі даних. Її визначають як кількість транзакцій, які містять як умову, так і наслідок правила. Її можна позначити як  $S$ , де  $D$  – база даних транзакцій, а  $N$  – загальна кількість транзакцій у ній. Кожна транзакція  $d_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) у цій базі даних являє собою набір елементів.. Наприклад, для асоціативного правила  $A \rightarrow B$ , де  $A$  – «наполеон», а  $B$  – «мохіто», підтримка буде визначатися як кількість транзакцій, де одночасно присутні «наполеон» та «мохіто».

Чим вища підтримка правила, тим частіше воно зустрічається в базі даних. Однак висока підтримка не гарантує, що правило є корисним. Наприклад, для асоціації  $A \rightarrow B$  можна записати:

$$S(A \rightarrow B) = P(A \cap B) = \frac{n(\{A; B\} \in d_i)}{N} \quad (2.1)$$

Вірогідність асоціативного правила  $A \rightarrow B$  також відома як впевненість, вимірює наскільки точно воно описує реальні дані. Вона визначається як частка транзакцій, що містять як умову, так і наслідок, поділена на загальну кількість транзакцій, які містять умову. Математично це можна записати так:

$$C(A \rightarrow B) = P(A|B) = \frac{nl(\{A;B\} \in d_i)}{nl(\{A\} \in d_i)} \quad (2.2)$$

Якщо асоціативне правило має високу підтримку та вірогідність, то воно з великою ймовірністю буде дійсним і для майбутніх транзакцій. Це означає, що якщо в транзакції буде присутня умова правила, то з великою часткою ймовірності буде присутній і наслідок. Такі правила, які мають високі значення підтримки та вірогідності, що перевищують задані користувачем граничні значення, називаються сильними правилами (strong rules).

Окрім об'єктивних оцінок, таких як підтримка та вірогідність, для кожного згенерованого правила рекомендується використовувати й суб'єктивні оцінки. Ці суб'єктивні оцінки, хоч і ґрунтуються на об'єктивних даних, дають змогу врахувати додаткові фактори, які можуть впливати на корисність правила.

Ліфт (від interest lift – підвищення інтересу) обчислюється в такий спосіб:

$$L(A \rightarrow B) = C(A \rightarrow B) / P(B) \quad (2.3)$$

Ліфт – це міра того, наскільки часто наслідок зустрічається разом з умовою в порівнянні з тим, як часто він зустрічається сам по собі. Його можна розрахувати як співвідношення частоти появи умови в транзакціях, які містять як умову, так і наслідок, до частоти появи наслідку в цілому. Чим вище значення ліфта, тим частіше наслідок «піднімається» разом з умовою, тобто ймовірніше, що вони будуть замовлені разом. Якщо ліфт = 1, то кореляції у наборі товарів немає. Якщо ліфт > 1, кореляція у наборі товарів позитивна, тобто ймовірність спільної купівлі товарів x та y вище, якщо ліфт < 1, кореляція в наборі товарів негативна, тобто спільна купівля товарів A та B мало ймовірна [28]. Наприклад:

– ліфт = 2 – наслідок зустрічається вдвічі частіше разом з умовою, ніж сам по собі;

– ліфт = 0,5 – наслідок зустрічається вдвічі рідше разом з умовою, ніж сам по собі;

– ліфт = 1 – між умовою та наслідком немає зв'язку.

Під час пошуку асоціативних правил можна знайти всі зв'язки, які відповідають двом критеріям: мінімальна підтримка та мінімальна вірогідність. Найпростіший алгоритм пошуку асоціативних правил перевіряє всі можливі комбінації умов та наслідків, розраховує для них підтримку та вірогідність, а потім видаляє всі зв'язки, які не відповідають заданим умовам. Однак кількість можливих зв'язків зростає дуже швидко з кількістю товарів у базі даних. Це пов'язано з тим, що алгоритм перевіряє всі можливі пари товарів [29].

Наприклад, якщо в базі даних є  $k$  товарів, і всі зв'язки є бінарними (тобто складаються з одного товару в умові та одного в наслідку), то алгоритму доведеться проаналізувати  $k \cdot 2^{k-1}$  зв'язків.

Мінімальна підтримка та мінімальна вірогідність – це два ключових параметри, які використовуються при пошуку асоціативних правил. Вони допомагають відфільтрувати несуттєві зв'язки та зосередитися на найбільш корисних та надійних.

Мінімальна підтримка ( $\text{minSup}$ ) визначає мінімальне число транзакцій, в яких має з'являтися правило, щоб воно вважалось значущим. Іншими словами,  $\text{minSup}$  встановлює поріг, нижче якого зв'язки не розглядаються далі.

Наприклад: якщо  $\text{minSup} = 20\%$ , то правило буде вважатися значущим лише, якщо воно з'являється в принаймні 20% транзакцій, що допомагає уникнути правил, які зустрічаються дуже рідко, що може бути ознакою випадковості.

Мінімальна вірогідність ( $\text{minConf}$ ) визначає мінімальну частку транзакцій, які містять умову, де також буде присутній наслідок. Іншими словами,  $\text{minConf}$  встановлює поріг, вище якого зв'язки вважаються надійними.

Наприклад: якщо  $\text{minConf} = 60\%$ , то правило буде вважатися надійним лише якщо принаймні 60% транзакцій з умовою також містять наслідок, що допомагає уникнути правил, які хоч і зустрічаються часто, але не мають чіткої залежності між умовою та наслідком.

Встановлення правильних значень  $\text{minSup}$  та  $\text{minConf}$  є важливою частиною процесу пошуку асоціативних правил. З одного боку, занадто низькі значення можуть призвести до того, що алгоритм знайде багато несуттєвих правил. З іншого боку, занадто високі значення можуть призвести до того, що алгоритм пропустить важливі зв'язки [30].

Таким чином схема роботи алгоритму Apriori зображена на рисунку 2.2.

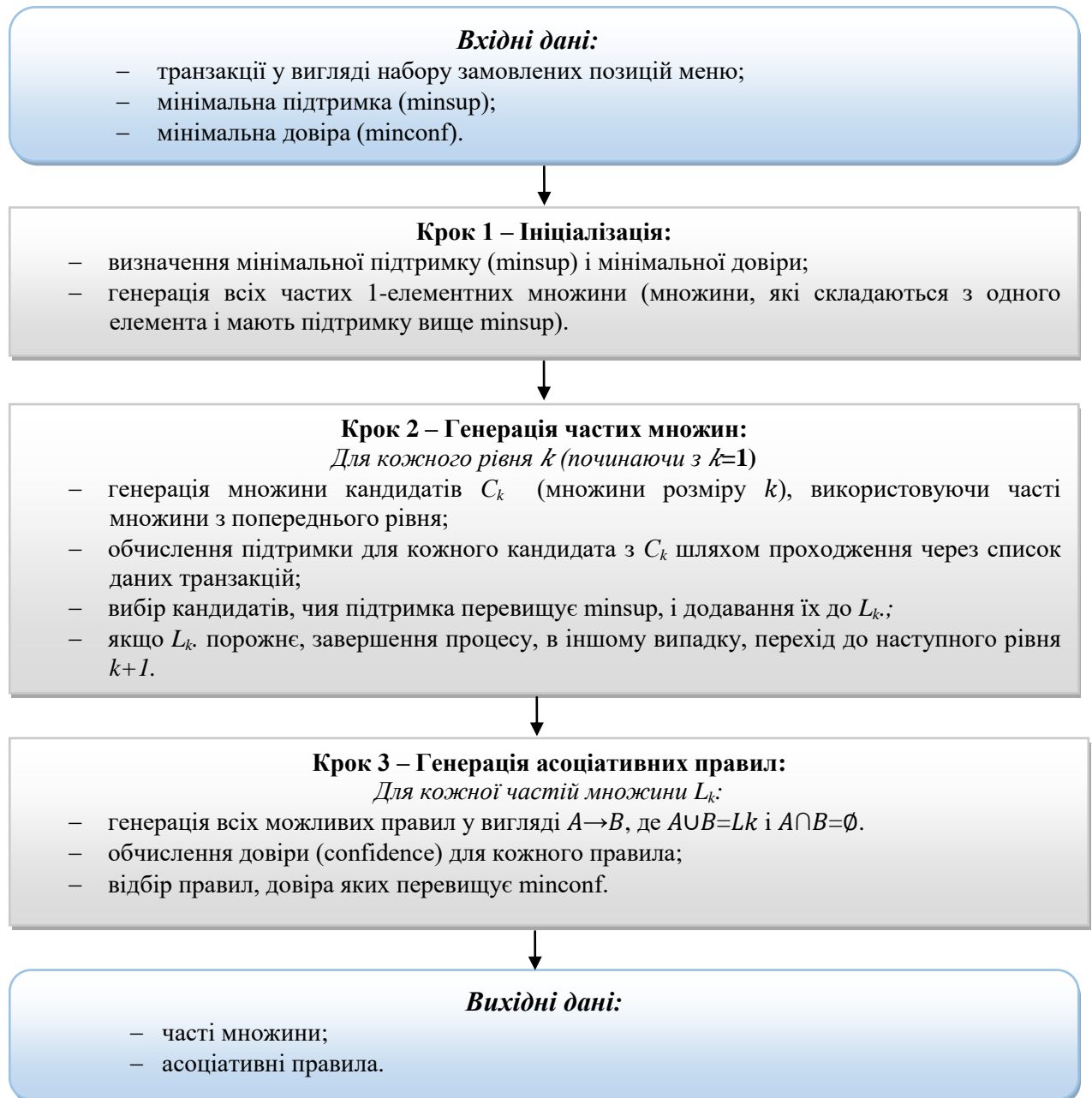


Рисунок 2.2 – Схема побудови асоціативних правил алгоритму Apriori

Алгоритм Apriori починається з визначення мінімальної підтримки та мінімальної довіри, які необхідні для виявлення частих множин та асоціативних правил. Спершу збираються всі транзакції в одну базу даних. Кожна транзакція – це набір позицій меню, які були придбані разом. Наприклад, якщо у транзакції купили наполеон і мохіто, то ця транзакція записується як множина з двох елементів: наполеон та мохіто.

На другому кроці алгоритму проводиться проходження через всі транзакції і підраховується, як часто кожен окремий товар зустрічається в транзакціях, тобто обраховується підтримка. Вибираються ті товари, які зустрічаються частіше, ніж мінімальна підтримка. Ці товари формують початковий набір частих одиночних елементів.

На наступному кроці одиночні елементи комбінуються в пари, трійки і так далі, щоб створити множини з двох, трьох і більше елементів. На кожному кроці перевіряється, наскільки часто ці множини зустрічаються у транзакціях. Якщо якась множина з двох елементів має підтримку нижчу за мінімальну, вона відкидається і не розглядається в наступних кроках. Це значно зменшує кількість можливих комбінацій, які потрібно перевіряти.

Після того, як були знайдені всі часті множини, переходять до генерації асоціативних правил. Для кожної частій множини розглядаються всі можливі способи її розділення на дві частини. Наприклад, для множини з трьох елементів можна отримати такі правила: один елемент передбачає два інші, або два елементи передбачають один. Далі перевіряється довіра для кожного з цих правил, яка показує, наскільки ймовірно, що правило вірне. Довіра обчислюється як частка транзакцій, де правило виконується. Якщо довіра перевищує мінімальне значення, встановлене на початку, то це правило вважається сильним і додається до результатів.

Отже, описаний алгоритм побудови асоціативних правил для інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню є шляхом аналізу даних про вибір страв користувачами, дозволяє виявити зв'язки між різними позиціями меню та встановити правила їх спільного вибору.

### **2.3 Формування рекомендованих до замовлення позицій меню на основі асоціативних правил**

Генерація рекомендацій на основі сформованих асоціативних правил є ключовим етапом у інтелектуальній системі рекомендацій позицій меню. Після виявлення асоціативних правил за допомогою алгоритму Apriori, ці правила застосовуються для створення персоналізованих рекомендацій. Метою цього етапу є аналіз поточних дій або транзакцій користувача і використання асоціативних правил для передбачення майбутніх покупок або дій, тому схема генерації рекомендованих до замовлення позицій меню на основі асоціативних правил подана на рисунку 2.3.

На кроці 1 збирається інформація про позиції, що наявні в замовленні.

На кроці 2 знайдені асоціативні правила (отримані раніше за допомогою алгоритму Apriori) перевіряються на відповідність поточній транзакції. Обираються ті правила, у яких ліва частина (передумова) містить позиції меню з поточної транзакції.

На кроці 3 серед вибраних правил відбираються ті, що мають довіру вище встановленого порогу, що дозволяє фільтрувати правила, які мають високу ймовірність бути корисними.

На кроці 4 залишені після фільтрації правила використовуються для формування рекомендацій. Товари з правої частини правил (наслідків) пропонуються користувачу.

На кроці 5 створюється та відображається список позицій меню, які рекомендовано користувачу на основі відібраних правил. Даний список впорядкований за значенням довіри.

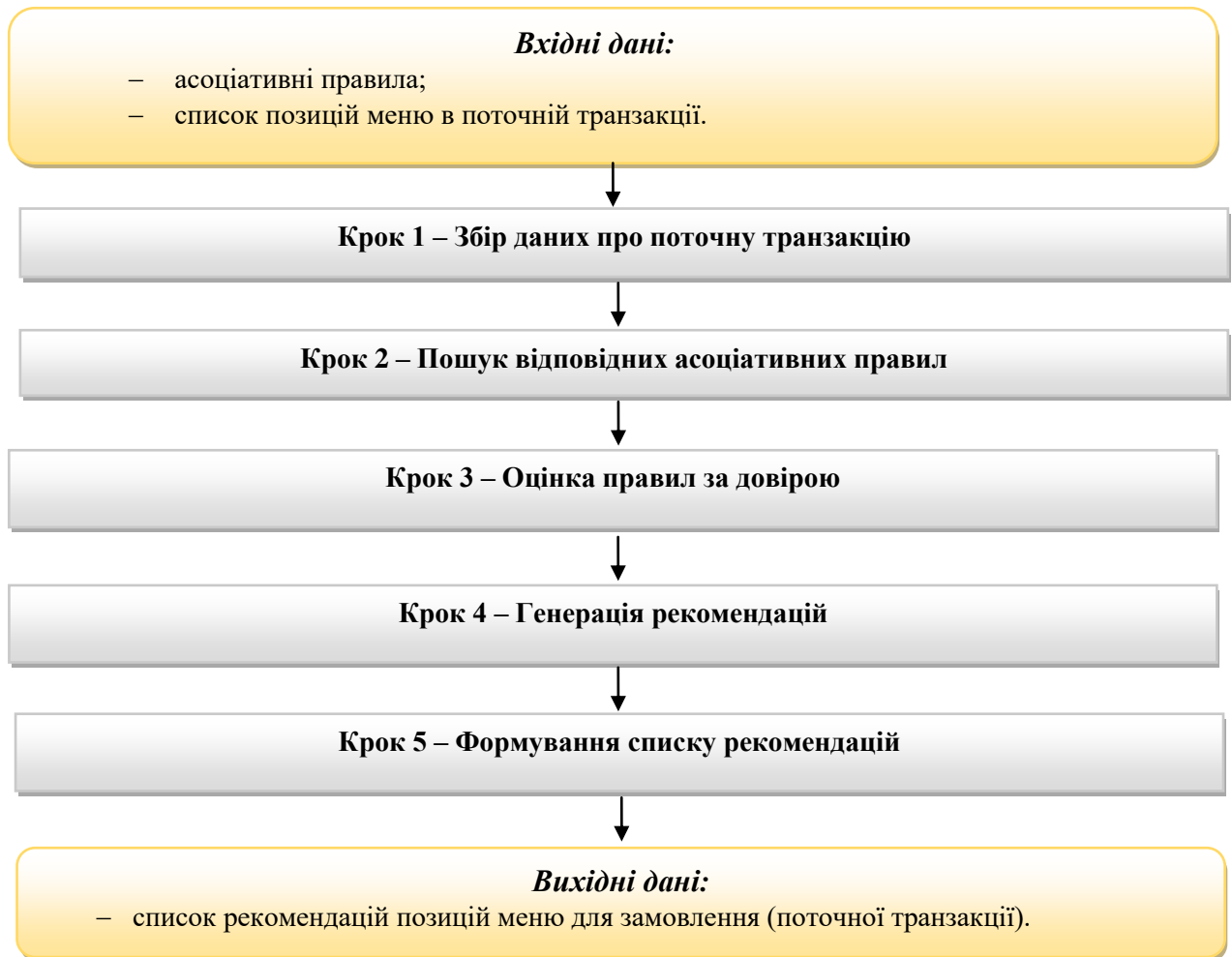


Рисунок 2.3 – Схема формування рекомендованих до замовлення позицій меню на основі асоціативних правил

Поданий у пункті алгоритм генерації рекомендацій на основі сформованих асоціативних правил є одним із ключових для інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню. Використовуючи дані про вибір страв, алгоритм може виявити зв'язки між різними позиціями меню та надавати персоналізовані рекомендації для користувачі, що допомагає підвищити задоволення клієнтів, збільшити середній чек та покращити загальний досвід від використання системи рекомендацій.

## 2.4 Проектна архітектура інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню та взаємозв'язок компонентів

Відповідно до поданого у 2.1 методу рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування, було спроектовано структуру інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню, зображену на рисунку 2.4.



Рисунок 2.4 – Схема інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню та взаємозв'язок компонентів

Інтелектуальна система рекомендацій позицій меню включає в себе три підсистеми:

- Підсистема керування замовленнями;

- Підсистема графічного інтерфейсу користувача;
- Підсистема алгоритму Apriori.

«Підсистема керування замовленнями» відповідає за роботу з замовленнями, які надходять від клієнтів кафе. Дана підсистема читає дані замовлень із файлу Excel і завантажує їх у DataFrame для подальшої обробки. Також відповідає за перевірку коректності завантаження файлу зі списком замовлень, тобто під час завантаження перевіряє, чи файл існує, та обробляє помилки. Ця підсистема зберігає поточні замовлення у файл Excel, а саме додає вибрані користувачем позиції з меню до списку замовлень. Функція видалення позицій із замовлення дозволяє видаляти вибрані користувачем позиції із списку замовлень. Ця підсистема забезпечує дані про замовлення для підсистеми алгоритму Apriori. А також взаємодіє з графічним інтерфейсом для відображення та редагування замовлень.

«Підсистема алгоритму Apriori» виконує аналіз даних замовлень і генерує асоціативні правила для рекомендацій. Виконує таку функцію як налаштування параметрів алгоритму (ініціалізує алгоритм Apriori з заданими параметрами мінімальної підтримки та достовірності). Також тут міститься функція навчання алгоритму та формування асоціативних правил шляхом аналізу даних замовлень і генерацією асоціативних правил. Ця підсистема також дозволяє виконати збереження правил у файл, завантаження правил із файлу. Важливою є також перевірка наявності згенерованих асоціативних правил. Перевірка наявності правил відбувається перед генерацією рекомендацій на основі замовлення користувача. Дана підсистема використовує дані про замовлення з підсистеми управління замовленнями, потім передає асоціативні правила для відображення в графічному інтерфейсі, а також генерує рекомендації для користувача, які відображаються в графічному інтерфейсі.

«Підсистема графічного інтерфейсу користувача» забезпечує взаємодію користувача з системою через графічний інтерфейс. Виконує такі функції:

- відображає список позицій меню в інтерфейсі користувача;
- відображає асоціативні правила, згенеровані алгоритмом Apriori;

– відображає рекомендовані позиції на основі поточних замовлень користувача.

Окрім того вона відкриває вікно для налаштування параметрів алгоритму Argiogi. Підсистема взаємодіє з підсистемою керування замовленнями для додавання та видалення позицій, отримує та відображає асоціативні правила від підсистеми алгоритму Argiogi, відображає рекомендації на основі асоціативних правил.

Отже, кожна підсистема інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню має свої специфічні функції та забезпечує ефективну взаємодію між собою. Підсистема керування замовленнями завантажує дані замовлень з файлу Excel. Після цього підсистема алгоритму Argiogi отримує дані замовлень, які були зроблені та виконує аналіз і генерує асоціативні правила, а графічний інтерфейс користувача відображає меню, замовлення, асоціативні правила та рекомендації на основі результатів аналізу. Користувач також може зберігати та завантажувати як замовлення, так і асоціативні правила для подальшого використання.

## **2.5 Підготовка робочих вхідних даних для інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню**

Для реалізації алгоритму Argiogi необхідно мати набір даних, який відображає взаємодію між позиціями меню в замовленні клієнтів закладів харчування. Основна особливість такого датасету полягає в його структурі, яка дозволяє визначити, які елементи часто зустрічаються разом.

