

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**Херсонський державний університет**  
**ФАКУЛЬТЕТ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК, ФІЗИКИ ТА**  
**МАТЕМАТИКИ**  
**КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА ПРОГРАМНОЇ**  
**ІНЖЕНЕРІЇ**

Розробка RFM-стратегій для сегментації користувачів методами  
машинного навчання

**Кваліфікаційна робота (проект)**

на здобуття ступеня вищої освіти “магістр”

Виконала: здобувачка 2 курсу 12-261Мз  
групи

Спеціальності «126 Інформаційні  
системи та технології»

Освітньо-професійної програми

«Інформаційні системи та технології»

Яшина Ірина Михайлівна

Керівник: професор, доктор  
економічних наук Кобець В.М.

Рецензент: докторка економічних наук,  
професорка кафедри національної  
економіки Національного університету  
«Одеська юридична академія»,  
Слободянюк О.В.

## ЗМІСТ

|                                                                                                                                               |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| ВСТУП.....                                                                                                                                    | 3  |
| РОЗДІЛ 1. ОСОБЛИВОСТІ СЕГМЕНТАЦІЇ КЛІЄНТСЬКОЇ<br>БАЗИ МЕТОДОМ RFM-АНАЛІЗУ ДЛЯ РОЗРОБКИ ОПТИМАЛЬНИХ<br>МАРКЕТИНГОВИХ СТРАТЕГІЙ.....            | 7  |
| 1.1. Особливості клієнтської аналітики (Customer Analytics) при<br>розробці маркетингових стратегій .....                                     | 7  |
| 1.2. Сутність RFM-аналізу, його призначення та завдання у<br>бізнес-середовищі<br>.....                                                       | 12 |
| 1.3. Етапи проведення RFM-аналізу клієнтської бази.....                                                                                       | 20 |
| РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ ІНСТРУМЕНТІВ ДЛЯ RFM-АНАЛІЗУ<br>КЛІЄНТСЬКОЇ БАЗИ МЕТОДАМИ МАШИННОГО НАВЧА.....                                               | 26 |
| 2.1. Розробка RFM - стратегій для сегментації користувачів з<br>використанням алгоритмічних методів.....                                      | 26 |
| 2.2. RStudio як потужний інструмент для RFM-аналізу<br>клієнтської бази<br>.....                                                              | 34 |
| 2.3. Використання ChatGPT для аналізу та візуалізації даних при<br>проведенні RFM-аналізу клієнтської бази.....                               | 38 |
| РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА МАРКЕТИНГОВИХ СТРАТЕГІЙ ДЛЯ<br>РІЗНИХ СПОЖИВАЦЬКИХ КЛАСТЕРІВ ЗАСОБАМИ RFM-АНАЛІЗУ<br>І МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ<br>..... | 44 |
| 3.1. Ефективність використання методів машинного аналізу та<br>штучного інтелекту у розробці RFM-аналізу клієнтської бази.....                | 44 |
| 3.2. Розробка персоналізованих цінових рекомендацій на основі<br>RFM-аналізу для клієнтської бази методами машинного навчання.....            | 47 |

|                                                                                                                           |    |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 3.3. Розробка маркетингових стратегій на основі результатів RFM-аналізу клієнтської бази методами машинного навчання..... | 50 |
| ВИСНОВКИ.....                                                                                                             | 55 |
| СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....                                                                                           | 60 |
| ДОДАТКИ.....                                                                                                              | 66 |

## ВСТУП

**Актуальність теми.** У сучасному бізнес-просторі, який характеризується цифровою трансформацією, глобальною конкуренцією та зростанням ролі даних, ефективне управління клієнтською базою стає ключовим чинником успішності компаній. Підприємства, що працюють у сфері торгівлі та послуг, щодня накопичують величезні масиви інформації про своїх клієнтів, однак без належних аналітичних інструментів ці дані залишаються невикористаними. Саме тому зростає потреба у системному аналізі поведінки клієнтів, який дає змогу не лише фіксувати минулі транзакції, а й передбачати майбутні дії споживачів.

Одним із найефективніших інструментів, що дозволяє структурувати клієнтську базу, є RFM-аналіз – метод, який оцінює клієнтів за трьома ключовими параметрами: давністю, частотою та обсягом покупок. Його застосування допомагає визначати лояльних клієнтів, виявляти потенційно «втрачених» споживачів і формувати адресні маркетингові стратегії. Проте класичний підхід до RFM має певні обмеження, оскільки не враховує складних нелінійних зв'язків у даних та не здатен адаптуватися до швидких змін ринкової поведінки.

Сучасні методи машинного навчання та штучного інтелекту відкривають нові можливості для вдосконалення RFM-сегментації. Алгоритмічні моделі дозволяють підвищити точність класифікації клієнтів, автоматизувати процес сегментування та створити гнучкі механізми персоналізації маркетингових інструментів. У поєднанні з

аналітичними платформами, такими як RStudio, і системами інтелектуальної підтримки, як-от ChatGPT, з'являється потенціал для інтеграції інструментів штучного інтелекту в маркетингову практику.

**Метою дослідження** є розроблення підходу до сегментації клієнтської бази на основі RFM-аналізу з використанням алгоритмів машинного навчання для формування персоналізованих маркетингових стратегій.

**Завдання** дослідження полягають в наступному:

1. Проаналізувати сучасні тенденції клієнтської аналітики та її роль у формуванні маркетингових рішень.
2. Розкрити сутність, функціональні можливості та етапи проведення RFM-аналізу.
3. Використати та дослідити можливості інструментарію, що забезпечує автоматизацію аналітичних процесів, зокрема RStudio та ChatGPT.
4. Реалізувати RFM-сегментацію клієнтів із використанням алгоритмів машинного навчання.
5. Дослідити можливості штучного інтелекту у RFM-аналізі клієнтської бази.
6. Визначити ефективність машинного навчання та штучного інтелекту у RFM-аналізі клієнтської бази.
7. Розробити персоналізовані маркетингові стратегії для різних сегментів клієнтів на основі отриманих результатів.

**Об'єкт дослідження** – клієнтська база підприємства як джерело даних для маркетингової аналітики.

**Предмет дослідження** – методологія застосування RFM-аналізу та алгоритмів машинного навчання у процесі сегментації клієнтів і розроблення персоналізованих маркетингових стратегій.

**Методи дослідження.** У роботі застосовано методи порівняльного аналізу, кластеризації, машинного навчання,

статистичного узагальнення та візуалізації даних. Для практичної реалізації RFM-аналізу використовувалися алгоритми кластеризації, що реалізовані в середовищі RStudio та інструменти штучного інтелекту.

**Наукова новизна.** Наукова новизна дослідження полягає у вдосконаленні методики RFM-сегментації клієнтів через інтеграцію алгоритмів машинного навчання та систем штучного інтелекту. Запропоновано класифікацію клієнтської бази на 8 сегментів, що забезпечує більшу гнучкість і ефективність порівняно з традиційними моделями з 3–5 сегментів, дозволяючи точніше формувати стратегії залучення, утримання та стимулювання споживачів.

У роботі представлено системний підхід до розробки маркетингових стратегій із врахуванням коефіцієнта еластичності кожного клієнта та відповідного розміру знижки. Крім того, розроблено персоналізовані стратегії на основі результатів RFM-аналізу за допомогою методів машинного навчання, що заповнює існуючий пробіл у дослідженнях та надає практичні рекомендації підприємцям щодо використання RFM-результатів у побудові ефективних маркетингових стратегій.

**Практичне значення отриманих результатів.** Результати дослідження можуть бути застосовані в аналітичній практиці підприємств, що працюють у сферах електронної комерції, послуг і ритейлу. Розроблена методика забезпечує:

- 1) підвищення точності сегментації клієнтів і скорочення витрат на маркетинг;
- 2) можливість прогнозування майбутніх дій споживачів;
- 3) оптимізацію маркетингових кампаній через персоналізацію пропозицій;
- 4) створення основ для побудови систем рекомендацій та алгоритмічного маркетингу.

### **Апробація результатів роботи та публікації.**

Основні результати дослідження були представлені у науковому журналі «Маркетинг і цифрові технології», Том 9, №3 Національного університету «Одеська політехніка» (Одеса, 2025) на тему: «Розробка RFM-стратегій для сегментації користувачів алгоритмічними методами» (мова – англійська).