Інформація, яка є важливою для алгоритму Argiogi, включає в себе:

- ідентифікатор транзакції – унікальний номер або мітка, яка вказує на окрему транзакцію або покупку;
- список елементів, а саме позицій меню в кожній транзакції – перелік позицій, які були замовлені разом у кожній конкретній транзакції.

Такий формат дозволяє алгоритму Apriori аналізувати взаємодію між різними позиціями в замовленнях і встановлювати асоціації між ними. Таким чином, важливо мати датасет, де кожна транзакція відображена окремим рядком, а список позицій меню, які були замовлені разом, відображений у вигляді списку відповідного стовпця.

З огляду на вищенаведену інформацію буде використано датасет «Menu Analysis for a Restaurant» [31]. Даний датасет – це реальний набір даних мережі закладів харчування для одного з її ресторанів. Він має структуру, що зображено на рисунку 2.5.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	date	Bill Number	Item Desc	Quantity	Rate	Tax	Discount	Total	Category
2	01.04.2010 13:15	G0470115	QUA MINERAL WATER(1000ML)	1	50	11.88	0	61.88	BEVERAGE
3	01.04.2010 13:15	G0470115	MONSOON MALABAR (AULAIT)	1	100	23.75	0	123.75	BEVERAGE
4	01.04.2010 13:17	G0470116	MASALA CHAI CUTTING	1	40	9.5	0	49.5	BEVERAGE
5	01.04.2010 13:19	G0470117	QUA MINERAL WATER(1000ML)	1	50	11.88	0	61.88	BEVERAGE
6	01.04.2010 1:20	G0470283	MOROCCAN MINT TEA	1	45	10.69	0	55.69	BEVERAGE
7	01.04.2010 1:20	G0470283	QUA MINERAL WATER(1000ML)	1	50	11.88	0	61.88	BEVERAGE
8	01.04.2010 13:21	G0470118	MASALA CHAI CUTTING	1	40	9.5	0	49.5	BEVERAGE
9	01.04.2010 13:21	G0470118	MOROCCAN MINT TEA	1	45	10.69	0	55.69	BEVERAGE
10	01.04.2010 1:29	G0470284	CAPPUCCINO	1	60	14.25	0	74.25	BEVERAGE
11	01.04.2010 1:29	G0470285	MOROCCAN MINT TEA	1	45	10.69	0	55.69	BEVERAGE
12	01.04.2010 1:29	G0470285	SUMATRA MANDHELING (REG)	1	95	22.56	0	117.56	BEVERAGE
13	01.04.2010 1:29	G0470285	BRAZIL BOURBONSANTOS (AULAIT)	1	115	27.31	0	142.31	BEVERAGE
14	01.04.2010 13:36	G0470120	LEMON ICED TEA	1	85	20.19	0	105.19	BEVERAGE
15	01.04.2010 13:42	G0470122	COUNTRY LEMONADE	1	85	20.19	0	105.19	BEVERAGE

Рисунок 2.5 – Структура датасету «Menu Analysis for a Restaurant»

Як видно з рисунку, датасет не зовсім відповідає вимогам, які необхідні для роботи алгоритму Apriori, адже містить 145831 записи про продані позиції меню, які подані кожна в окремому рядку.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	COSTARICA TARRAZU (REG)									
2	SILVER APPLE SINGLE									
3	CHAI LATTE, PINK LEMONADE, CRUMBED TOFU CRUSTINI, ROMA TOMATO & JALAPENO CROQUE									
4	QUA MINERAL WATER(1000ML), NIRVANA HOOKAH SINGLE									
5	NIRVANA HOOKAH SINGLE									
6	QUA MINERAL WATER(1000ML), CAPPUCCINO, ITALIAN OMELETTE BREAKFAST									
7	QUA MINERAL WATER(1000ML), MONSOON MALABAR (AULAIT), SPANISH OMELETTE BREAKFAST									
8	MASALA CHAI CUTTING, MINT FLAVOUR SINGLE									

Рисунок 2.6 – Модифікований вхідний датасет для роботи алгоритму Apriori

З метою оптимізації набору даних згідно поданих вище вимог, його було модифіковано. Продані закладом харчування позиції меню були згруповані за ідентифікатором транзакції та перелічені через кому, де один рядок в наборі даних – це усі продані позиції меню за одну транзакцію (рисунок 2.6).

Таким чином, для роботи алгоритму Apriori буде використано модифікований на основі «Menu analysis for a Restaurant» датасет, який в кожному рядку містить перелік проданих за одну транзакцію позицій меню закладу харчування. Кількість таких транзакцій становить 69982 штук.

## **2.6 Особливості використання спеціалізованих програмних компонентів**

Для реалізації методу рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування необхідно використати спеціалізовані програмні компоненти у вигляді бібліотек Python. Далі розглянуто основні з них.

Pandas є бібліотекою для обробки та аналізу даних. Вона забезпечує зручні структури даних, такі як DataFrame, для роботи з табличними даними [32]. За допомогою цієї бібліотеки легко імпортувати дані з Excel, CSV та інших форматів. З огляду на те, що датасет, який використовуватиметься для реалізації методу збережений у форматі Excel, використання даної бібліотеки є доцільним. Також вона має інструменти для маніпуляції та аналізу даних, які необхідні для обробки замовлень.

MLxtend (Machine Learning Extensions) – це бібліотека, що надає додаткові інструменти для машинного навчання [33]. Містить реалізацію алгоритму Apriori для знаходження частих наборів елементів та асоціативних правил. Дана бібліотека забезпечує зручні функції для обчислення частих наборів та побудови асоціативних правил. Також включає функцію TransactionEncoder для перетворення транзакцій у формат, придатний для аналізу.

Для зручної роботи користувача з розробленою інтелектуальною системою рекомендацій позицій меню також доцільно використати бібліотеку Tkinter задля розробки віконного типу застосунку [34]. Вона є стандартною бібліотекою для створення графічного інтерфейсу в Python, що робить її легкодоступною без додаткових встановлень. Також є легка у використанні та дозволяє швидко створювати інтерфейси, а також забезпечує базовий функціонал для створення вікон, кнопок, списків та інших елементів інтерфейсу.

Отже, використання цих бібліотек забезпечує повний функціонал для створення інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню, поєднуючи зручний інтерфейс користувача, ефективну обробку даних та реалізацію алгоритму Apriori для аналізу асоціативних правил. Бібліотека pandas надає інструменти для обробки та аналізу даних замовлень. Бібліотека mlxtend забезпечує реалізацію алгоритму Apriori, необхідного для знаходження частих наборів та асоціативних правил. А бібліотека tkinter забезпечує базову структуру для створення графічного інтерфейсу користувача.

## **2.7 Висновки до розділу 2**

У розділі 2 було спроектовано інтелектуальну систему рекомендацій позицій меню для закладів харчування. А саме подано схему та описано метод рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування. Детально розглянуто процес побудови асоціативних правил алгоритму Apriori та генерацію рекомендованих до замовлення позицій меню на основі асоціативних правил.

Відповідно до методу рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування, було спроектовано структуру інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню, розглянуто підсистеми, перелік функцій підсистем та взаємозв'язок.

Розглянуто особливості формування датасету для поставленої мети, визначено, що він має містити інформацію про здійснені транзакції і список

позицій, що були замовлені клієнтами за попередній період. Тому існуючий датасет було модифіковано під цю вимогу.

Також зазначено, що для реалізації даного методу необхідно використати спеціалізовані бібліотеки. Бібліотека `pandas` надає інструменти для обробки та аналізу даних замовлень, в той час як бібліотека `mlxtend` включає реалізацію алгоритму `Apriori`, необхідного для знаходження частих наборів та асоціативних правил. Також було зазначено, що бібліотека `tkinter` забезпечує базову структуру для створення графічного інтерфейсу користувача.

З огляду на вищенаведене подальшою роботою є розробка спроектованої інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню, а саме вбір засобів розробки, саме розробка, опису структури застосунку, огляд особливостей реалізації, його тестування, аналіз функціональності та проведення дослідження щодо розробленого методу.

## **Розділ 3 Програмна реалізація інтелектуальної інформаційної системи та експериментальне дослідження методу**

### **3.1 Визначення шляхів дослідження та засобів створення інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню**

Для дослідження методу рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування необхідно реалізувати інтелектуальну систему рекомендацій позицій меню, що виконуватиме наступні функції:

- вивід списку позицій меню;
- додавання позицій меню зі списку в поточну транзакцію;
- побудова асоціативних правил на основі датасету зі списком минулих транзакцій;
- налаштування параметрів для побудови асоціативних правил;
- збереження побудованих асоціативних правил;
- завантаження існуючих асоціативних правил;
- генерація рекомендацій позицій меню на основі поточної транзакції та побудованих асоціативних правил;
- візуалізація на графіках дослідження побудованих асоціативних правил.

Спираючись на вищенаведене слід обрати засоби розробки інтелектуальну систему рекомендацій позицій меню, навести структуру та функціональне призначення програмних складових системи, розглянути основні методи та їх особливості. Після розробки системи необхідно провести функціональне тестування, для цього потрібно розробити відповідні тест-кейси для перевірки працездатності наведених функцій.

### 3.2 Вибір засобів розробки інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню

Для розробки інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню необхідно обрати засоби для розробки. Сюди входить мова програмування, середовище розробки.

В якості мови програмування було обрано Python. По-перше, Python має простий та зручний синтаксис, що робить його легким для вивчення та розуміння, що дозволяє розробникам швидше реалізовувати ідеї та швидше розвивати програмне забезпечення.

Друга причина полягає у наявності великої кількості бібліотек для роботи з даними, таких як Pandas, NumPy, SciPy, Scikit-learn тощо. Ці бібліотеки дозволяють легко здійснювати аналіз, обробку та візуалізацію даних, що є важливим для розробки системи рекомендацій. Крім того, Python має потужні бібліотеки для машинного навчання, такі як TensorFlow, Keras, PyTorch та інші, що дозволяють реалізувати складні алгоритми рекомендаційних систем та моделі для аналізу даних, враховуючи особливості закладів харчування та їх клієнтів [35].

Нарешті, Python має велику та активну спільноту розробників, що означає наявність безлічі документації, підручників, форумів підтримки та відкритих джерел, які допомагають вирішувати будь-які проблеми під час розробки [36].

У якості інтегрованого середовища розробки обрано Pycharm. По-перше, Pycharm надає розширені можливості для роботи з Python, включаючи підтримку великої кількості бібліотек та фреймворків, які використовуються для аналізу даних та розробки рекомендаційних систем.

По-друге, Pycharm має інтегровані інструменти для роботи з віртуальними середовищами та керування залежностями проєкту, що робить процес розробки зручнішим і ефективнішим [37].

По-третє, Pycharm пропонує багато корисних функцій, таких як автодоповнення коду, вбудовані інструменти для відладки, підтримка систем

контролю версій та інші, які значно полегшують процес розробки і підвищують продуктивність розробника [38].

Таким чином, Python – це потужний та універсальний інструмент для розробки інформаційних систем з рекомендаційною системою для закладів харчування з використанням інтелектуального аналізу даних. А вибір PyCharm для розробки інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню є логічним з точки зору зручності, продуктивності та підтримки.

### **3.3 Структура та функціональне призначення програмних складових інтелектуальної системи**

Інтелектуальна система рекомендацій позицій меню розроблена з використанням об'єктно-орієнтованого підходу, тому має чітко визначену структуру, яка відображена на діаграмі класів (рисунок 3.1).

На діаграмі класів представлені три основні класи: `Orders`, `AprioriAlgorithm` та `CafeInterface`. Кожен з цих класів відповідає за певний функціонал інтелектуальної системи та має визначені методи та взаємозв'язки з іншими класами.

Дана структура дозволяє краще розділити відповідальності між різними частинами програми, полегшує розробку, тестування та зміну коду. Крім того, вона робить програму більш модульною та масштабованою.

Клас `CafeInterface` відповідає за взаємодію з користувачем, надаючи графічний інтерфейс для роботи з меню, списком позицій в замовленні та генерацією рекомендацій. Логіка даного класу полягає у наступному:

- відображення меню та списку позицій в замовленні;
- додавання та видалення позицій в замовленні;
- генерація рекомендацій на основі асоціативних правил;
- відкриття вікон налаштувань для алгоритму аpriori та відображення асоціативних правил.

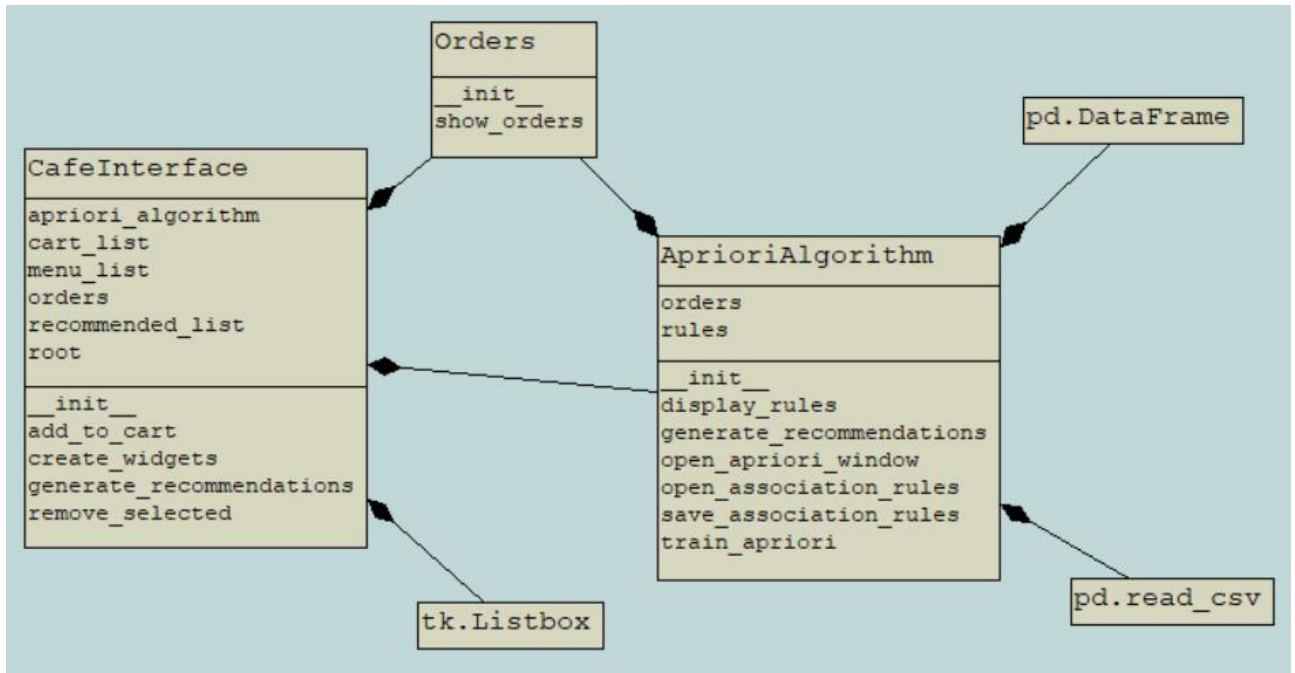


Рисунок 3.1 – Діаграма класів розробленої інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню

Даний клас має такі методи:

- `__init__(self, root)` – конструктор, який ініціалізує головне вікно та інтерфейс програми, створює об'єкти класів `Orders` та `AprioriAlgorithm`;
- `create_widgets(self)` – створює всі необхідні віджети інтерфейсу: меню, кошик, кнопки, таблиці рекомендацій та інші елементи GUI;
- `add_to_cart(self)` – додає обраний позицію меню до списку позицій в замовленні;
- `remove_selected(self)` – видаляє обрану позицію з списку позицій в замовленні;
- `generate_recommendations(self)` – генерує рекомендації на основі поточного списку позицій в замовленні та відображає їх у таблиці.

Клас взаємодіє з іншими класами наступним чином:

- використовує `Orders` для відображення замовлень.
- використовує `AprioriAlgorithm` для навчання асоціативних правил та генерації рекомендацій.

А також має наступні взаємозв'язки між класами:

– CafeInterface ↔ Orders: CafeInterface створює екземпляр класу Orders для доступу до замовлень та їх відображення.

– CafeInterface ↔ AprioriAlgorithm: CafeInterface створює екземпляр класу AprioriAlgorithm для взаємодії з алгоритмом Apriori та генерації рекомендацій.

– AprioriAlgorithm ↔ Orders: AprioriAlgorithm використовує Orders для отримання та відображення даних замовлень.

Клас AprioriAlgorithm відповідає за навчання та збереження асоціативних правил, а також за генерацію рекомендацій на основі алгоритму Apriori. Має наступну логіку:

- завантаження даних замовлень;
- навчання асоціативних правил за допомогою алгоритму Apriori;
- збереження та завантаження асоціативних правил;
- генерація рекомендацій на основі правил.

Має наступні методи:

– `__init__(self, orders)` – конструктор, який приймає об'єкт Orders для доступу до замовлень;

– `open_apriori_window(self, root)` – відкриває вікно для налаштування параметрів алгоритму Apriori, таких як мінімальна підтримка та достовірність;

– `train_apriori(self, min_support_var, min_confidence_var, rules_tree)` – виконує навчання асоціативних правил на основі заданих параметрів мінімальної підтримки та достовірності, а також відображає результати у вигляді таблиці;

– `display_rules(self, rules_tree)` – відображає асоціативні правила у вигляді таблиці;

– `generate_recommendations(self, cart_items)` – генерує рекомендації на основі поточного кошика користувача та асоціативних правил;

– `open_association_rules(self, show_rules=False)` – завантажує асоціативні правила з файлу та відображає їх у разі потреби;

– `save_association_rules(self)` – зберігає асоціативні правила у файл.

Даний клас взаємодіє з іншими класами наступним чином:

- Клас `AprioriAlgorithm` використовує `Orders` для доступу до замовлень.
- Клас `AprioriAlgorithm` взаємодіє з користувачем через інтерфейс, наданий `CafeInterface`.

Клас `Orders` відповідає за управління замовленнями та відображення списку замовлень. Він забезпечує завантаження та відображення даних замовлень із зовнішнього файлу. Містить наступну логіку:

- читання даних замовлень з файлу;
- відображення цих даних у окремому вікні.

Реалізовано наступні методи:

- `__init__(self)` – конструктор класу, який наразі не має додаткової логіки.
- `show_orders(self, parent_window)` – відкриває нове вікно, у якому відображаються дані замовлень з файлу `new_Cafe_Data.xlsx`, якщо файл не знайдено, виводиться відповідне повідомлення.

Взаємодіє з іншими класами наступним чином: клас `Orders` використовується у класі `AprioriAlgorithm` для відображення замовлень перед запуском алгоритму `Apriori`.

Отже, у результаті розробки інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню з методом рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування з використанням об'єктно-орієнтованого підходу та структури, відображеної на діаграмі класів, отримано ефективний і легко розширюваний продукт. Кожен клас інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню має чітко визначену відповідальність і набір методів, що спрощує розуміння та підтримку коду.

### **3.4 Особливості реалізації програмних складових інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню**

Розроблена інтелектуальна система рекомендацій позицій меню складається з класів та відповідних методів, кожен з яких виконує важливу роль

у функціонуванні інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню. Нижче наведено детальний опис алгоритмів найбільш важливих методів.

Метод `train()` класу `AprioriAlgorithm` виконує навчання алгоритму `Apriori` на основі даних про замовлення для виявлення асоціативних правил. На початку дані про замовлення перетворюються у формат, придатний для алгоритму `Apriori`. Дані про замовлення містять позиції, обрані користувачами, у вигляді рядків, де кожен рядок містить список позицій, розділених комами. Кожен рядок у колонці «`Item Desc`» перетворюється на список позицій за допомогою функції `split(',')`. Таким чином дані отримуються у вигляді списків, де кожен список представляє окреме замовлення.

Далі використовується `TransactionEncoder` для перетворення списків замовлень у бінарну матрицю, де кожен стовпець представляє окрему позицію меню, а кожен рядок – окреме замовлення. Значення в матриці є `True` або `False`, що відповідає наявності чи відсутності позиції у замовленні. `TransactionEncoder` кодує кожне замовлення як набір бінарних значень, де `True` означає, що позиція присутня у замовленні, а `False` – що відсутня. `fit_transform(basket_sets)` застосовує перетворення до списків замовлень, створюючи бінарну матрицю. `pd.DataFrame(basket_sets, columns=te.columns_)` перетворює бінарну матрицю у формат `DataFrame` з відповідними назвами колонок.

Тепер, коли є бінарна матриця, можна застосувати алгоритм `Apriori` для виявлення частих наборів позицій. Метод `apriori()` з бібліотеки `mlxtend.frequent_patterns` виконує алгоритм `Apriori` на бінарній матриці. `min_support=self.min_support` задає мінімальну підтримку (мінімальну частоту, з якою набори позицій мають з'являтися у замовленнях). `use_colnames=True` вказує на використання назв колонок для відображення позицій у частих наборах.