Магістерська робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел і додатків. Загальний обсяг роботи становить **66** сторінок друкованого тексту, з яких 23 – таблиці, 8 – рисунки, а також додаток з алгоритмом написання коду для визначення еластичності та розміру знижки для кожного покупця у 8 сегментах.

## **РОЗДІЛ 1**

### **ОСОБЛИВОСТІ СЕГМЕНТАЦІЇ КЛІЄНТСЬКОЇ БАЗИ МЕТОДОМ RFM-АНАЛІЗУ ДЛЯ РОЗРОБКИ ОПТИМАЛЬНИХ МАРКЕТИНГОВИХ СТРАТЕГІЙ**

#### **1.1. Особливості клієнтської аналітики (Customer Analytics) при розробці маркетингових стратегій**

У маркетинговій діяльності будь-якого підприємства важливою складовою є клієнтська база, яка впливає на формування та реалізацію маркетингових стратегій. Завдяки клієнтській базі компанії можуть формувати більш ефективні маркетингові підходи у взаємодії зі споживачами та підвищувати рівень задоволеності їхніх потреб та запитів. В окремих джерелах визначення сутності поняття «клієнтська база» подається як своєрідне сховище всієї інформації про потенційних (зацікавлених) та наявних клієнтів компанії, відсортоване за певними критеріями [33]. В інших – як відомості про всіх клієнтів компанії, коли-небудь робили з нею угоди, проводили покупки чи надавали інформацію про себе [19, 25, 29]. Тобто, поняття «клієнтська база» має інформаційний характер, у якій відображається інформація про клієнта. Також важливим є те, що вона охоплює не лише існуючих, а й потенційних клієнтів і, найголовніше, є структурованою та організованою, тобто, не хаотичною. У деяких джерелах зазначається те, що клієнтська база має комерційне призначення та високу цінність для підприємства [29,31,32,33]. Таким чином, можемо сформулювати

власне визначення поняття «клієнтська база» як структуроване та впорядковане сховище даних про усіх існуючих та можливих клієнтів компанії, які цікавляться її товарами та/або послугами з метою покращення взаємодії та розробки персоналізованих пропозицій залежно від характеристик та поведінки клієнтів. Тобто, маючи клієнтську базу, підприємство може приймати аргументовані управлінські рішення щодо цінової політики, створення нових товарів та послуг, розширення асортименту, вдосконалення сервісного обслуговування, розробки індивідуальних пропозицій тощо.

Основними завданнями клієнтської бази є: сегментування ринку, аналіз поведінки клієнтів, формування лояльності, планування маркетингових кампаній, оцінювання ефективності діяльності та ін. Саме цим і пояснюється важливість роботи не лише у створенні клієнтської бази, а й її аналітики.

Досліджуючи поняття «клієнтська аналітика», варто відзначити, що у більшості джерел автори схиляються до думки, що це процес, за допомогою якого здійснюється аналіз клієнтської бази для ухвалення управлінських рішень на основі сегментації та прогнозування. Зокрема, *customer analytics* – це процес, за допомогою якого дані про поведінку клієнтів використовуються для ухвалення ключових бізнес-рішень шляхом сегментації ринку та прогнозової аналітики [24]. Клієнтська аналітика – це процес, який дає організаціям більш глибокі знання про поведінку клієнтів, які можуть бути використані для прийняття бізнес-рішень [1].

Клієнтська аналітика дозволяє аналізувати великі обсяги даних і основний акцент робиться на сегментації та утриманні й залученні клієнтів, тому у маркетинговій діяльності підприємств вона є важливим попереднім кроком при прийнятті маркетингових рішень.

Узагальнюючи наведені визначення, можна зробити висновок, що клієнтська аналітика – це комплексний підхід, який поєднує аналіз

даних, статистичні методи, інструменти штучного інтелекту та бізнес-стратегії для глибшого розуміння поведінки споживачів. Вона сприяє підвищенню рівня персоналізації маркетингових кампаній, покращенню клієнтського досвіду та оптимізації бізнес-рішень. Основні компоненти клієнтської аналітики включають збір даних, їх обробку, сегментацію аудиторії та розробку рекомендацій на основі отриманих результатів. Ефективне використання клієнтської аналітики дозволяє компаніям не лише передбачати майбутні тенденції, а й створювати довгострокову конкурентну перевагу.