Після виявлення частотних наборів позицій застосовується метод `association_rules()` для генерації асоціативних правил. Метод `association_rules` приймає часті набори позицій і генерує асоціативні правила. `metric=«confidence»` вказує, що використовується метрика достовірності для фільтрації правил.

`min_threshold=self.min_confidence` задає мінімальну достовірність для фільтрації правил. Результат роботи даного методу представлений на рисунку 3.2.

Після генерації асоціативних правил вони зберігаються у змінну `self.rules`, що є `DataFrame` з правилами. `DataFrame self.rules` містить асоціативні правила з такими колонками, як `antecedents` (попередні умови), `consequents` (наступні умови), `support` (підтримка), `confidence` (достовірність) і `lift` (коефіцієнт підсилення), що видно з рисунку 3.2.

antecedents	consequents	support	confidence	lift
ADD FRIES	B.M.T. PANINI	0.0021576976936926637	0.2007978723404255	5.394332707150733
B.M.T. PANINI	ADD FRIES	0.0021576976936926637	0.05796545105566219	5.394332707150733
COTTAGE CHEESE PANINI	ADD FRIES	0.0010431253750964535	0.04528535980148884	4.2143085766327015
ADD FRIES	COTTAGE CHEESE PANINI	0.0010431253750964535	0.09707446808510639	4.2143085766327015
ADD FRIES	COUNTRY ROAST CHICKEN PANINI	0.0012431768168957732	0.11569148936170212	6.124297888434673
COUNTRY ROAST CHICKEN PANINI	ADD FRIES	0.0012431768168957732	0.06580937972768533	6.124297888434674
PHILLYCREAM CHEESE &CHILLY PA	ADD FRIES	0.0011717298733960161	0.04408602150537634	4.102696751315488
ADD FRIES	PHILLYCREAM CHEESE &CHILLY PA	0.0011717298733960161	0.10904255319148937	4.102696751315489
ADD FRIES	QUA MINERAL WATER(1000ML)	0.0012860449829956275	0.1196808510638298	2.516678280994272
QUA MINERAL WATER(1000ML)	ADD FRIES	0.0012860449829956275	0.027043269230769232	2.5166782809942716

Рисунок 3.2 – Результат роботи методу `train()` класу `AprioriAlgorithm`

Метод `generate_recommendations()` відповідає за генерацію рекомендацій на основі асоціативних правил, які були створені за допомогою алгоритму Apriori. На початку методу перевіряється, чи були завантажені або створені асоціативні правила, та чи є позиції в переліку замовлення. Перевіряється, чи існує глобальна змінна `rules` і чи вона не порожня. Якщо правила відсутні або порожні, відображається попередження і метод завершується. Далі перевіряється, чи є позиції в списку замовлення. Якщо список замовлень порожній, відображається попередження і метод завершується.

Після перевірок отримуються позиції, які знаходяться в списку замовлення. Для цього використовується метод `get` для отримання всіх позицій з списку замовлення, які зберігаються у вигляді множини `cart_items`.

Потім створюється порожня множина для збереження рекомендованих позицій. Тобто ініціалізується порожня множина `recommended_items`, в яку будуть додаватися позиції, що будуть рекомендовані на основі асоціативних правил.

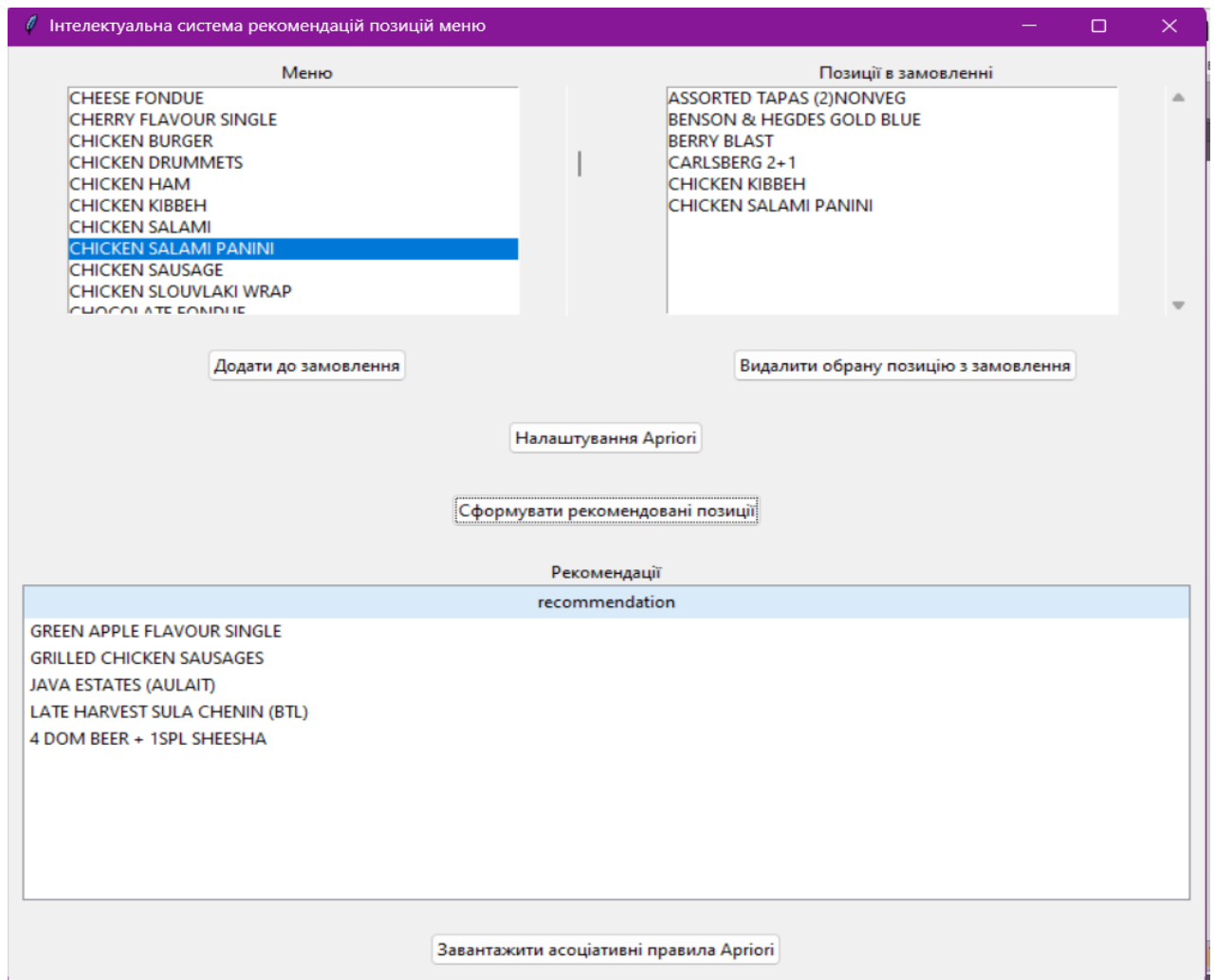


Рисунок 3.3 – Результат роботи методу `generate_recommendations()` класу `AprioriAlgorithm`

Насамкінець перебираються всі правила, щоб знайти ті, де позиції з списку позицій в замовленні є підмножиною лівої частини правила (*antecedents*). Якщо така умова виконується, додаються позиції з правої частини правила (*consequents*) до множини рекомендованих позицій. Для цього перебираються всі правила в `DataFrame rules`. Потім ліва частина правила (*antecedents*) перетворюється на множину. Також перевіряється, чи є позиції з списку позицій

в замовленні підмножиною antecedents. Якщо так, права частина правила (consequents) також перетворюється на множину і додається до recommended\_items. Після знаходження всіх рекомендованих позицій, видаляються ті, що вже знаходяться в списку позицій в замовленні. Для цього використовується метод difference\_update, щоб видалити з множини recommended\_items всі позиції, які вже знаходяться в списку позицій в замовленні. Потім очищається дерево рекомендацій та додаються нові рекомендовані позиції (рисунок 3.3). Якщо жодних рекомендацій не знайдено, відображається відповідне повідомлення (рисунок 3.4).

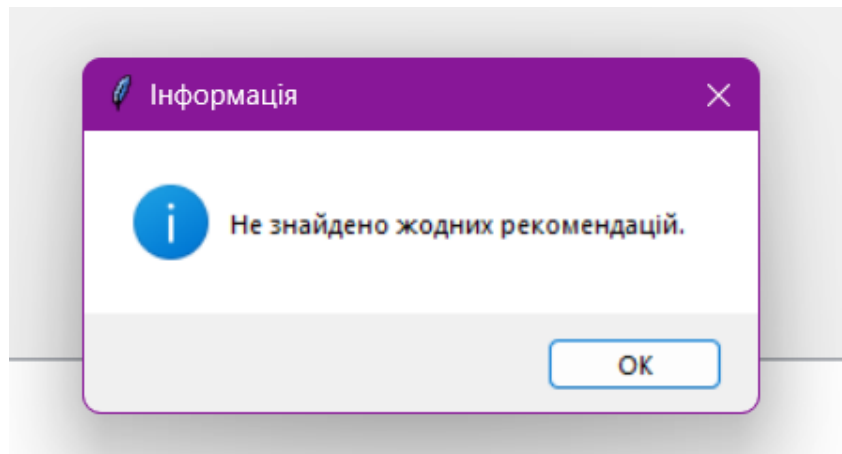


Рисунок 3.4 – Повідомлення про те, що рекомендацій не знайдено

Отже, було розглянуто особливості методу train(), що виконує навчання алгоритму Apriori на основі даних про замовлення для виявлення асоціативних правил. А також методу generate\_recommendations(), що відповідає за генерацію рекомендацій на основі асоціативних правил, які були створені за допомогою методу train().

### 3.5 Тестування інформаційної системи та вимоги до розгортання

Для тестування інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню було розроблено тест-кейси, успішне виконання яких підтвердить її працездатність.

Перший тест-кейс «Завантаження та відображення меню» (таблиця 3.1) перевіряє чи коректно завантажуються та відображається список елементів меню з файлу при запуску інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню.

Таблиця 3.1 – Тест-кейс DV0001

<b>Тест-кейс ID:</b> DV0001	<b>Пріоритет:</b> 1	<b>Створено:</b> 05.04.2024
<b>Назва:</b> Додавання елемента до кошика		
<b>Вхідні дані:</b> записи з БД про існуючі позиції меню		
<b>Кроки</b>	<b>Очікуваний результат</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Вибрати елемент зі списку меню.</li> <li>2. Натиснути кнопку «Додати до замовлення».</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Елемент вибрано.</li> <li>2. Вибраний елемент додається до списку кошика.</li> </ol>	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> пройдено успішно		

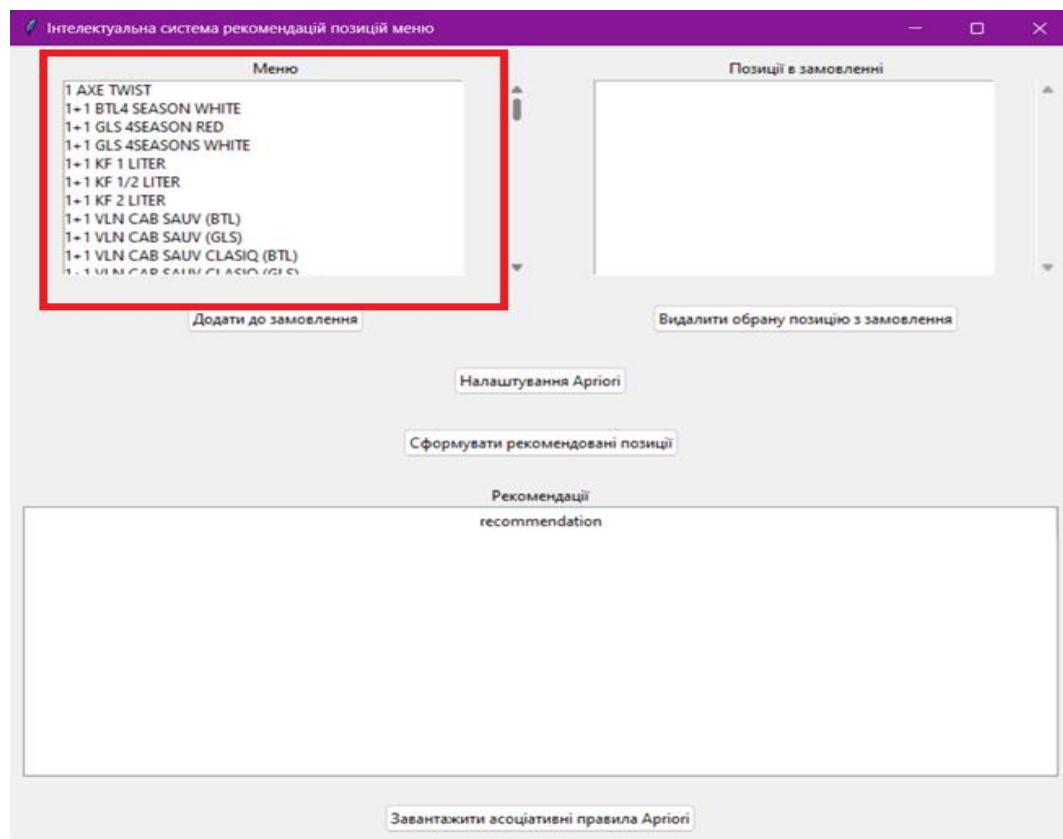


Рисунок 3.5 – Результат виконання тест-кейсу DV0001

Перевірка даної функції є важливою для початкової роботи програми, оскільки без правильного завантаження меню користувач не зможе обрати жодних елементів для додавання до списку позицій замовлення. Результат виконання даного тест-кейса подано на рисунку 3.5.

Другий тест-кейс «Додавання елемента до кошика» (таблиця 3.2) перевіряє функціональність додавання обраного елемента зі списку меню до кошика. Результат виконання даного тест-кейса подано на рисунку 3.6.

Таблиця 3.2 – Тест-кейс DV0002

<b>Тест-кейс ID:</b> DV0002	<b>Пріоритет:</b> 1	<b>Створено:</b> 05.04.2024
<b>Назва:</b> Завантаження та відображення меню		
<b>Вхідні дані:</b> вибраний елемент меню		
<b>Кроки</b>	<b>Очікуваний результат</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Відкрити програму.</li> <li>2. Перевірити список меню у вікні «Меню».</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Програма запускається без помилок.</li> <li>2. Всі елементи меню завантажуються з БД і відображаються у списку меню..</li> </ol>	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> пройдено успішно		

Тест-кейс перевіряє, що після вибору позиції з меню та натискання кнопки «Додати до замовлення», ця позиція з'являється у списку позицій в замовленні, що забезпечує правильну роботу основної функції програми.

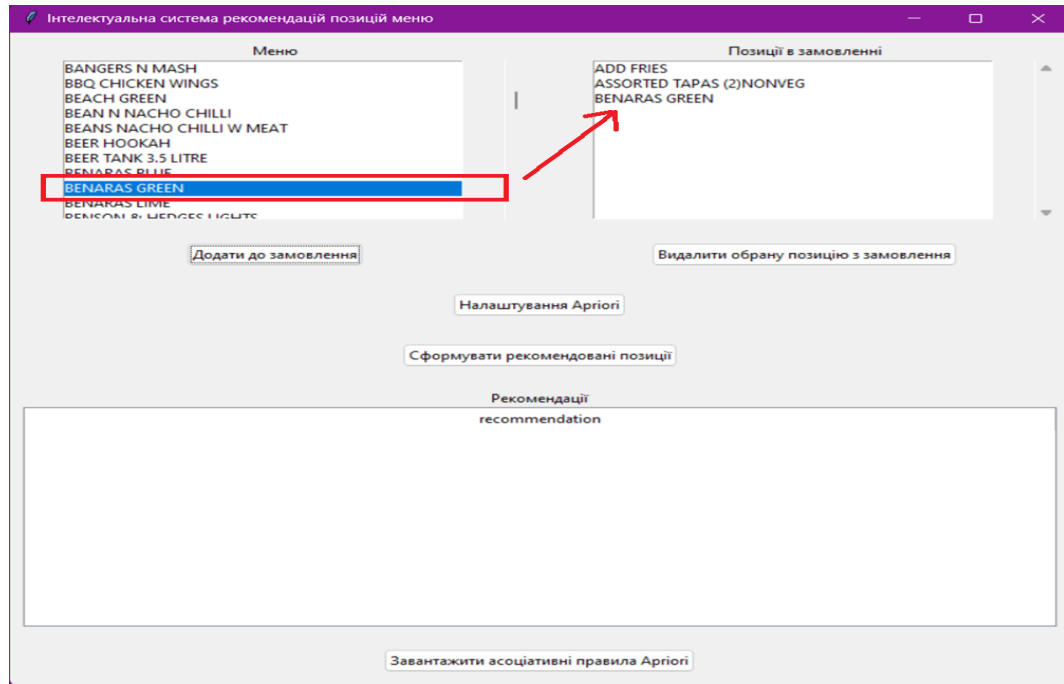


Рисунок 3.6 – Результат виконання тест-кейсу DV0002

Третій тест-кейс «Видалення позиції з замовлень» (таблиця 3.3) перевіряє можливість видалення обраної позиції з списку замовлення. Тест-кейс перевіряє, що після вибору елемента у кошику та натискання кнопки «Видалити обрану позицію з кошика», цей елемент видаляється зі списку кошика, що забезпечує коректну роботу функції управління вмістом кошика. Результат виконання даного тест-кейса подано на рисунку 3.7.

Таблиця 3.3 – Тест-кейс DV0003

<b>Тест-кейс ID:</b> DV0003	<b>Пріоритет:</b> 2	<b>Створено:</b> 05.04.2024
<b>Назва:</b> Видалення елемента з кошика		
<b>Вхідні дані:</b> позиція у замовленні		
<b>Кроки</b>		<b>Очікуваний результат</b>
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Вибрати елемент зі списку кошика.</li> <li>2. Натиснути кнопку «Видалити обрану позицію з замовлення».</li> </ol>		<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Позиція замовлення вибрана.</li> <li>2. Вибрана позиція видаляється зі списку позицій замовлення.</li> </ol>
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> пройдено успішно		

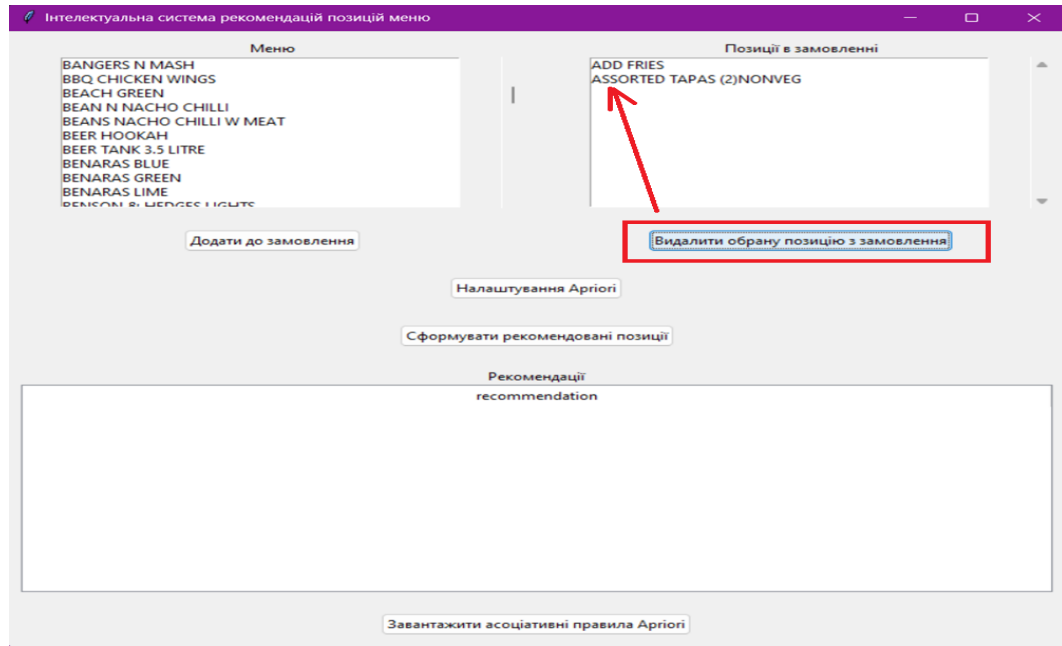


Рисунок 3.7 – Результат виконання тест-кейсу DV0003

Четвертий тест-кейс «Налаштування та тренування алгоритму Apriori» (таблиця 3.4) перевіряє процес налаштування та тренування алгоритму Apriori.