Сучасні цифрові технології значно розширюють можливості клієнтської аналітики. Використання штучного інтелекту, машинного навчання та великих даних (Big Data) дає змогу глибше аналізувати споживчу поведінку, прогнозувати майбутні тенденції та розробляти індивідуальні маркетингові пропозиції. Такі інструменти сприяють підвищенню конкурентоспроможності компанії, дозволяючи швидше реагувати на зміни ринку та ефективніше задовольняти потреби споживачів.

Основні фактори, які впливають на клієнтську аналітику зображено на рис. 1.1. Їх вплив на клієнтську аналітику є очевидним, оскільки від них залежить ефективність її проведення.



Рис.1.1. Основні фактори, що впливають на якість та ефективність клієнтської аналітики [Джерело: авторська розробка]

Сучасні компанії використовують основні інструменти клієнтської аналітики, що дозволяють збирати, аналізувати дані та підвищувати ефективність бізнесу, які містяться на рис. 1.2. Їх вибір залежить від мети та стратегій бізнесу, масштабів його діяльності та фінансових можливостей.

Досить потужним інструментом клієнтської аналітики у бізнесі України є CRM-системи. Платформа з вбудованим AI-аналізом у CRM: візуалізація, дашборди, прогнозування (Einstein), сегментація клієнтів, ROI-звітність, інтеграція даних у реальному часі.

CRM-системи (Customer Relationship Management) це популярна платформа для управління відносинами зі споживачами якої є Salesforce, а для середнього та малого підприємництва – HubSpot CRM (безкоштовна), а також для автоматизації реалізації товарів та зв'язків зі споживачами – Bitrix24.

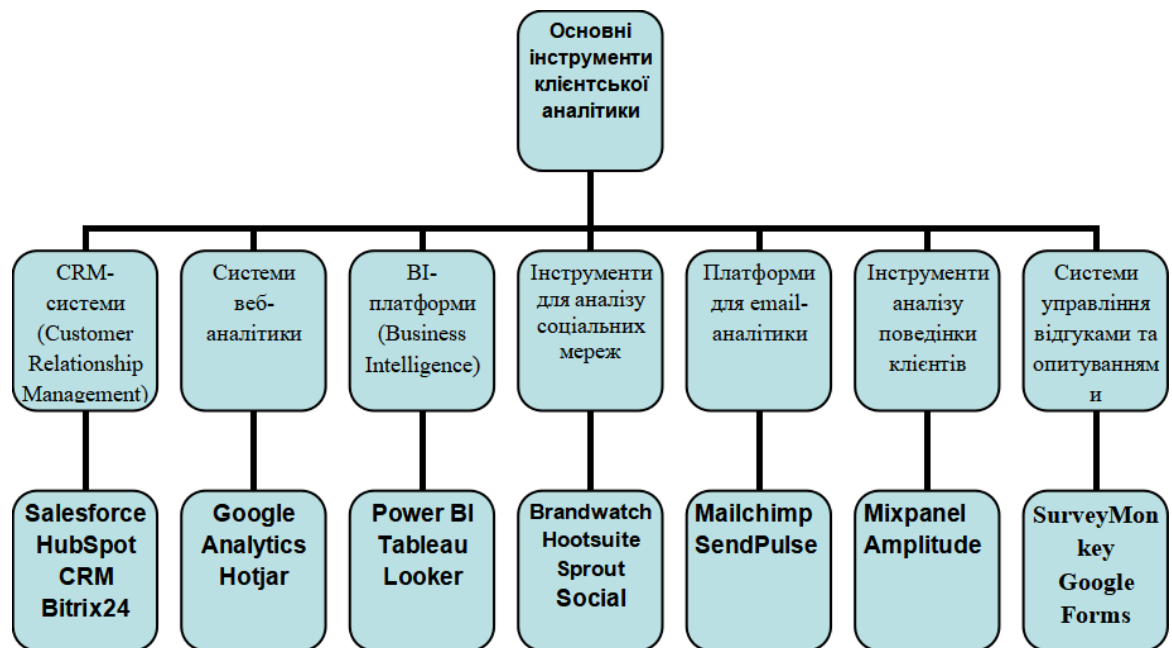


Рис.1.2. Основні інструменти клієнтської аналітики

[Джерело: авторська розробка]

Для відслідковування запитів та поведінки споживачів на сайті підприємці активно застосовують Google Analytics – орієнтована аналітика для сайтів і додатків, cookieless-вимірювання, прогнозні метрики, інтеграція з медіа, API-налаштування, а для аналізу теплових карт кліків і руху миші для UX-досліджень – Hotjar.

Для аналітики великих баз даних застосовується платформа Tableau, зручною для створення звітів на основі SQL-запитів – Looker. Найпоширенішими інструментами для аналізу клієнтської бази соціальних мереж є Brandwatch, що використовується для моніторингу згадок про компанію у соцмережах, Hootsuite – для аналізу, а також для складання контент-плану і Sprout Social як інструмент для проведення аналітики залученості клієнтів та аналізу настроїв цільової аудиторії. Основними платформами для email-аналітики є Mailchimp, яка дозволяє здійснити аналіз відкриттів, кліків та ефективності email-кампаній, а також SendPulse – платформа з розширеною аналітикою та багатоканальним маркетингом. Щодо аналізу поведінки споживачів, то

досить непогано зарекомендували себе такі інструменти як Mixpanel та Amplitude, завдяки яким можна відстежувати взаємодію клієнтів із товаром, та аналізувати споживчу поведінку і користувацький шлях. Платформами для збору й аналізу відгуків клієнтів є SurveyMonkey та Google Forms, досить простий, але водночас ефективний інструмент для досліджень.

Окрім традиційних методів, вагоме значення в аналітиці набуває використання когнітивних технологій. Вони дозволяють глибше аналізувати поведінку споживачів, визначати їхні мотиваційні чинники та навіть прогнозувати емоційний стан на основі аналізу цифрового сліду. Наприклад, когнітивний аналіз може оцінювати тональність споживчих відгуків або поведінкову активність у соціальних мережах, що дає можливість компаніям формувати більш релевантні маркетингові повідомлення та підвищувати рівень взаємодії зі споживачами.

Завдяки детальному аналізу поведінкових даних бізнеси отримують змогу створювати персоналізовані пропозиції, які сприяють підвищенню рівня конверсії та клієнтської лояльності. Впровадження штучного інтелекту (AI) та машинного навчання (ML) дозволяє прогнозувати зміни у споживчому попиті, оптимізувати рекомендаційні системи та автоматизувати процеси прийняття маркетингових рішень. Важливим аспектом у цьому контексті є розвиток омніканальних стратегій, що забезпечують єдину систему комунікації з клієнтами через різні маркетингові канали, включаючи соціальні мережі, мобільні додатки, електронну пошту та офлайн-торгівлю.

Таким чином, клієнтська аналітика продовжує залишатися фундаментальним елементом розробки маркетингових стратегій. Інноваційні технології та алгоритми дозволяють компаніям глибше розуміти потреби споживачів, підвищувати ефективність рекламних кампаній та зміцнювати свої позиції на ринку. У перспективі очікується ще більша інтеграція аналітичних систем з AI та автоматизованими

платформами прийняття рішень, що сприятиме підвищенню рівня персоналізації маркетингових активностей та ефективнішій взаємодії з клієнтами.

## **1.2. Сутність RFM-аналізу, його призначення та завдання у бізнес-середовищі**

RFM-аналіз є однією із ключових маркетингових методик, що використовується для сегментації клієнтської бази на основі трьох фундаментальних параметрів: давності останньої покупки (Recency), частоти здійснення покупок (Frequency) та загальної суми витрачених коштів (Monetary). Ця методика дозволяє підприємствам оцінювати значущість кожного клієнта, що сприяє розробці ефективних стратегій взаємодії з різними сегментами споживачів.

Дені Дрінквотер розглядає RFM як модель, яка використовується в маркетинговому аналізі, який сегментує споживчу базу компанії за їхніми купівельними моделями або звичками [23].

Майк Арсено, засновник Rejoinder, маркетингової SaaS-платформи, створеної для підприємств електронної комерції вважає, що аналіз RFM дає змогу маркетологам на основі даних прогнозувати поведінку нових клієнтів, проводити більш релевантні маркетингові кампанії, вдосконалювати стратегії сегментації клієнтів, підвищувати лояльність клієнтів і запускати маркетингові програми, коли відбуваються важливі зміни в оцінці RFM [26].