Таблиця 3.4 – Тест-кейс DV0004

<b>Тест-кейс ID:</b> DV0003	<b>Пріоритет:</b> 2	<b>Створено:</b> 05.04.2024
<b>Назва:</b> Налаштування та тренування алгоритму Apriori		
<b>Вхідні дані:</b> мінімальна підтримка, мінімальна достовірність, історія попередніх замовлень		
<b>Кроки</b>	<b>Очікуваний результат</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Відкрити вікно налаштувань алгоритму Apriori.</li> <li>2. Ввести мінімальну підтримку та мінімальну достовірність.</li> <li>3. Натиснути кнопку «Сформувати асоціативні правила Apriori».</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Вікно налаштувань відкривається без помилок.</li> <li>2. Значення введено.</li> <li>3. Асоціативні правила створено успішно і відображено у вікні.</li> </ol>	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> пройдено успішно		

Він перевіряє, що користувач може ввести мінімальну підтримку та мінімальну достовірність, а також що після натискання кнопки «Сформувати асоціативні правила Apriori», алгоритм успішно генерує асоціативні правила та відображає їх у відповідному вікні. Результат виконання даного тест-кейса подано на рисунку 3.8.

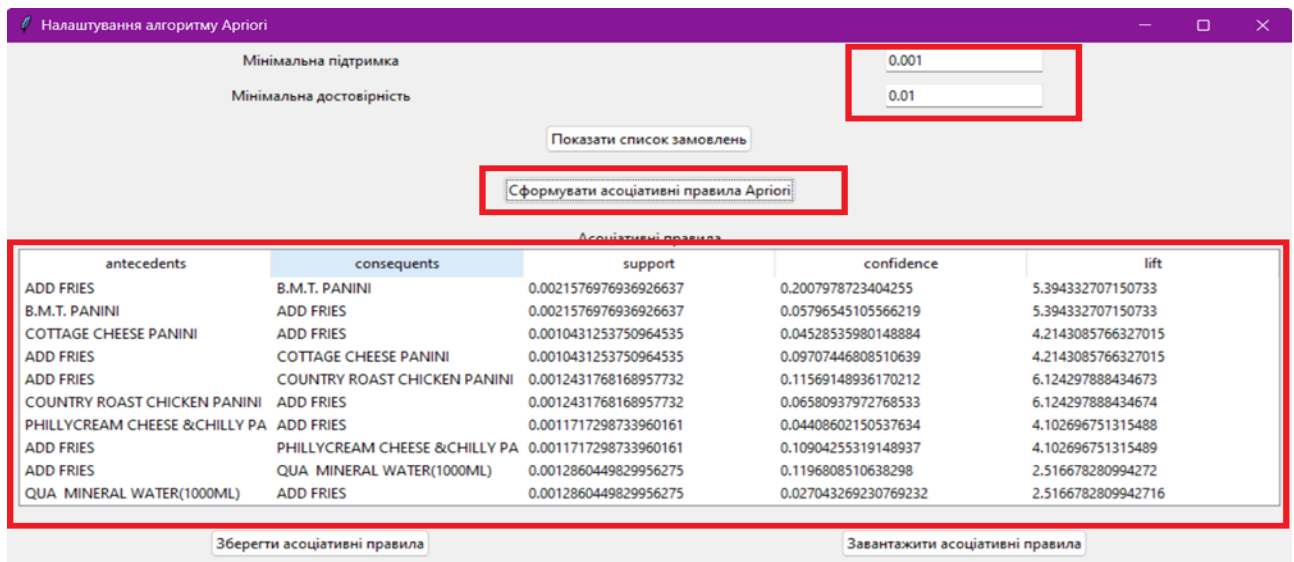


Рисунок 3.8 – Результат виконання тест-кейсу DV0004

Таблиця 3.5 – Тест-кейс DV0005

<b>Тест-кейс ID:</b> DV0003	<b>Пріоритет:</b> 1	<b>Створено:</b> 05.04.2024
<b>Назва:</b> Генерація рекомендацій		
<b>Вхідні дані:</b> одна або кілька позицій в списку замовлення		
<b>Кроки</b>	<b>Очікуваний результат</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>Додати кілька елементів до кошика.</li> <li>Натиснути кнопку «Завантажити асоціативні правила Apriori».</li> <li>Натиснути кнопку «Сформувати рекомендації».</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>Позиції додано до списку замовлення.</li> <li>Відкривається діалогове вікно з вибором збереженого файлу асоціативних правил.</li> <li>У списку рекомендацій відображаються рекомендовані до замовлення позиції меню.</li> </ol>	
<b>Результат виконання тест-кейсу:</b> пройдено успішно		

П'ятий тест-кейс «Генерація рекомендацій» (таблиця 3.5) перевіряє функцію генерації рекомендацій.

Він перевіряє, що після додавання кількох елементів до списку позицій замовлення та натискання кнопки «Сформувати рекомендації», у списку рекомендацій з'являються рекомендовані до покупки позиції меню, що згенеровані на основі асоціативних правил. Результат виконання даного тест-кейса подано на рисунку 3.9.

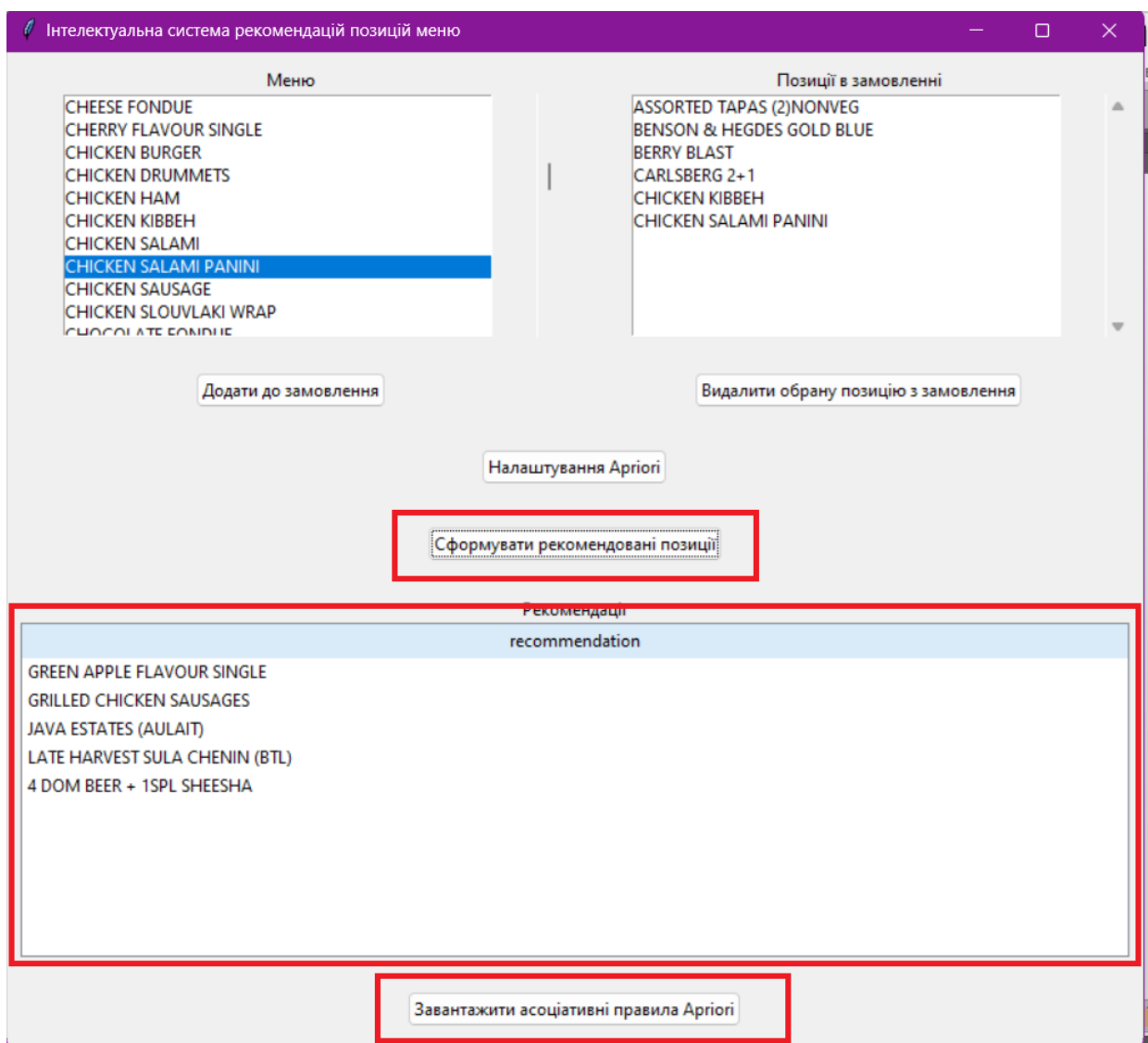


Рисунок 3.6 – Результат виконання тест-кейсу DV0005

Розроблені тест-кейси охоплюють основні функції програми, включаючи завантаження меню, керування переліком позицій в замовленні, формування рекомендацій позицій меню, налаштування та навчання алгоритму Apriori, а

також збереження та завантаження асоціативних правил. Так як усі тест-кейси були пройдені успішно, можна стверджувати про те, що застосунок виконує свої функції коректно.

Для запуску та функціонування застосунку необхідно враховувати як апаратні, так і програмні вимоги.

Апаратні вимоги:

- Мінімум двоядерний процесор з тактовою частотою 1.0 GHz.
- Мінімум 2 ГБ оперативної пам'яті.
- Мінімум 200 МБ вільного місця на диску для установки Python та необхідних бібліотек, а також для зберігання файлів даних.
- Монітор з роздільною здатністю мінімум 1024x768 для коректного відображення інтерфейсу застосунку.

Програмні вимоги:

- Операційна система Windows 7, macOS 10.10, будь-яка сучасна Linux дистрибуція.
- Версія Python 3.6 або новіша.
- Бібліотеки Python pandas, mlxtend, tkinter, openpyxl.

Отже, в даному пункті було проведено функціональне тестування інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню за допомогою розроблених тест-кейсів. Успішне проходження усіх тест-кейсів підтверджує працездатність розробленої системи та коректність отриманих результатів.

### **3.6 Аналіз функціональності інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню**

Для того, щоб розпочати роботу з інтелектуальною системою рекомендацій позицій меню необхідно переконатися, що встановлено Python 3.6 або пізніша версія, а також необхідні бібліотеки pandas, mlxtend, і tkinter. Після запуску програмного застосунку відкриється графічний інтерфейс з основними

компонентами: меню, позиції меню в списку замовлення, рекомендації на основі списку позицій замовлення та налаштування алгоритму Apriori.

На початку з лівої сторони головного вікна подано список доступних позицій меню у розділі «Меню». Необхідно додати будь-які позиції (одну або більше) до списку позицій в замовленні, обравши її зі списку та натиснувши кнопку «Додати до замовлення». Додана позиція з'явиться у розділі «Позиції в замовленні» (рисунок 3.7).

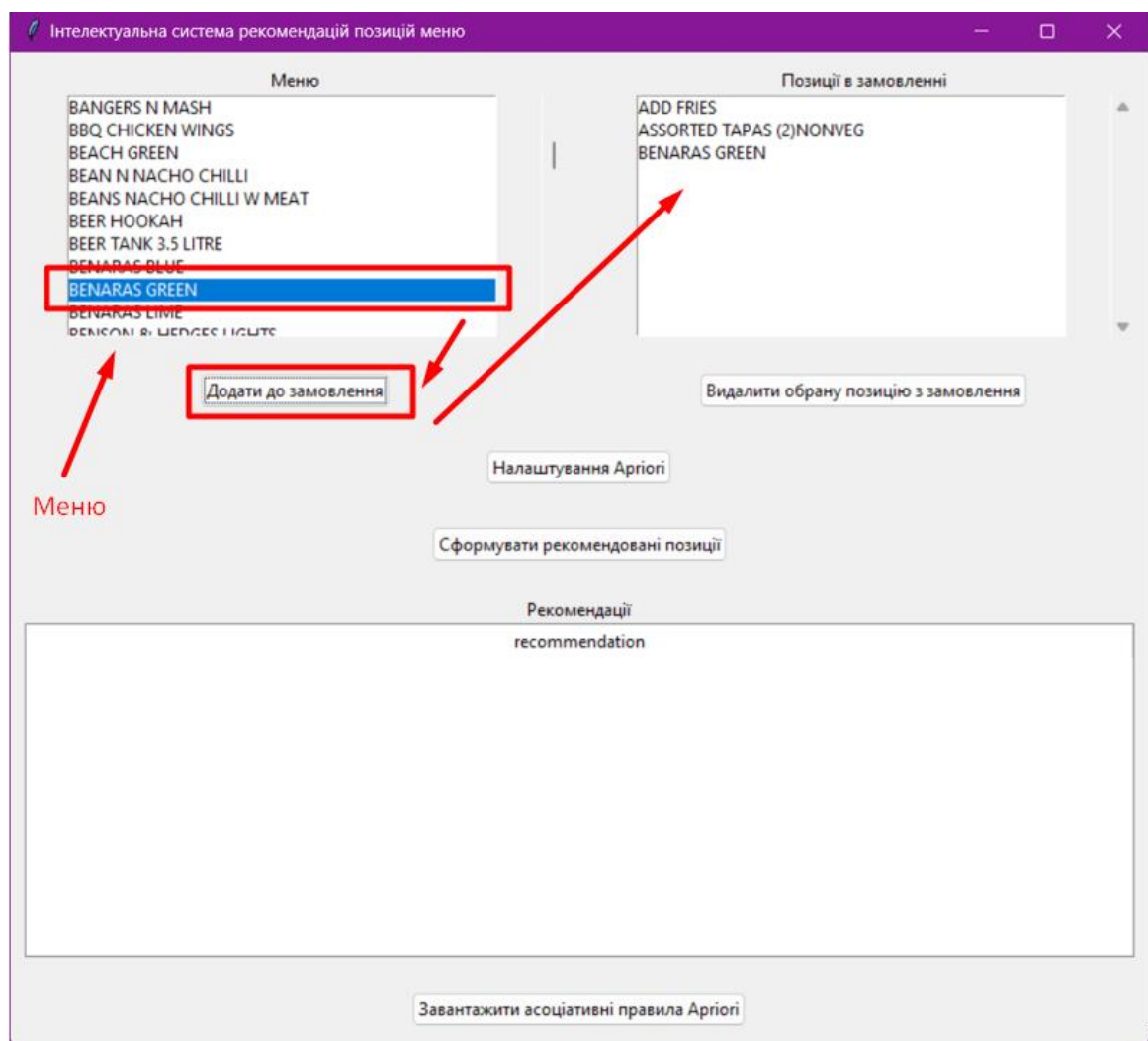


Рисунок 3.7 – Послідовність додавання позицій меню до замовлення

Якщо виникає необхідність видалити позицію з замовлення, необхідно обрати її в списку та натиснути кнопку «Видалити обрану позицію з замовлення» (рисунок 3.8).

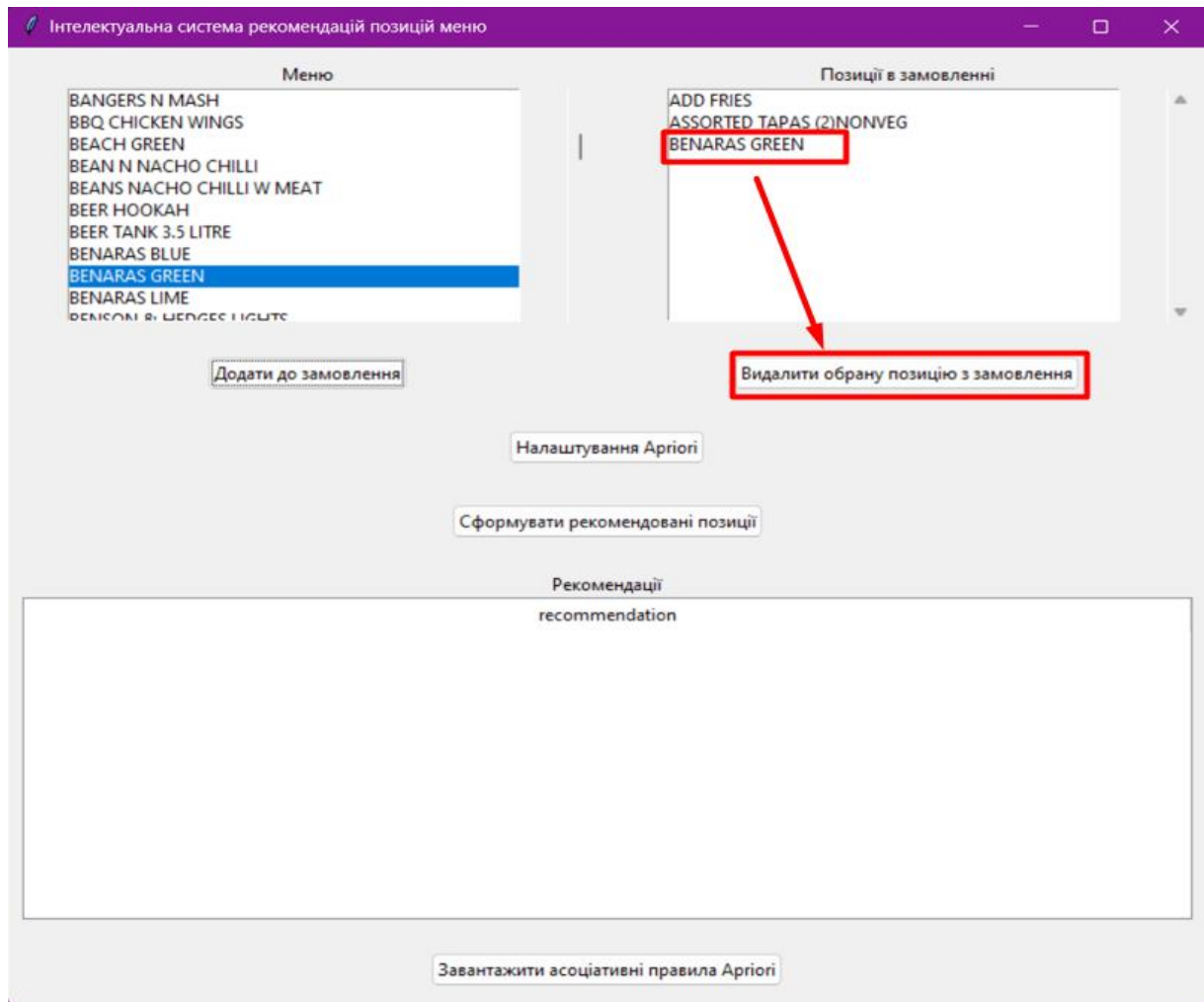


Рисунок 3.8 – Видалення позиції меню з замовлення

Для налаштування алгоритму Apriori необхідно натиснути кнопку «Налаштування Apriori». Відкриється нове вікно, де необхідно ввести значення мінімальної підтримки та мінімальної достовірності для алгоритму. За замовчуванням значення встановлено 0,001 та 0,01 (рисунок 3.9).

Тут же можна переглянути список замовлень, натиснувши кнопку «Показати список замовлень».

Після налаштування параметрів, необхідно натиснути «Сформувати асоціативні правила Apriori». Інтелектуальна система рекомендацій позицій меню застосує алгоритм Apriori до вхідних даних і створить асоціативні правила. Якщо жодних правил не знайдено, то буде отримане відповідне повідомлення (рисунок 3.10). Створені правила будуть відображені у відповідному розділі вікна налаштувань (рисунок 3.11).

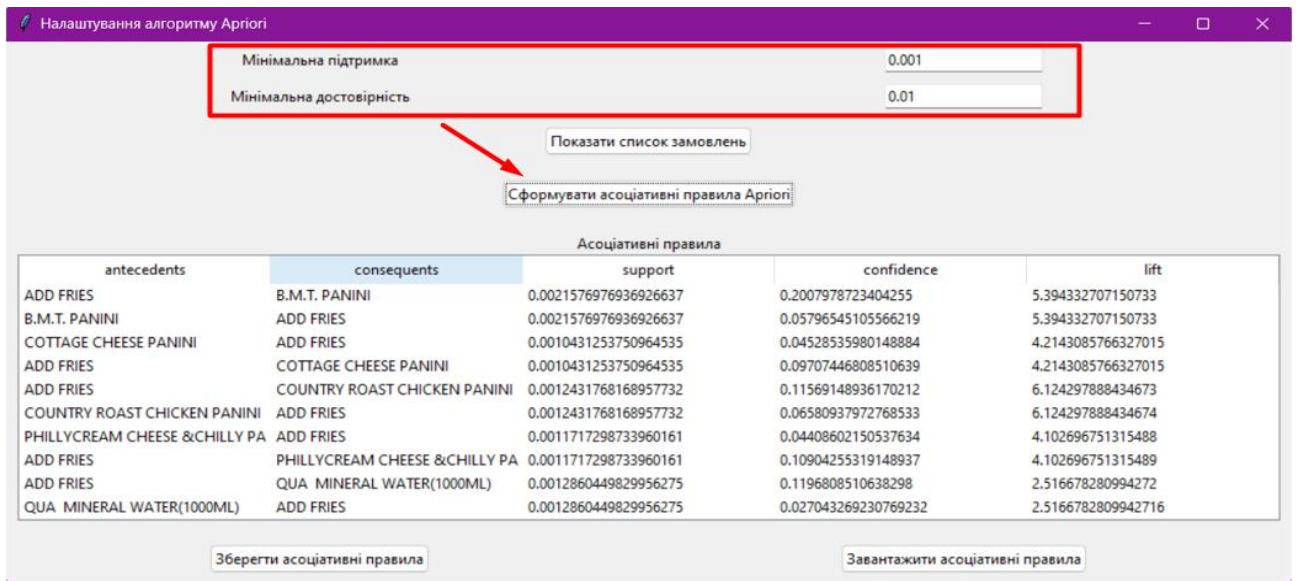


Рисунок 3.9 – Введення значень мінімальної підтримки та мінімальної достовірності для алгоритму Apriori

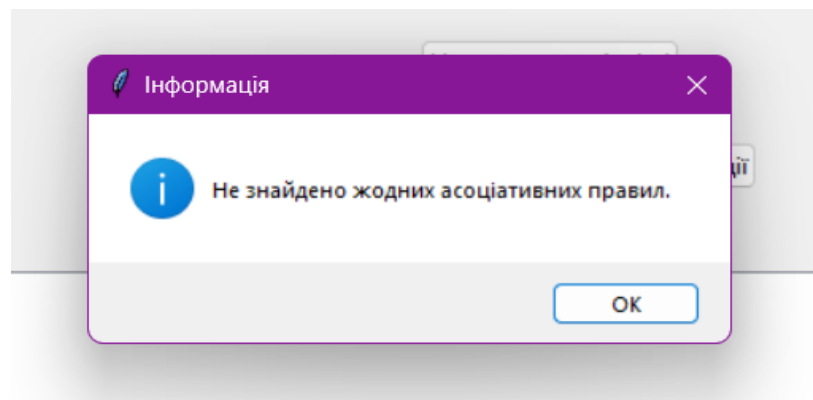


Рисунок 3.10 – Повідомлення про відсутність асоціативних правил алгоритму Apriori

Після формування правил їх необхідно зберегти, натиснувши кнопку «Зберегти асоціативні правила». Для цього потрібно вибрати місце та назву файлу, в який будуть збережені правила. Збереження асоціативних правил дозволяє використовувати їх у майбутньому без необхідності повторного навчання алгоритму. Завжди є можливість завантажити збережені правила у будь-який момент і використовувати їх для генерації рекомендацій.

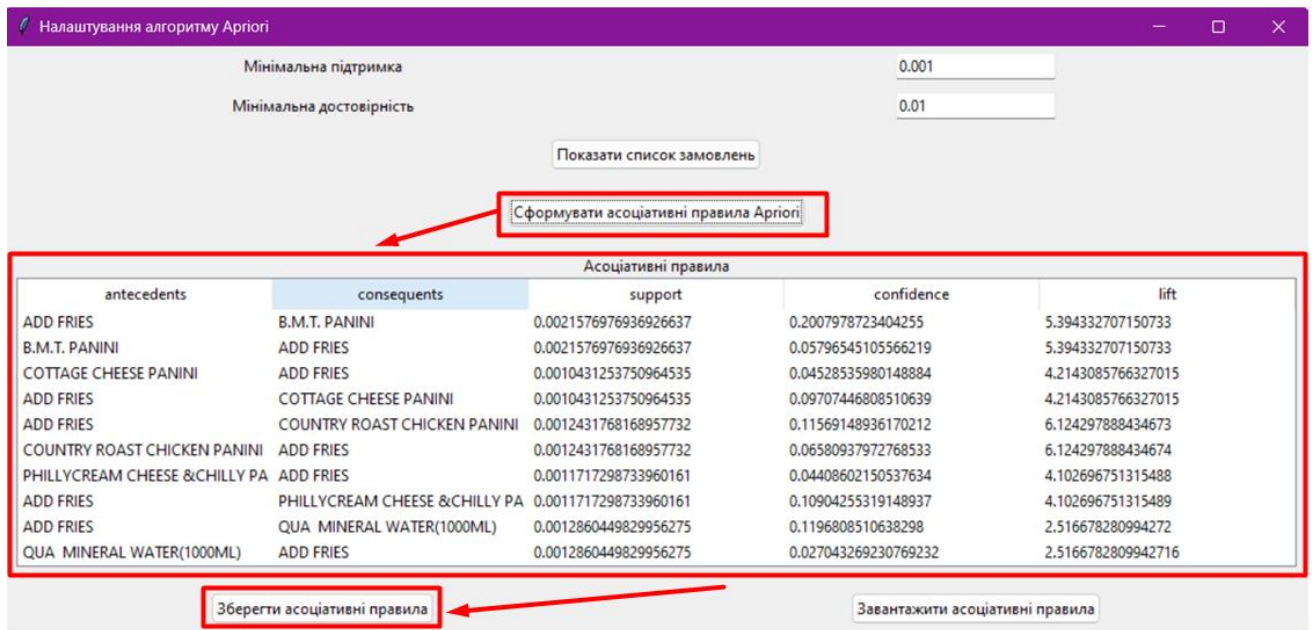


Рисунок 3.11 – Повідомлення про відсутність асоціативних правил алгоритму Apriori

Для завантаження збережених правил необхідно натиснути кнопку «Завантажити асоціативні правила», обрати файл з правилами, і вони будуть завантажені до інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню для подальшого формування рекомендації позицій меню (рисунок 3.12).

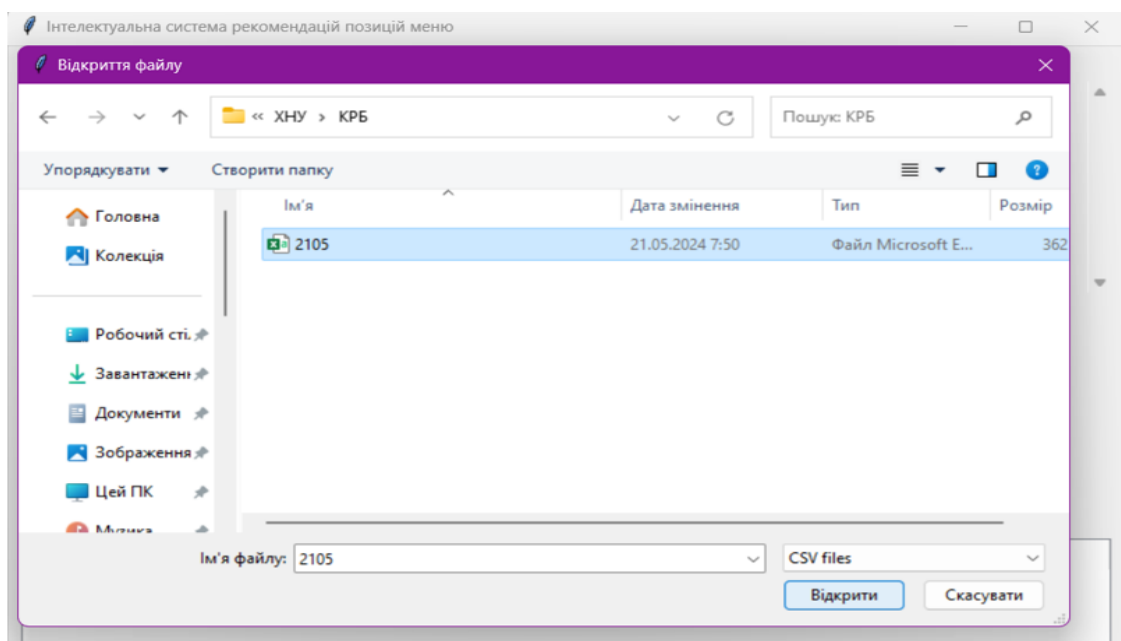


Рисунок 3.12 – Завантаження вже існуючих асоціативних правил алгоритму Apriori

Щоб отримати рекомендації на основі поточного списку позицій в замовленні, необхідно переконатися, що список не порожній, та натиснути кнопку «Сформувати рекомендовані позиції». У розділі «Рекомендації» з'являться позиції, рекомендовані на основі поточного списку позицій в замовленні та згенерованих асоціативних правил (рисунок 3.13).

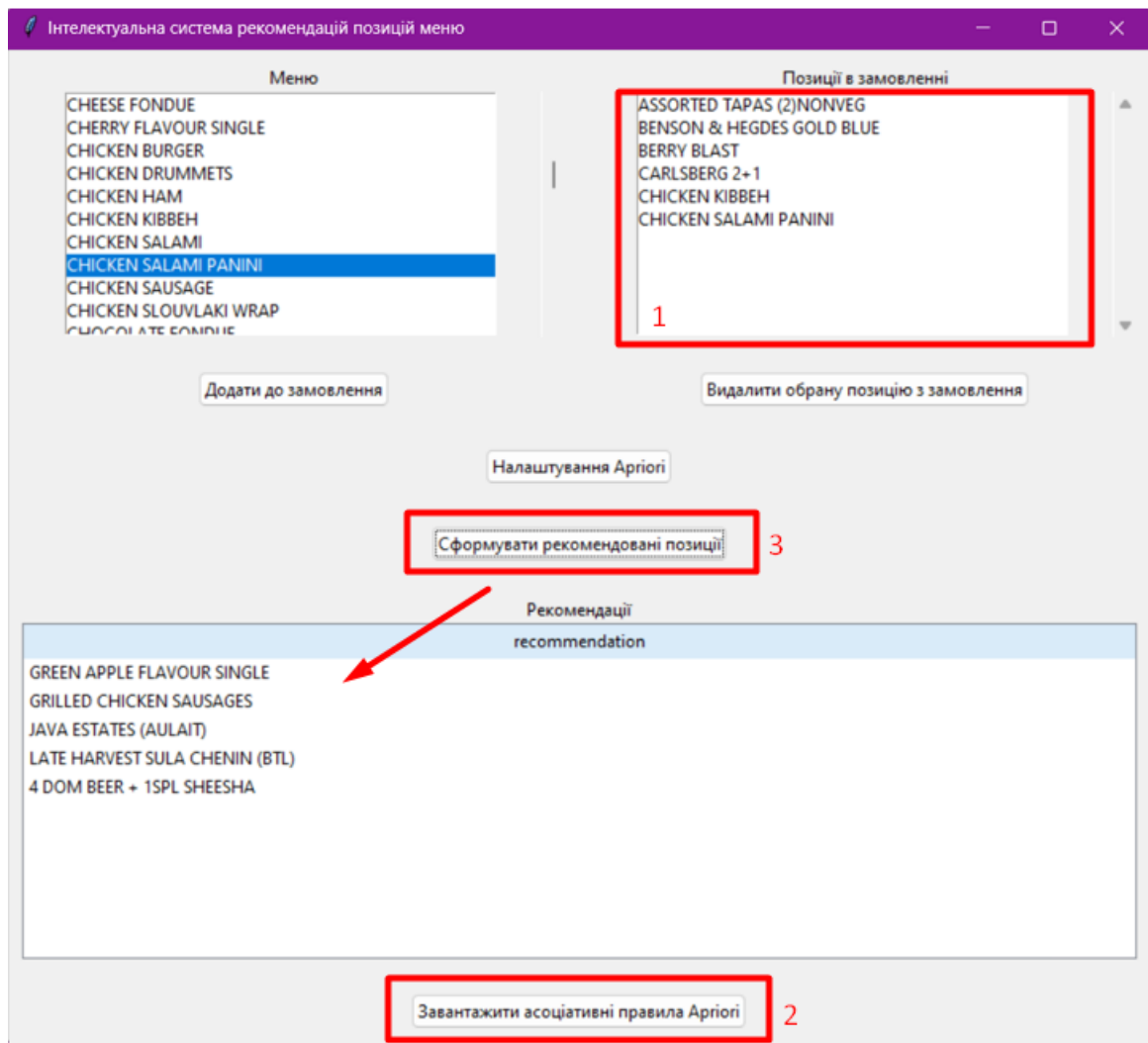


Рисунок 3.13 – Послідовність кроків для отримання рекомендованого списку позицій

Якщо не додано жодної позиції до списку позицій в замовленні, то інтелектуальна система рекомендацій позицій меню видасть попередження (рисунок 3.14). Так само, якщо не завантажено або не сформовано асоціативні правила, інтелектуальна система рекомендацій позицій меню попередить про це.

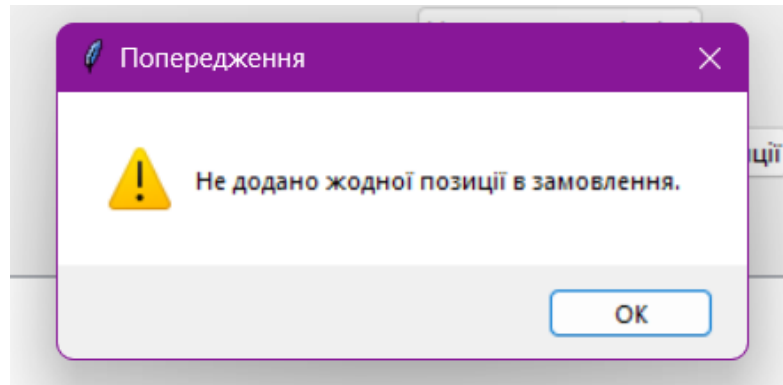


Рисунок 3.14 – Попередження про відсутність позицій меню у замовленні

Отже, інтелектуальна система рекомендацій позицій меню, розроблена на основі алгоритму Apriori, надає значну користь як для закладів харчування, так і для їх клієнтів. Використовуючи асоціативні правила, ця система дозволяє закладам харчування покращити обслуговування, збільшити задоволеність клієнтів і підвищити прибутковість. Дана інтелектуальна система є простою у використанні та не потребує особливих навичок.

### 3.7 Результати досліджень

В даному пункті представлені результати дослідження побудованих асоціативних правил. Для кращого розуміння якості сформованих асоціативних правил їх значення підтримки, впевненості і підйому зображено у вигляді 3D-візуалізації. Даний 3D-графік демонструє розподіл асоціативних правил за трьома ключовими метриками: підтримка (support), впевненість (confidence) та підйом (lift) (рисунок 3.15).

Підтримка яка відображена по осі X, вказує, наскільки часто набір позицій з'являється разом у даних. Висока підтримка означає, що правила, які включають цей набір предметів, зустрічаються часто.

Впевненість, яка відображена по осі Y, вказує на ймовірність того, що якщо одна позиція меню зустрічається, то і другий позиція також буде присутня.

Висока впевненість означає, що якщо перша частина правила виконується, друга також майже завжди буде виконуватися.

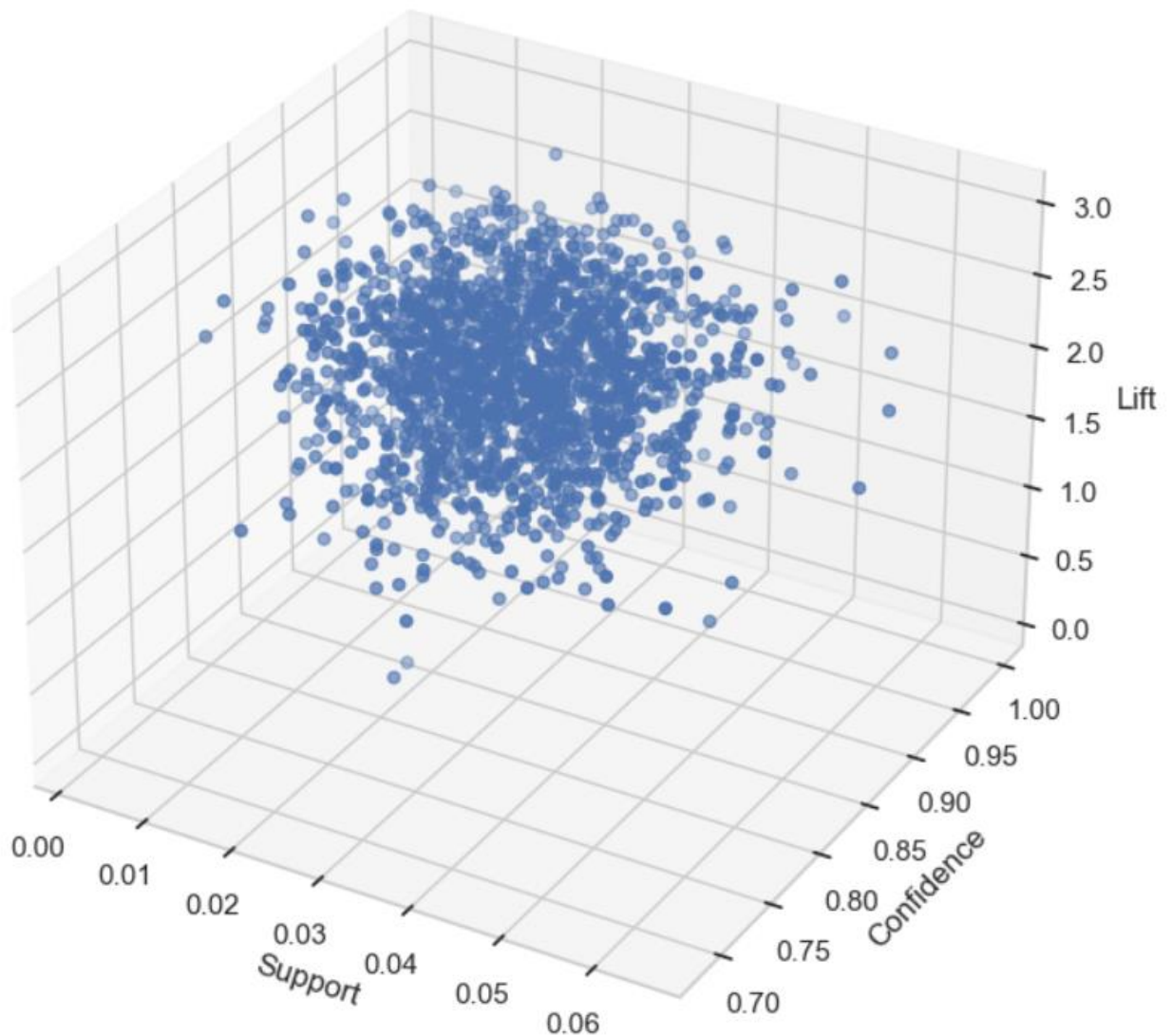


Рисунок 3.15 – Графік розподілу асоціативних правил за підтримкою, впевненістю та підйомом

Підйом, який відображений по осі Z, це метрика, яка вимірює, наскільки більше ймовірно, що друга частина правила зустрічається, коли зустрічається перша частина, порівняно з тим, якщо вони були б незалежними. Підйом  $> 1$  вказує на позитивну залежність між предметами.

Графік показує, що значення підтримки здебільшого знаходяться в межах від 0.01 до 0.05, значення впевненості – від 0.5 до 1.0, а підйому – від 0.5 до 3.0. Це вказує на те, що більшість правил у наборі даних мають досить високі

значення підтримки, впевненості та підйому. Високі значення підтримки, впевненості та підйому зазвичай свідчать про те, що знайдені асоціативні правила є корисними і можуть бути надійно використані для передбачення або рекомендації.

Велика кількість точок на графіку вказує на наявність багатьох правил, які задовольняють заданим пороговим значенням для підтримки, впевненості та підйому, а це свідчить про те, що багато правил є статистично значущими.

На рисунку 3.16 зображений розподіл кількості асоціативних правил, значення підйому яких більше 1 у відсотках. З даного рисунку видно, що більша частина асоціативних правил мають значення підйому 2-2,5. Це свідчить про те, що присутні сильні зв'язки між позиціями меню, що купувалися раніше, тому такі правила служать для генерації кращих рекомендацій.