Водночас у Вікіпедії RFM-аналіз розглядається як метод, який використовується для аналізу цінності клієнтів і сегментації клієнтів, який зазвичай використовується в маркетингу баз даних і прямому маркетингу [10].

Пушпа Махіджа, старший спеціаліст з обробки даних у CleverTap, вважає, що RFM-аналіз - це техніка, яка допомагає маркетологам

виявляти своїх найцінніших клієнтів [28].

Засновники компанії Optimove вважають, що аналіз RFM дозволяє маркетологам націлюватися на конкретні кластери клієнтів за допомогою повідомлень, які набагато більше відповідають їхній конкретній поведінці, і таким чином генерувати набагато вищі показники реагування, а також підвищену лояльність і довічну цінність клієнта [30].

Досліджуючи теоретичні підходи до даного поняття, нами виокремлено спільні характеристики:

1. Виокремлюються три метрики традиційного eRFM-аналізу: Recency, Frequency, Monetary. Об'єднуючи ці три показники, компанія може розділити клієнтів на групи (сегменти) зі схожою купівельною поведінкою. Часто клієнтам присвоюють бали (наприклад, від 1 до 5, де 5 – найвищий бал) за кожним із параметрів (R, F, M) залежно від їхнього місця в квінтилях або квартилях розподілу [3, 11, 12].

2. Метрики RFM є важливими предикторами цінності для клієнтів і ймовірності повторних покупок [3, 7, 15, 18]. Наприклад, клієнти, які здійснили нещодавні покупки (високий R-показник) і часто купують/витрачають гроші (високі показники F і M), з більшою ймовірністю залишаться лояльними та зроблять покупки в майбутньому.

3. RFM-аналіз як інструмент клієнтської аналітики забезпечує прогнозування та оптимізацію маркетингової діяльності [12, 20].

Проте є й певні відмінності, зокрема, одні автори роблять акцент на технічну реалізацію (кластери, матриці), інші – на бізнес-використання (стратегії, кампанії). Деякі джерела зосереджені на історії та науковій базі, інші – на сучасному маркетингу. Також є відмінності й у практичному застосуванні: від математичних моделей до готових кластерів.

У деяких джерелах традиційний RFM-аналіз розширено додатковими параметрами для кращого розуміння поведінки клієнтів,

наприклад, додавши метрику «Різноманітність» до моделі RFM-D [11, 12, 15]. Увімкнення функції «Різноманітність» дозволяє маркетологам зосередитися на клієнтах, які відкриті до нових пропозицій продуктів і готові тестувати нові продукти без вагань [12]. Покупець, який купує більше одного виду продукції, незалежно від загального бюджету, відрізняється від клієнтів, які купують тільки ті товари, до яких вони звикли. RFM-D покращує якість прогнозування поведінки клієнтів, особливо в роздрібній торгівлі, дозволяючи компаніям більш точно прогнозувати, які клієнти позитивно відреагують на нові пропозиції.

Крім RFM-D, існують і інші розширення класичної моделі RFM, які враховують додаткові параметри в залежності від контексту і предметної області [3, 11, 12, 15, 18, 20]:

RFMTC (нещодавність, частота, грошові кошти, час з моменту першої покупки, ймовірність відтоку) [3].

RFMT (нещодавній, частотний, монетарний, час/час між покупками) [11, 12].

LRFM (Length, Recency, Frequency, Monetary), де Length – це період членства клієнта [11, 12]

RFMTS (нещодавність, частота, гроші, час, задоволення) [20].

Розширений RFM для громадського транспорту: включає чутливість до політики (S) і налаштування режиму (P) для оцінки цінності користувача та прогнозування того, наскільки вони реагують на зміни в обслуговуванні [18] .

RFMS (нещодавність, частота, грошові виплати, задоволення) [18]

.

RFM-аналіз також часто використовується в поєднанні з алгоритмами машинного навчання, такими як кластеризація K-Mean або глибокі нейронні мережі для підвищення точності сегментації та прогнозування [12, 14, 18, 20].

Дослідження доводять, що RFM-D з алгоритмом K-Means дозволяє досягти значно вищої точності (до 96,86% на тестовому наборі) у прогнозуванні клієнтів, які приймуть нові пропозиції, порівняно з класичним RFM (78,63%). Це поліпшення обумовлено значною кореляцією між «Різноманітністю» та іншими параметрами моделі (Частота, Монетарний) [12].