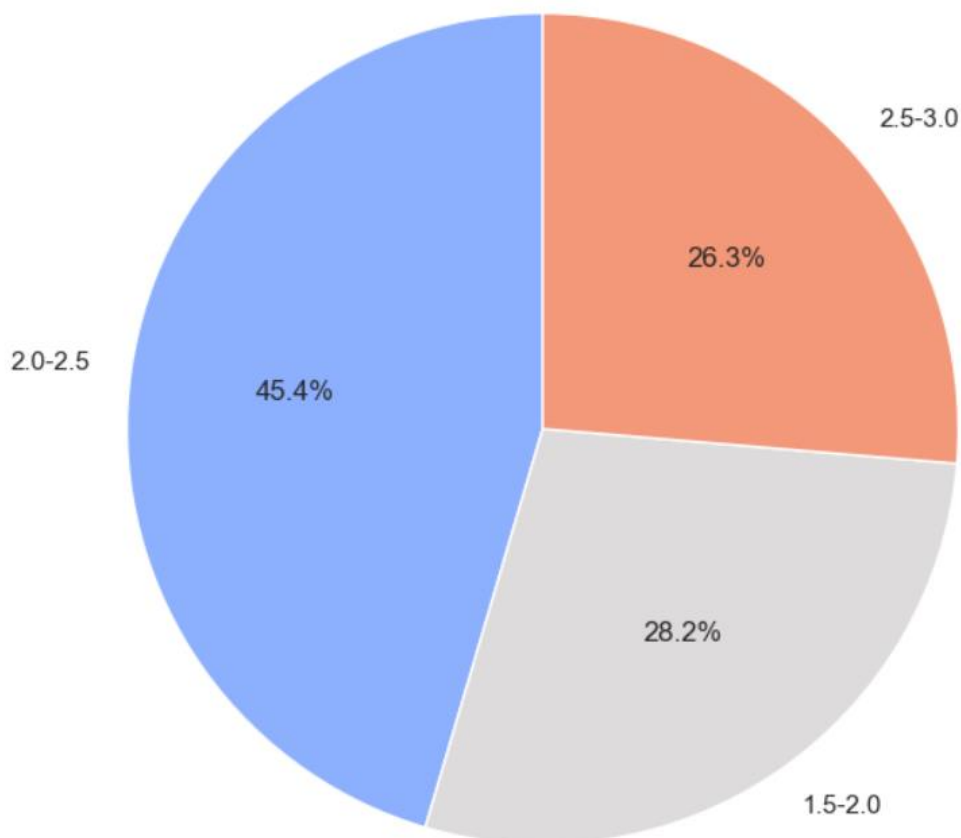


Рисунок 3.17 – Відсотковий розподіл значень підйому у побудованих асоціативних правилах

На рисунку 3.18 подано 2D розсіювальну діаграму, що показує залежність між підтримкою та впевненістю для побудованих асоціативних правил.

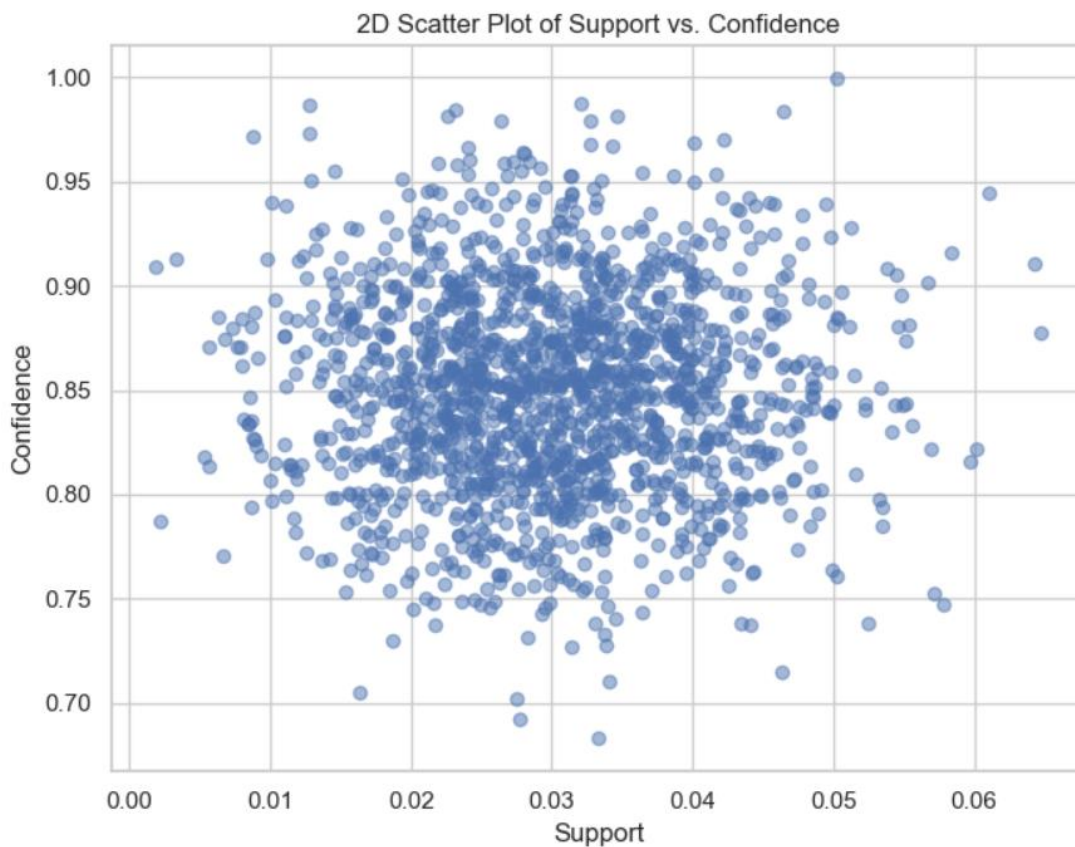


Рисунок 3.17 – Діаграма, що показує залежність між підтримкою та впевненістю

Більшість точок на графіку зосереджені в центральній частині, де підтримка варіюється від 0.01 до 0.04, а впевненість варіюється від 0.75 до 0.9.

Значення впевненості варіюються від 0.75 до 0.9, що вказує на те, що правила мають досить високу надійність. Більшість точок зосереджені в цьому діапазоні, що говорить про хорошу якість правил. Графік показує, що немає явної лінійної залежності між підтримкою та впевненістю. Це означає, що збільшення підтримки не обов'язково призводить до збільшення або зменшення впевненості і навпаки. Розподіл показує, що висока впевненість може бути досягнута навіть при низькій підтримці, що є типовим для асоціативних правил.

Отже, наведене дослідження демонструє, що більшість правил мають високі значення підтримки, впевненості та підйому, що вказує на хороші

асоціативні правила. А, отже, такі правила часто зустрічаються, мають високу ймовірність виконання та сильну асоціацію між позиціями меню.

### 3.8 Висновки до розділу 3

У розділі 3 було розглянуто програмну реалізацію у вигляді інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню. Дана система розроблена мовою програмування Python у середовищі розробки Pycharm. Розроблена система має три основні класи: Orders, AprioriAlgorithm та CafeInterface, кожен з яких відповідає за певний функціонал інтелектуальної системи та має визначені методи та взаємозв'язки з іншими класами.

Також у розділі детально розглянуто та описано особливості методу train() класу AprioriAlgorithm, що виконує навчання алгоритму Apriori на основі даних про замовлення для виявлення асоціативних правил. А також методу generate\_recommendations(), що відповідає за генерацію рекомендацій на основі асоціативних правил, які були створені за допомогою методу train().

Для тестування інтелектуальної системи рекомендацій позицій меню розроблено тест-кейси для перевірки основних функцій. В результаті тестування виявлено, що усі функції працюють коректно та відповідають меті розробки.

Також детально розглянуто послідовність роботи з інтелектуальною системою рекомендацій позицій меню. Дана система є простою в роботі та не потребує особливих навичок та знань.

Проведене дослідження показує, що більшість асоціативних правил характеризуються високими значеннями підтримки, впевненості та підйому. Отже, в зазначеному наборі даних існують досить сильні зв'язки між різними позиціями меню в транзакціях. Високі значення підтримки, впевненості та підйому свідчать про значну стабільність та достовірність виявлених асоціативних зв'язків.

## Загальні висновки

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було підвищення якості обслуговування клієнтів за рахунок прогнозування рекомендацій позицій меню для закладів харчування. Для досягнення поставленої мети виконано такі завдання:

- проведено аналіз інформаційних моделей області формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування;
- виконано огляд теоретичних підходів та обрати підхід для формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування засобами інтелектуального аналізу даних;
- проведено аналіз існуючого програмного забезпечення області формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування та існуючих публікацій за напрямком дослідження;
- створено метод формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування;
- спроектовано та описано інформаційну структуру системи формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування;
- обрано набір даних для навчання алгоритмічної компоненти методу;
- створено програмну реалізацію на основі створеного методу та спроектованої інформаційної системи;
- виконано тестування створеного програмного забезпечення;
- виконано дослідження ефективності створеного методу з використанням розробленого програмного забезпечення.

В результаті виконання кваліфікаційної роботи розроблено метод рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування та інтелектуальна система рекомендацій позицій меню, що дозволяє виконати дослідження розробленого методу. Розроблена інтелектуальна система виконує наступні функції:

- вивід списку позицій меню;

- додавання позицій меню зі списку в поточну транзакцію;
- побудова асоціативних правил на основі датасету зі списком минулих транзакцій;
- налаштування параметрів для побудови асоціативних правил;
- збереження побудованих асоціативних правил;
- завантаження існуючих асоціативних правил;
- генерація рекомендацій позицій меню на основі поточної транзакції та побудованих асоціативних правил;
- візуалізація на графіках дослідження побудованих асоціативних правил.

Проведене дослідження демонструє, що більшість правил мають високі значення підтримки, впевненості та підйому, що вказує на хороші асоціативні правила. А, отже, такі правила часто зустрічаються, мають високу ймовірність виконання та сильну асоціацію між предметами. А отже метод рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування має високу ефективність.

Перспективи та ступінь впровадження розробленого методу та інтелектуальної системи в індустрії харчування є значними. Сучасні тенденції до цифровізації та зростаючі вимоги до персоналізованого обслуговування клієнтів створюють сприятливі умови для впровадження інтелектуальних систем рекомендацій. Впровадження цього методу дозволить закладам харчування підвищити свою конкурентоспроможність, виділяючись серед інших за рахунок надання більш персоналізованого та привабливого сервісу. Такий підхід не тільки сприяє підвищенню рівня задоволеності клієнтів, але й стимулює додаткові покупки, що позитивно впливає на обсяг продажів і середній чек. Завдяки аналізу даних замовлень та виявленню частих комбінацій позицій меню, заклади можуть оптимізувати своє меню, акцентуючи увагу на найбільш популярних та взаємопов'язаних позиціях. Дана система також може бути інтегрована з існуючими системами управління замовленнями та CRM, що забезпечує її гнучкість і масштабованість.

Покращення методу рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування може полягати в тому, щоб враховувати сезонність при формуванні рекомендацій. Врахування сезонності дозволить системі надавати більш релевантні та актуальні рекомендації, відповідно до змін у поведінці споживачів протягом року. Наприклад, влітку клієнти можуть частіше обирати легкі та охолоджуючі страви, такі як салати та морозиво, тоді як взимку попит може зрости на гарячі страви та напої, такі як супи та гарячий шоколад.

## Перелік посилань

1. YC.Market. Громадське харчування України. URL: <https://catalog.youcontrol.market/hromadske-kharchuvannia>.
2. LinkedIn. The Role of Social Media in the Culinary Business. URL: <https://www.linkedin.com/pulse/role-social-media-culinary-business-nigel-moses/>
3. Lunchbox. How to stay competitive in the catering industry. URL: <https://restaurant.lunchbox.io/how-to-stay-competitive-in-the-catering-industry/>
4. Scispace. How does product affects catering services? URL: <https://typeset.io/questions/how-does-product-affects-catering-services-2c9fx9fbg0>
5. Binwise. Catering Menu Design: 5 Factors of Catering Menu Design URL: <https://home.binwise.com/blog/catering-menu-design>
6. Mriya Pizza. Головна. URL: <https://pizza-mriya.com>
7. PenState. Chapter 4 – Menus. URL: <https://psu.pb.unizin.org/hmd329/chapter/ch4>
8. Wikipedia. Інґредієнт. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/Інґредієнт>
9. Innovorder. Recruitment: the 5 key positions in the food service industry. URL: <https://www.innovorder.com/en/blog/recruitment-in-collective-restaurant>
10. Bonappetit. The Importance of Food Safety in Large Scale Catering. URL: <https://www.bonappetit.co.uk/the-importance-of-food-safety-in-large-scale-catering/>
11. LinkedIn. The 5 Elements of a Restaurant that Influence a Pleasant Atmosphere. URL: <https://www.linkedin.com/pulse/5-elements-restaurant-influence-pleasant-atmosphere-partsfe-uqxac/>
12. Cateringsight. 7 technologies catering businesses can use to streamline their operation. URL: <https://www.cateringsight.com/7-technologies-catering-businesses-can-use-to-streamline-their-operation/>
13. MoldStud. Implementing Online Catering Ordering Systems. URL: <https://moldstud.com/articles/p-implementing-online-catering-ordering-systems>

14. Google Patents. Food Recommendation Based on Order History. URL: <https://patents.google.com/patent/US20130339163A1/en>
15. G. M. Aditya. Machine Learning Based Platform and Recommendation System for Food Ordering Services within Premises,» 2021 2nd Global Conference for Advancement in Technology (GCAT), Bangalore, India, 2021, pp. 1-8. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9587601>
16. Medium. Restaurant Recommendation using collaborative filtering. URL: <https://medium.com/@pu231195/restaurant-recommendation-using-collaborative-filtering-b5f7634c6534>
17. Futurenow. Що таке data mining (аналіз даних)? URL: <https://futurenow.com.ua/shho-take-data-mining-analiz-danyh>
18. Cogneesol. How to Optimize Your Restaurant CRM Using Data Mining? URL: <https://www.cogneesol.com/blog/how-to-optimize-your-restaurant-crm-using-data-mining/>
19. Geeks for geeks. Types of Association Rules in Data Mining. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/types-of-association-rules-in-data-mining/>
20. Software Testing Help. Frequent Pattern (FP) Growth Algorithm In Data Mining. URL: <https://www.softwaretestinghelp.com/fp-growth-algorithm-data-mining>
21. Medium. Eclat Algorithm in Machine Learning. URL: <https://quality-life.medium.com/eclat-algorithm-in-machine-learning-fe07d33fcc5b>
22. Software testing help. Apriori Algorithm In Data Mining: Implementation With Examples. URL: <https://www.softwaretestinghelp.com/apriori-algorithm>
23. Mriya Pizza. Піца. URL: <https://pizza-mriya.com/product-category/pitstsa/>
24. Piccolino trattoria. Головна. URL: <https://piccolinotrattoria.choiceqr.com/popular>
25. Piccolino trattoria. Популярне. URL: <https://piccolinotrattoria.choiceqr.com/popular>
26. K. Kosim, P. Reza. Recommendation System Algorithm Content-Based Filtering Method to Provide Drink Menu Recommendations. Journal of Mathematics

Instruction, Social Research and Opinion. 2. pp. 158-168. URL: [https://www.researchgate.net/publication/372050517\\_Recommendation\\_System\\_Algorithm\\_Content-Based\\_Filtering\\_Method\\_to\\_Provide\\_Drink\\_Menu\\_Recommendations](https://www.researchgate.net/publication/372050517_Recommendation_System_Algorithm_Content-Based_Filtering_Method_to_Provide_Drink_Menu_Recommendations)

27. A. K. Sah, V. K. Predictive Modeling for Restaurant Menu Customization: An FP-Growth Algorithm-Based Solution, 2024 IEEE International Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science (SCEECS), Bhopal, India, 2024, pp. 1-6. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10482175>

28. Конспект лекцій. Асоціативні правила. URL: [https://sau.nmu.org.ua/ua/osvita/metod/magistr/Self\\_conditioning\\_of\\_complex\\_systems\(Lecture\)\\_NMU\\_SAU.pdf](https://sau.nmu.org.ua/ua/osvita/metod/magistr/Self_conditioning_of_complex_systems(Lecture)_NMU_SAU.pdf)

29. Medium. Apriori Algorithm In Data Mining: Implementation, Examples, and More. URL: <https://www.simplilearn.com/tutorials/machine-learning-tutorial/apriori-algorithm-in-data-mining>

30. Medium. Apriori Algorithm In Data Mining: Implementation, Examples, and More. URL: <https://medium.com/@byanalytixlabs/apriori-algorithm-in-data-mining-implementation-examples-and-more-ab17662ecb0e>

31. Kaggle. Menu analysis for a Restaurent. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/ankitverma2010/cafe-data>

32. Pandas. URL: <https://pandas.pydata.org>

33. PyPI. Machine Learning Library Extensions. URL: <https://pypi.org/project/mlxtend/0.1.7/>

34. Python. Tkinter – Python interface to Tcl/Tk. URL: <https://docs.python.org/uk/3/library/tkinter.html>

35. upGrad. Top 10 Reasons Why Python is So Popular With Developers in 2024. URL: <https://www.upgrad.com/blog/reasons-why-python-popular-with-developers/>

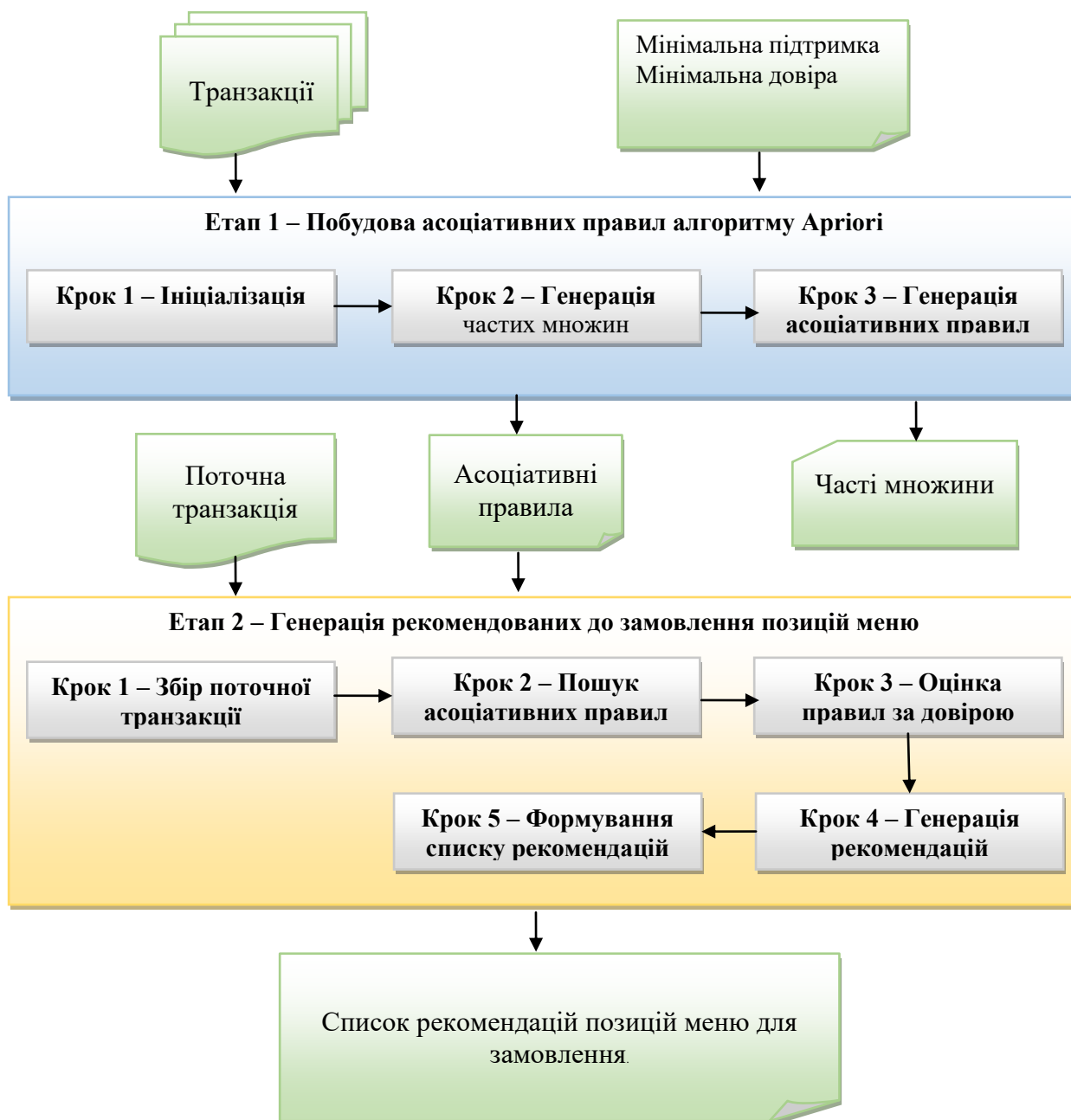
36. Medium. Why Python Is So Popular Even Though It's Super Slow. URL: <https://medium.com/@innvonixtechsolutions/why-python-is-so-popular-even-though-its-super-slow-cedfa2b8fe68>

37. ComponentSource. About PyCharm. URL:  
<https://www.componentsource.com/product/pycharm/about>
38. Naukri. Top 12 Reasons For Using PyCharm in 2024.  
<https://www.naukri.com/code360/library/top-12-reasons-for-using-pycharm-in-2024>