Для підвищення точності та узагальнюваності RFM та RFM-D аналізи часто поєднують з різними алгоритмами машинного навчання [13, 15, 16, 20].

Кластеризація K-Means: широко використовується для групування клієнтів на основі їхніх показників RFM, створюючи чіткі сегменти клієнтів зі схожими поведінковими характеристиками [7, 11, 12, 15, 18, 20]. Оптимальна кількість скупчень часто визначається за допомогою індексу силуету [11, 12, 13, 20].

У дослідженнях розглядаються різні моделі машинного навчання, зокрема:

Random Forest Regressor (RFM/Random Forest): часто демонструє високу продуктивність та надійність у прогнозуванні [2, 6, 14, 17].

XGBoost: Модель RFM-KM-XGBoost (комбінація RFM, K-середніх і XGBoost) показала дуже високу точність у прогнозуванні попиту на електроенергію (середня відносна похибка близько 6,3-6,8%) [13] та висока продуктивність ( $R^2=0,996$ ) при реконструкції кривої гістерезису в інженерних конструкціях [16].

Глибокі нейронні мережі (LSTM і GRU): перевершують традиційні моделі в прогнозуванні відтоку, досягаючи точності до 99,9% завдяки своїй здатності вловлювати часові залежності та складні поведінкові патерни [20].

Інші моделі: Також використовується Support Vector Machine (SVM) [2, 7, 17], Дерево рішень (DT) [2, 17], багат шаровий перцептрон (MLP) [7, 16, 17], Логістична регресія (LR) [20], Регресія підвищення

градієнта (GBR) [17].

Загалом аналіз RFM-аналіз надає компаніям цінні дані для сегментації клієнтської бази на основі поведінкових моделей, а в поєднанні з передовими методами машинного навчання вони значно підвищують точність прогнозування майбутньої поведінки клієнтів, дозволяючи розробляти більш ефективні та цілеспрямовані маркетингові стратегії [11, 15, 16, 20].

Таким чином, підсумовуючи наведені визначення, RFM-аналіз (Recency, Frequency, Monetary) є методологічним підходом до сегментації клієнтів, що ґрунтується на оцінці їхньої купівельної поведінки за трьома ключовими параметрами: давністю останньої покупки, частотою здійснення транзакцій та загальним обсягом витрат. Даний підхід широко застосовується у сфері маркетингу, аналітики та управління клієнтськими відносинами з метою ідентифікації найцінніших клієнтів, прогнозування їхньої подальшої поведінки та розробки персоналізованих стратегій взаємодії.

Оцінка клієнтів за трьома параметрами дозволяє сегментувати їх на групи з різною поведінкою та потребами.

Recency (R): визначає, як давно клієнт здійснив останню покупку. Чим менше часу минуло з моменту останньої транзакції, тим вища ймовірність повторної покупки.

Frequency (F): відображає, як часто клієнт здійснює покупки за певний період. Висока частота свідчить про лояльність клієнта та його задоволеність продуктами чи послугами компанії.

Monetary (M): показує загальну суму, витрачену клієнтом за визначений період. Клієнти з високими витратами є більш прибутковими для бізнесу.

В цілому, використання RFM-аналізу дає можливість виявити найбільш лояльних клієнтів, визначити групи споживачів, які потребують додаткового стимулювання для повторних покупок, а також

виділити сегменти, що демонструють зниження активності. Значення RFM-аналізу для бізнесу є очевидним (рис.1.3), що дозволяє адаптувати маркетингові комунікації, персоналізувати пропозиції та підвищувати ефективність рекламних кампаній.