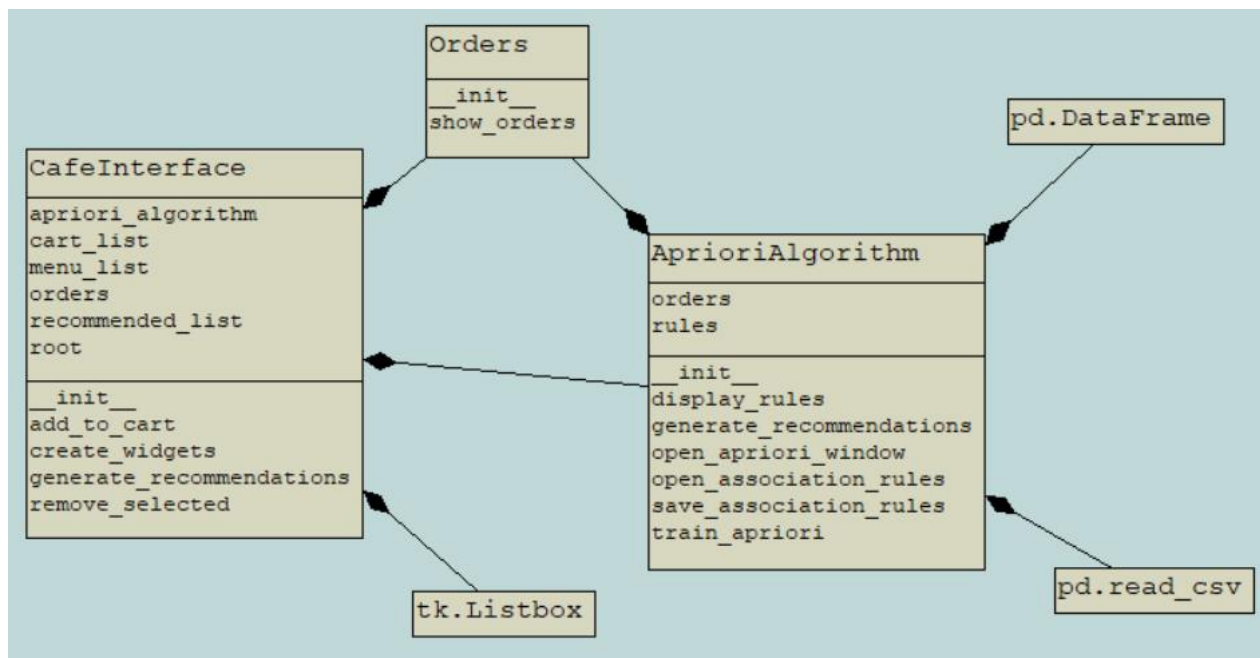
# ДОДАТКИ

## Додаток А

## Схема методу рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування



## Додаток Б

Розгорнута діаграма класів інтелектуальної системи рекомендацій позицій  
меню

## Додаток В

### Програмні коди

```

import tkinter as tk
from tkinter import ttk, filedialog
import pandas as pd
from mlxtend.frequent_patterns import apriori
from mlxtend.frequent_patterns import association_rules
from mlxtend.preprocessing import TransactionEncoder
import tkinter.messagebox as messagebox

def add_to_cart():
    selected_item = menu_list.get(tk.ACTIVE)
    cart_list.insert(tk.END, selected_item)

def remove_selected():
    selected_index = cart_list.curselection()
    if selected_index:
        cart_list.delete(selected_index)

def open_apriori_window():
    apriori_window = tk.Toplevel(root)
    apriori_window.title("Налаштування алгоритму Apriori")

    min_support_var = tk.DoubleVar(value=0.001)
    min_support_entry = ttk.Entry(apriori_window, textvariable=min_support_var)
    min_support_entry.grid(row=0, column=1, padx=10, pady=5)
    min_support_label = ttk.Label(apriori_window, text="Мінімальна підтримка")
    min_support_label.grid(row=0, column=0, padx=10, pady=5)

    min_confidence_var = tk.DoubleVar(value=0.01)
    min_confidence_entry = ttk.Entry(apriori_window, textvariable=min_confidence_var)
    min_confidence_entry.grid(row=1, column=1, padx=10, pady=5)
    min_confidence_label = ttk.Label(apriori_window, text="Мінімальна достовірність")
    min_confidence_label.grid(row=1, column=0, padx=10, pady=5)

def show_orders():
    orders_window = tk.Toplevel(apriori_window)
    orders_window.title("Список замовлень")

    orders_text = tk.Text(orders_window, height=20, width=50)
    orders_text.pack(padx=10, pady=10)

    try:
        df = pd.read_excel("new_Cafe_Data.xlsx")
        orders_text.insert(tk.END, df.to_string(index=False))
    except FileNotFoundError:
        orders_text.insert(tk.END, "Файл new_Cafe_Data.xlsx не знайдено.")

    orders_text.config(state=tk.DISABLED)

    show_orders_button = ttk.Button(apriori_window, text="Показати список замовлень",
    command=show_orders)
    show_orders_button.grid(row=2, column=0, columnspan=2, padx=10, pady=10)

def train_apriori():
    try:
        df = pd.read_excel("new_Cafe_Data.xlsx")
    except FileNotFoundError:
        messagebox.showerror("Помилка", "Файл new_Cafe_Data.xlsx не знайдено.")
        return

    basket_sets = df["Item Desc"].apply(lambda x: x.split(', '))

    te = TransactionEncoder()
    basket_sets = te.fit_transform(basket_sets)
    basket_sets = pd.DataFrame(basket_sets, columns=te.columns_)

```

```

        frequent_itemsets = apriori(basket_sets, min_support=min_support_var.get(),
use_colnames=True)
        global rules
        rules = association_rules(frequent_itemsets, metric="confidence",
min_threshold=min_confidence_var.get())

        if rules.empty:
            messagebox.showinfo("Інформація", "Не знайдено жодних асоціативних правил.")
        else:
            messagebox.showinfo("Інформація", "Асоціативні правила створено успішно.")
            display_rules()

def display_rules():
    for row in rules_tree.get_children():
        rules_tree.delete(row)
    for _, rule in rules.iterrows():
        rules_tree.insert("", "end", values=(
            ', '.join(list(rule['antecedents'])),
            ', '.join(list(rule['consequents'])),
            rule['support'],
            rule['confidence'],
            rule['lift']
        ))

    train_button = ttk.Button(apriori_window, text="Сформувати асоціативні правила Apriori",
command=train_apriori)
    train_button.grid(row=3, column=0, columnspan=2, padx=10, pady=10)

    rules_frame = ttk.Frame(apriori_window, width=800, height=350)
    rules_frame.grid(row=4, column=0, columnspan=2, padx=10, sticky="nsew")
    rules_label = ttk.Label(rules_frame, text="Асоціативні правила")
    rules_label.pack()

    columns = ("antecedents", "consequents", "support", "confidence", "lift")
    rules_tree = ttk.Treeview(rules_frame, columns=columns, show="headings")
    for col in columns:
        rules_tree.heading(col, text=col)
    rules_tree.pack(fill="both", expand=True)

    apriori_window.columnconfigure(0, weight=1)
    apriori_window.columnconfigure(1, weight=1)

    save_button = ttk.Button(apriori_window, text="Зберегти асоціативні правила",
command=save_association_rules)
    save_button.grid(row=5, column=0, padx=10, pady=10)

    load_button = ttk.Button(apriori_window, text="Завантажити асоціативні правила",
command=lambda: open_association_rules(True))
    load_button.grid(row=5, column=1, padx=10, pady=10)

def generate_recommendations():
    if 'rules' not in globals() or rules.empty:
        messagebox.showwarning("Попередження", "Асоціативні правила не завантажені або не сформовані.")
        return

    if not cart_list.size():
        messagebox.showwarning("Попередження", "Ваш кошик порожній.")
        return

    cart_items = set(cart_list.get(0, tk.END))
    recommended_items = set()

    for _, rule in rules.iterrows():
        antecedents = set(rule['antecedents'].replace("frozenset({'", ""}).replace("{})",
"".split(", ")))
        if cart_items.issubset(antecedents):
            consequents = set(rule['consequents'].replace("frozenset({'", ""}).replace("{})",
"".split(", ")))

```

```

        recommended_items.update(consequents)

recommended_items.difference_update(cart_items)

for row in recommended_list.get_children():
    recommended_list.delete(row)

for item in recommended_items:
    recommended_list.insert("", "end", values=(item,))

if not recommended_items:
    messagebox.showinfo("Інформація", "Не знайдено жодних рекомендацій.")

def open_association_rules(show_rules=False):
    filename = filedialog.askopenfilename(filetypes=(("CSV files", "*.csv"), ("All files",
    "*. *")))
    if filename:
        try:
            global rules
            rules = pd.read_csv(filename)
            messagebox.showinfo("Інформація", f"Асоціативні правила завантажено з {filename}.")
            if show_rules:
                view_rules_window = tk.Toplevel(root)
                view_rules_window.title("Перегляд асоціативних правил")

                columns = ("antecedents", "consequents", "support", "confidence", "lift")
                view_rules_tree = ttk.Treeview(view_rules_window, columns=columns,
                show="headings")
                for col in columns:
                    view_rules_tree.heading(col, text=col)
                view_rules_tree.pack(fill="both", expand=True)

                for _, rule in rules.iterrows():
                    view_rules_tree.insert("", "end", values=(
                        ', '.join(list(rule['antecedents'])),
                        ', '.join(list(rule['consequents'])),
                        rule['support'],
                        rule['confidence'],
                        rule['lift']
                    ))
            except Exception as e:
                messagebox.showerror("Помилка", f"Не вдалося завантажити асоціативні правила: {e}")

def save_association_rules():
    filename = filedialog.asksaveasfilename(defaulttextextension=".csv", filetypes=(("CSV files",
    "*.csv"), ("All files", "*. *")))
    if filename:
        try:
            rules.to_csv(filename, index=False)
            messagebox.showinfo("Інформація", f"Асоціативні правила збережено у {filename}.")
        except Exception as e:
            messagebox.showerror("Помилка", f"Не вдалося зберегти асоціативні правила: {e}")

root = tk.Tk()
root.title("Меню та кошик")
root.geometry("800x700")

menu_frame = ttk.Frame(root, width=400, height=350)
menu_frame.grid(row=0, column=0, padx=10, pady=10, sticky="nsew")
menu_label = ttk.Label(menu_frame, text="Меню")
menu_label.pack()

menu_list = tk.Listbox(menu_frame, height=10, width=50)
menu_list.pack(side=tk.LEFT, fill=tk.Y, expand=True)

with open("menu.txt", "r") as file:
    menu_items = sorted([line.strip() for line in file])
    for item in menu_items:
        menu_list.insert(tk.END, item)

```

```

menu_scrollbar = ttk.Scrollbar(menu_frame, orient=tk.VERTICAL, command=menu_list.yview)
menu_scrollbar.pack(side=tk.RIGHT, fill=tk.Y)
menu_list.config(yscrollcommand=menu_scrollbar.set)

add_button = ttk.Button(root, text="Додати до кошика", command=add_to_cart)
add_button.grid(row=1, column=0, padx=10, pady=10)

cart_frame = ttk.Frame(root, width=400, height=350)
cart_frame.grid(row=0, column=1, padx=10, pady=10, sticky="nsew")
cart_label = ttk.Label(cart_frame, text="Кошик")
cart_label.pack()

cart_list = tk.Listbox(cart_frame, height=10, width=50)
cart_list.pack(side=tk.LEFT, fill=tk.Y, expand=True)

cart_scrollbar = ttk.Scrollbar(cart_frame, orient=tk.VERTICAL, command=cart_list.yview)
cart_scrollbar.pack(side=tk.RIGHT, fill=tk.Y)
cart_list.config(yscrollcommand=cart_scrollbar.set)

remove_button = ttk.Button(root, text="Видалити обрану позицію з кошика", command=remove_selected)
remove_button.grid(row=1, column=1, columnspan=1, padx=10, pady=5)

recommend_frame = ttk.Frame(root, width=800, height=200)
recommend_frame.grid(row=4, column=0, columnspan=2, padx=10, pady=10, sticky="nsew")
recommend_label = ttk.Label(recommend_frame, text="Рекомендації")
recommend_label.pack()

columns = ("recommendation",)
recommended_list = ttk.Treeview(recommend_frame, columns=columns, show="headings")
for col in columns:
    recommended_list.heading(col, text=col)
recommended_list.pack(fill="both", expand=True)

apriori_button = ttk.Button(root, text="Налаштування Apriori", command=open_apriori_window)
apriori_button.grid(row=2, column=0, columnspan=2, padx=10, pady=10)

recommend_button = ttk.Button(root, text="Сформувати рекомендації",
command=generate_recommendations)
recommend_button.grid(row=3, column=0, columnspan=2, padx=10, pady=10)

load_rules_button = ttk.Button(root, text="Завантажити асоціативні правила",
command=open_association_rules)
load_rules_button.grid(row=5, column=0, columnspan=2, padx=10, pady=10)

root.columnconfigure(0, weight=1)
root.columnconfigure(1, weight=1)
root.rowconfigure(0, weight=1)
root.rowconfigure(1, weight=1)
root.rowconfigure(2, weight=1)
root.rowconfigure(3, weight=1)
root.rowconfigure(4, weight=1)
root.rowconfigure(5, weight=1)

root.mainloop()

```

## Додаток Г

### Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

# МЕТОД РЕКОМЕНДАЦІЇ ПОЗИЦІЙ МЕНЮ ЗАСОБАМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ ДЛЯ ЗАКЛАДІВ ХАРЧУВАННЯ



**Виконав:**  
*студент групи КН-20-1*  
**Владислав ДЕРЖАК**



**Керівник:**  
*ст. викладач кафедри КН*  
**Тетяна СКРИПНИК**

## Актуальність

Зростаюча конкуренція в індустрії харчування, підвищення вимог клієнтів до якості обслуговування та швидкий розвиток технологій створюють необхідність для закладів харчування впроваджувати новітні технологічні рішення.

Персоналізовані рекомендації сприяють підвищенню задоволення клієнтів. Споживачі цінують індивідуальний підхід, коли їм пропонують страви, що відповідають їхнім вподобанням та попереднім замовленням.

Завдяки аналізу попередніх даних про замовлення, можна оптимізувати меню, зосередившись на найбільш популярних та прибуткових позиціях, тому це допомагає знижувати витрати на маркетинг та управління запасами, а також підвищує операційну ефективність.

Отже, розробка методу рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування сприятиме підвищенню якості обслуговування клієнтів за рахунок прогнозування рекомендацій позицій меню для закладів харчування.

## Мета і задачі роботи

**Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення якості обслуговування клієнтів за рахунок прогнозування рекомендацій позицій меню для закладів харчування.**

Для досягнення поставленої мети слід вирішити такі **завдання**:

- провести аналіз інформаційних моделей області формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування;
- виконати огляд теоретичних підходів та обрати підхід для формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування засобами інтелектуального аналізу даних;
- провести аналіз існуючого програмного забезпечення області формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування та існуючих публікацій за напрямком дослідження;
- створити метод формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування;
- спроектувати та описати інформаційну структуру системи формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування;
- обрати набір даних для навчання алгоритмічної компоненти методу;
- створити програмну реалізацію на основі створеного методу та спроектованої інформаційної системи;
- виконати тестування створеного програмного забезпечення, а також дослідження ефективності створеного методу з використанням розробленого програмного забезпечення.

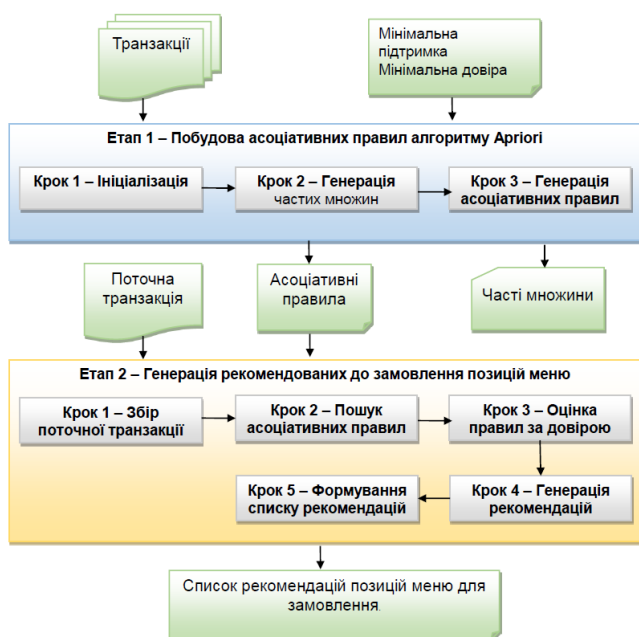
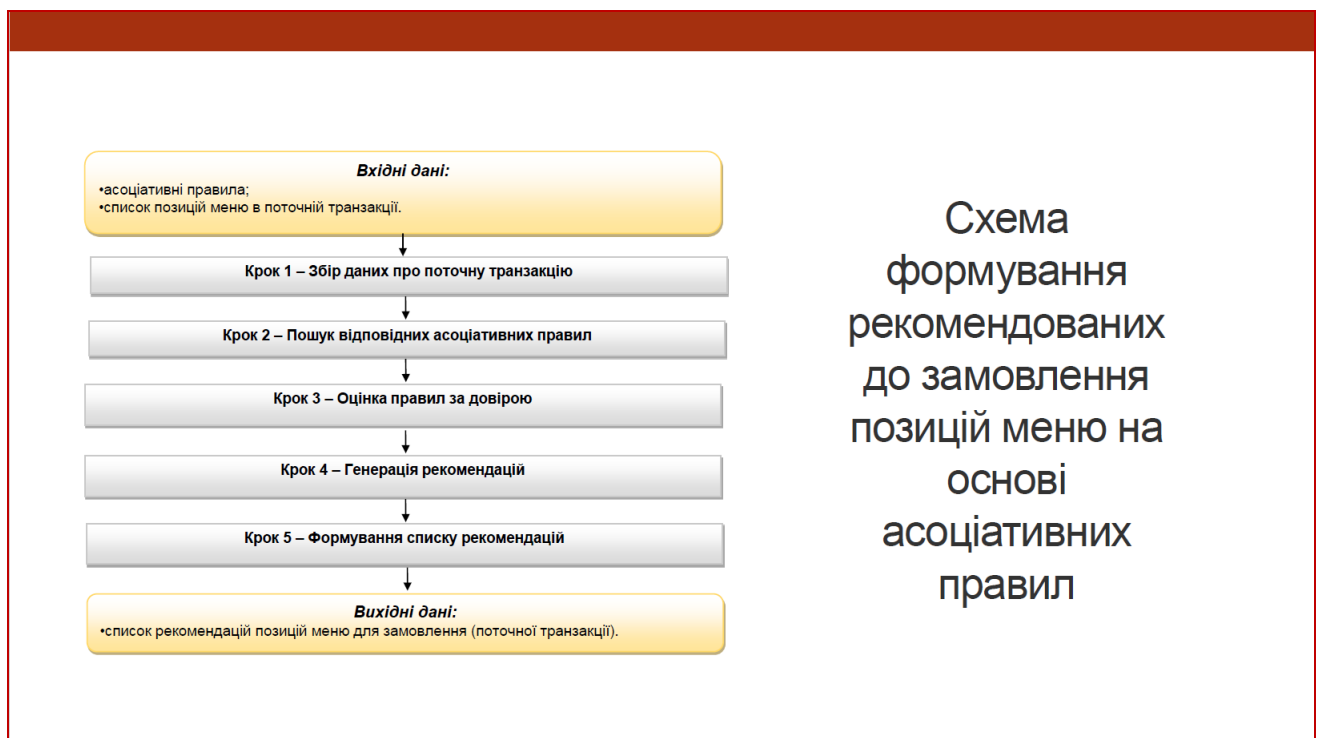
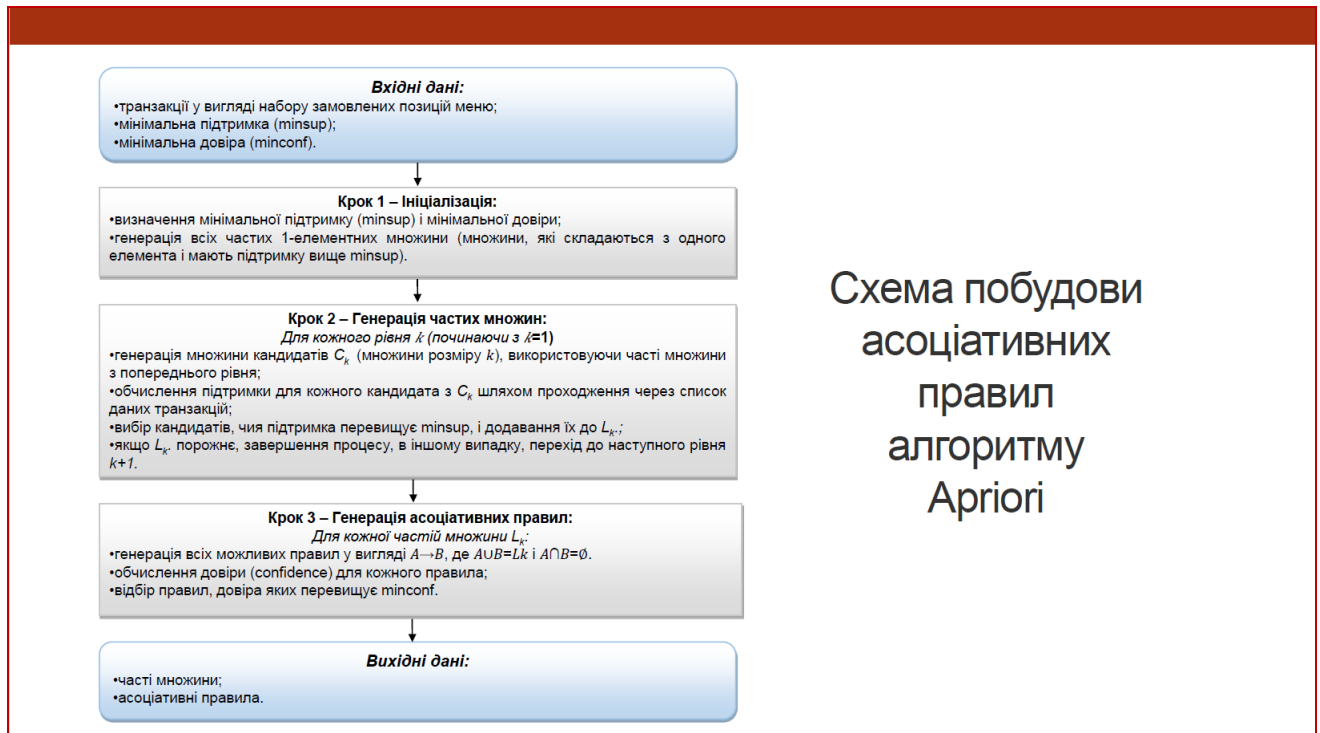


Схема методу  
рекомендації  
позицій меню  
засобами  
інтелектуального  
аналізу даних для  
закладів  
харчування





### Структура датасету «Menu analysis for a Restaurant»

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	date	Bill Number	Item Desc	Quantity	Rate	Tax	Discount	Total	Category
2	01.04.2010 13:15	60470115	QUA MINERAL WATER(1000ML)	1	50	11.88	0	61.88	BEVERAGE
3	01.04.2010 13:15	60470115	MONSOON MALABAR (AULAIT)	1	100	23.75	0	123.75	BEVERAGE
4	01.04.2010 13:17	60470116	MASALA CHAI CUTTING	1	40	9.5	0	49.5	BEVERAGE
5	01.04.2010 13:19	60470117	QUA MINERAL WATER(1000ML)	1	50	11.88	0	61.88	BEVERAGE
6	01.04.2010 1:20	60470283	MOROCCAN MINT TEA	1	45	10.69	0	55.69	BEVERAGE
7	01.04.2010 1:20	60470283	QUA MINERAL WATER(1000ML)	1	50	11.88	0	61.88	BEVERAGE
8	01.04.2010 13:21	60470118	MASALA CHAI CUTTING	1	40	9.5	0	49.5	BEVERAGE
9	01.04.2010 13:21	60470118	MOROCCAN MINT TEA	1	45	10.69	0	55.69	BEVERAGE
10	01.04.2010 1:29	60470284	CAPPUCCINO	1	60	24.25	0	74.25	BEVERAGE
11	01.04.2010 1:29	60470285	MOROCCAN MINT TEA	1	45	10.69	0	55.69	BEVERAGE
12	01.04.2010 1:29	60470285	SUMATRA MANDHELING (REG)	1	95	22.56	0	117.56	BEVERAGE
13	01.04.2010 1:29	60470285	BRAZIL BOURBONSANTOS (AULAIT)	1	115	27.31	0	142.31	BEVERAGE
14	01.04.2010 13:36	60470120	LEMON ICED TEA	1	85	20.19	0	105.19	BEVERAGE
15	01.04.2010 13:42	60470122	COUNTRY LEMONADE	1	85	20.19	0	105.19	BEVERAGE

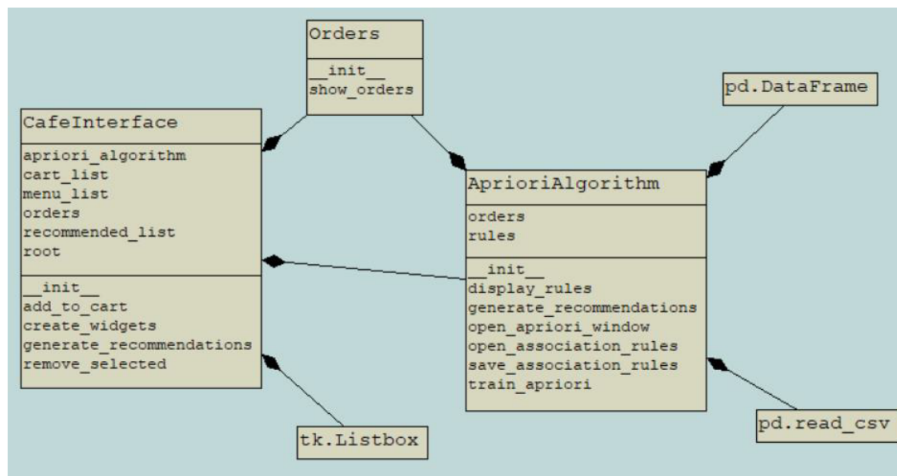


	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	COSTARICA TARRAZU (REG)									
2	SILVER APPLE SINGLE									
3	CHAI LATTE, PINK LEMONADE, CRUMBED TOFU CRUSTINI, ROMA TOMATO & JALAPENO CROQUE									
4	QUA MINERAL WATER(1000ML), NIRVANA HOOKAH SINGLE									
5	NIRVANA HOOKAH SINGLE									
6	QUA MINERAL WATER(1000ML), CAPPUCCINO, ITALIAN OMELETTE BREAKFAST									
7	QUA MINERAL WATER(1000ML), MONSOON MALABAR (AULAIT), SPANISH OMELETTE BREAKFAST									
8	MASALA CHAI CUTTING, MINT FLAVOUR SINGLE									

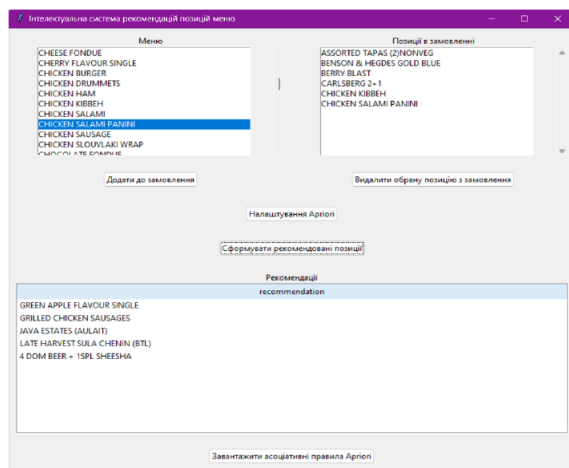
Модифікований вхідний датасет для роботи алгоритму Apriori

Підготовка робочих вхідних даних для системи

## Діаграма класів інформаційної системи



## Інтелектуальна система рекомендацій позицій меню



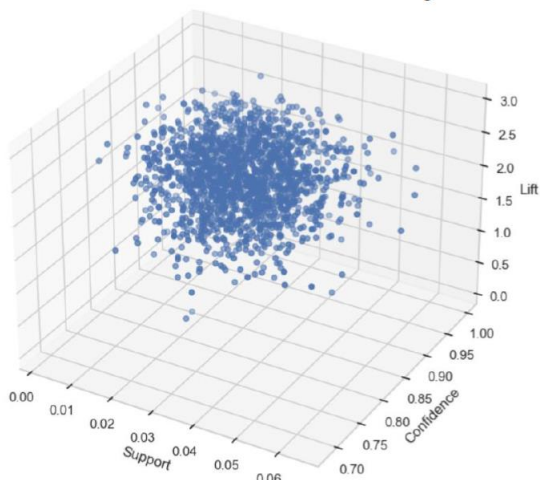
Сформовані рекомендації позицій меню

The screenshot shows a window titled 'Налаштування алгоритму Apriori'. It has two input fields: 'Мінімальна підтримка' (Minimum support) set to 0.001 and 'Мінімальна достовірність' (Minimum confidence) set to 0.01. There are buttons for 'Показати список замовлень' (Show order list) and 'Сформувати асоціативні правила Apriori' (Generate Apriori association rules). Below is a table of generated association rules.

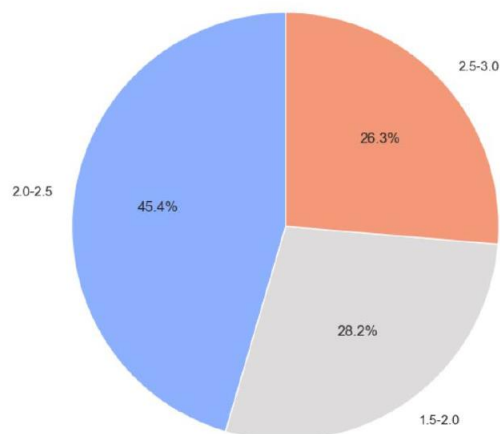
antecedents	consequents	support	confidence	lift
ADD FRIES	B.M.T. PANINI	0.002157697663604637	0.2007079723404255	5.394332707150733
B.M.T. PANINI	ADD FRIES	0.002157697663604637	0.05796545105566219	5.394332707150733
COTTAGE CHEESE PANINI	ADD FRIES	0.0010431253750964535	0.04528525980148884	4.2143085786327015
ADD FRIES	COTTAGE CHEESE PANINI	0.0010431253750964535	0.09707446808910639	4.2143085786327015
ADD FRIES	COUNTRY ROAST CHICKEN PANINI	0.0012431768168957732	0.11589148926170212	6.134297688624673
COUNTRY ROAST CHICKEN PANINI	ADD FRIES	0.0012431768168957732	0.06309051972768512	6.134297688624673
PHILLYCREAM CHEESE & CHILLY PA	ADD FRIES	0.0011717298733960161	0.0448862150597834	4.102696751315489
ADD FRIES	PHILLYCREAM CHEESE & CHILLY PA	0.0011717298733960161	0.1090425319148937	4.102696751315489
ADD FRIES	QUA MINERAL WATER(1000ML)	0.0012860449829596275	0.1198808510038238	2.516678280994272
QUA MINERAL WATER(1000ML)	ADD FRIES	0.0012860449829596275	0.02704526923769232	2.516678280994272

Побудовані асоціативні правила

## Результати досліджень

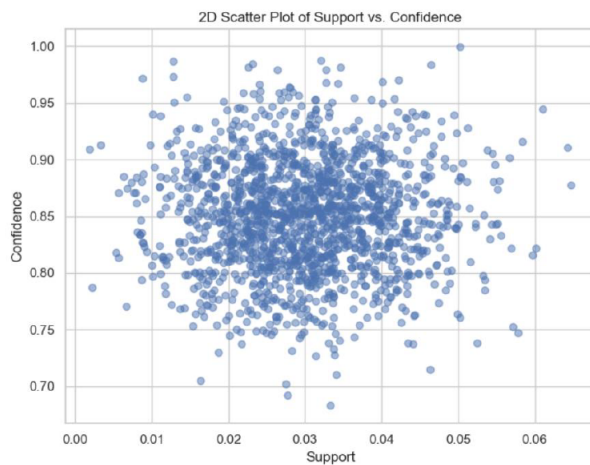


Графік розподілу асоціативних правил за підтримкою, впевненістю та підйомом



Відсотковий розподіл значень підйому у побудованих асоціативних правилах

## Результати досліджень



Діаграма, що показує залежність між підтримкою та впевненістю

Проведене дослідження демонструє, що більшість правил мають високі значення підтримки, впевненості та підйому, що вказує на хороші асоціативні правила. А, отже, такі правила часто зустрічаються, мають високу ймовірність виконання та сильну асоціацію між позиціями меню.

## Висновки

**Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було підвищення якості обслуговування клієнтів за рахунок прогнозування рекомендацій позицій меню для закладів харчування.**

**Для досягнення поставленої мети виконано такі завдання:**

- проведено аналіз інформаційних моделей області формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування;
- виконано огляд теоретичних підходів та обрати підхід для формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування засобами інтелектуального аналізу даних;
- проведено аналіз існуючого програмного забезпечення області формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування та існуючих публікацій за напрямком дослідження;
- створено метод формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування;
- спроектовано та описано інформаційну структуру системи формування рекомендацій позицій меню у закладах харчування;
- обрано набір даних для навчання алгоритмічної компоненти методу;
- створено програмну реалізацію на основі створеного методу та спроектованої інформаційної системи;
- виконано тестування створеного програмного забезпечення;
- виконано дослідження ефективності створеного методу з використанням розробленого програмного забезпечення.

**ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!**

---

# Anti-Plagiarism v-15.257

**Максимальне співпадіння з одним документом 3.0%**

Словники перевірки: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. **Помилки в документах: 9%**

ID: 131877 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування Додано в БД: 2024-06-20 Автора: Владислав ДЕРЖАК Керівники: Тетяна СКРИПНИК Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	81053	1210	4213 (5%)	58 (5%)

## Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

Ім'я користувача:  
Кафедра КН

ID перевірки:  
1016379032

Дата перевірки:  
20.06.2024 20:35:01 EEST

Тип перевірки:  
Doc vs Internet + Library

Дата звіту:  
20.06.2024 21:17:45 EEST

ID користувача:  
100005671

Назва документа: КН-20-1 Держак\_ЗАПИСКА

Кількість сторінок: 76 Кількість слів: 12549 Кількість символів: 101069 Розмір файлу: 2.46 MB ID файлу: 1016187707

Виявлено модифікації тексту (можуть впливати на відсоток схожості)

## 7.26% Схожість

Найбільша схожість: 3.34% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1016177780)

4.37% Джерела з Інтернету

442

Сторінка 78

4.9% Джерела з Бібліотеки

105

Сторінка 81

## 0% Цитат

Вилучення цитат вимкнене

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнене

## 0% Вилучень

Немає вилучених джерел

## Модифікації

Виявлено модифікації тексту. Детальна інформація доступна в онлайн-звіті.

Замінені символи

3

Підозріле форматування

14  
сторінок

**РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК  
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування

Автор: студент групи КН-20-1 Владислав Держак

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: ст.викладач каф. КН Тетяна Скрипник

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	<i>відповідає</i>
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	


*Підтвердження:*

*Запозичення, виявлені в роботі Владислава Держака, не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти програмного коду, що не мають авторства і містять поширені конструкції; серед запозичень знаходяться загальновідомі терміни, скорочення.*

*Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає:*

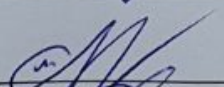
- за системою Anti-Plagiarism: 3%;*
- за системою Unichек: 7,3 %.*

Керівник роботи



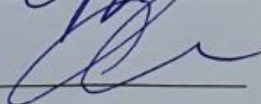
Тетяна СКРИПНИК

Гарант ОП



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Завідувач кафедри КН



Олександр БАРМАК



## РЕЦЕНЗІЯ

### на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КН-20-1 Держака Владислава Володимировича*

за темою: Метод рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування

#### 1. Актуальність обраної теми

Персоналізовані рекомендації відіграють ключову роль у підвищенні рівня задоволення клієнтів, оскільки споживачі цінують індивідуальний підхід, коли їм пропонують страви, що відповідають їхнім смаковим уподобанням та історії замовлень. Завдяки аналізу попередніх даних про замовлення, заклади харчування можуть оптимізувати своє меню, зосередившись на найбільш популярних та прибуткових позиціях. Це не тільки допомагає знижувати витрати на маркетинг та управління запасами, але й підвищує операційну ефективність.

#### 2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Студент повністю розкрив мету та завдання своєї кваліфікаційної роботи, чітко сформулювавши мету та завдання для її досягнення. Кожне із завдань було виконане та описано у розділах роботи.

#### 3. Зміст кожного розділу роботи

Для досягнення мети в кожному розділі пояснювальної записки було наведено детальний опис поставлених завдань. В першому розділі подано характеристику предметної області формування рекомендацій позицій меню в закладах харчування та розглянуто існуючі підходи для вирішення завдання, розглянуто існуючі програмні рішення та наукові статті. У другому розділі наведено кроки методу рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування та спроектовано інтелектуальну систему рекомендацій для дослідження методу. У третьому розділі наведено опис програмної реалізації інформаційної системи та експериментальне дослідження методу.

#### 4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Розроблена система призначена для створення рекомендацій для поточного замовлення, з метою підвищення конкурентоспроможності закладів харчування шляхом надання більш персоналізованого та привабливого сервісу. Практичне використання цієї

інформаційної системи включає надання персоналізованих рекомендацій щодо позицій меню у закладах харчування.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

В роботі враховані вимоги до оформлення. Дотримано встановлені стандарти щодо структури, стилю та оформлення тексту. Правильно оформлені титульна сторінка, зміст, основні розділи, висновки та список використаних джерел.

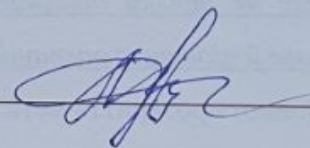
6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Перелік скорочень не відсортовано за алфавітом. Деякі елементи пояснювальної записки (наприклад, рисунки 3.3 та 2.6) розміщені по тексту раніше ніж перше посилання на них. В дослідженні ефективності не вказано значення мінімальної підтримки та мінімальної достовірності при яких виконувалось дослідження. Проте це не впливає на отриманий результат роботи.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «відмінно».

Рецензент Валерій МАРТИНЮК





**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА  
на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студента *гр. КН-20-1 Держака Владислава Володимировича*

за темою Метод рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування

**1. Актуальність теми**

Актуальність теми формування рекомендацій позицій меню для закладів харчування полягає в їхньому потенціалі підвищити задоволення клієнтів і конкурентоспроможність через індивідуалізований підхід до обслуговування. Врахування індивідуальних вподобань і історії замовлень дозволяє ефективно адаптувати асортимент і підвищувати прибутковість закладу шляхом пропозиції найбільш привабливих та популярних страв. Такий підхід не лише забезпечує задоволення споживачів, але і сприяє оптимізації бізнес-процесів і підвищує загальну ефективність закладів харчування в умовах зростаючої конкуренції та змінюваного споживчого підходу.

**2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки**

За стандартом, а саме описом предметної області, об'єктом дослідження є процес рекомендації позицій меню засобами інтелектуального аналізу даних для закладів харчування. Метою роботи є – підвищення якості обслуговування клієнтів за рахунок прогнозування рекомендацій позицій меню для закладів харчування. При вирішенні поставленої задачі використано методи та технології машинного навчання для роботи з текстовою інформацією. Враховуючи це, результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра повністю відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

**3. Професійні та особистісні якості бакалавра**

Студент Держак Владислав Володимирович проявив високий рівень професіоналізму та особистісних якостей під час виконання кваліфікаційної роботи. Він продемонстрував достатній рівень знань у предметній області, успішно використовуючи їх для досягнення мети дослідження. Студент виявився відповідальним та наполегливим, що дозволило закінчити роботу вчасно та в повній мірі.

#### **4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи**

Студент продемонстрував високий ступінь самостійності під час виконання своєї кваліфікаційної роботи. Отриманий результат роботи є його особистим досягненням.

#### **5. Ступінь оволодіння методами дослідження**

Держак Владислав Володимирович показав хороший рівень оволодіння методами дослідження, що відображено в його кваліфікаційній роботі. Він вміло застосовував свої знання та вміння для досягнення результатів.

#### **6. Повнота та якість розкриття теми роботи**

Студент повністю і якісно розкрив тему своєї кваліфікаційної роботи. Використання актуальних джерел інформації та сучасних методів дослідження забезпечило всебічне розкриття теми роботи.

#### **7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу**

Кожен розділ роботи чітко пов'язаний з попереднім, забезпечуючи логічну послідовність та цілісність дослідження. Аргументи та висновки добре обґрунтовані, підтримані відповідними даними та прикладами. Літературна грамотність викладення матеріалу на високому рівні: текст написаний чітко, зрозуміло, без граматичних та стилістичних помилок, що полегшує сприйняття інформації.

#### **8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин**

Розроблений метод має значний потенціал для практичного застосування. Результати можуть бути використані в реальних умовах закладів харчування для підвищення якості обслуговування та конкурентоспроможності.

#### **9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра до захисту, на яку оцінку заслуговує робота**

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «відмінно».

Керівник \_\_\_\_\_

ст.викладач каф. КН Тетяна СКРИПНИК