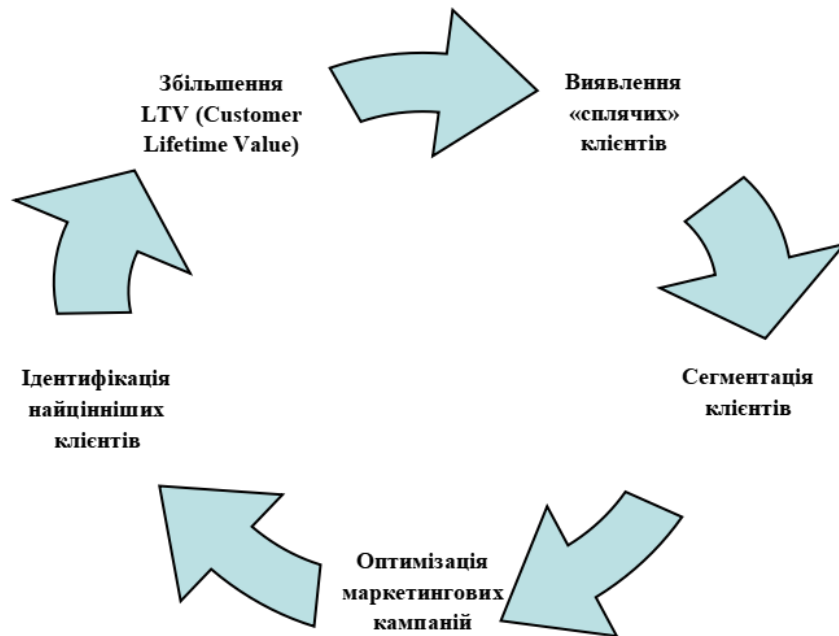


Рис.1.3. Значення RFM-аналізу для бізнесу

[Джерело: авторська розробка]

За даними рис.1.3, можемо відмітити, що завдяки RFM-аналізу, підприємство може визначати лояльних покупців, виявляти клієнтів, які давно здійснювали покупку, створювати індивідуальні пропозиції та завдяки таргетингу впливати на цільову аудиторію, тим самим підвищуючи показники ефективності, стимулювати покупців, а також розподіляти їх на групи за різними характеристиками. Завдяки цьому аналізу підприємства можуть виокремити цінних клієнтів, які приносять найбільший прибуток за середнім чеком покупки, розробити індивідуальні маркетингові кампанії для різних сегментів, оптимізувати витрати на маркетинг шляхом їх зменшення на тих, які купують рідко та приносять низький дохід.

Для досягнення зазначених цілей RFM-аналіз виконує основні

завдання, відображені на рис. 1.4.

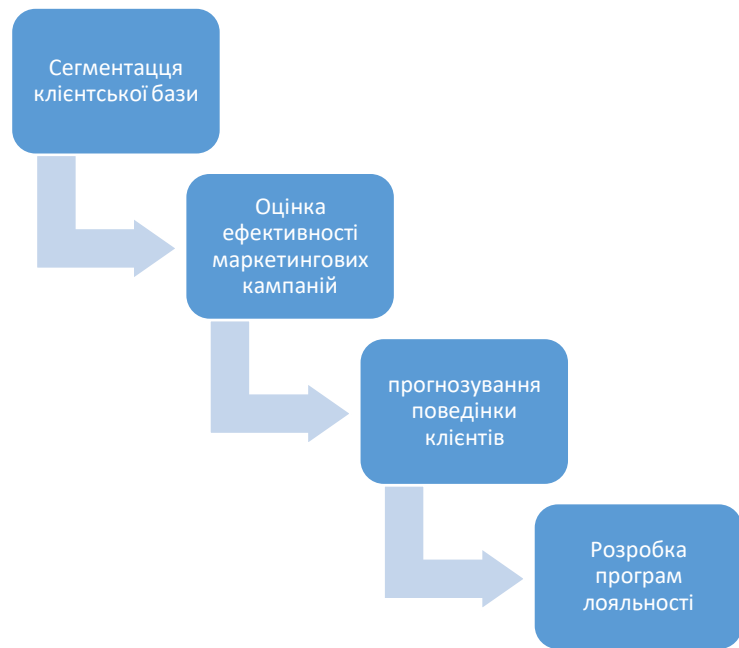


Рис.1.4. Основні завдання RFM-аналізу

[Джерело: авторська розробка]

Першочерговим завданням є сегментація клієнтської бази, яка полягає у розподілі клієнтів на групи за параметрами R, F та M для глибшого розуміння їхньої поведінки та потреб. Наступним завданням RFM-аналізу є оцінка ефективності маркетингових кампаній через аналіз реакції різних сегментів на маркетингові заходи для коригування стратегій та підвищення їхньої результативності. Прогнозування поведінки клієнтів полягає у використанні даних RFM-аналізу для передбачення майбутніх дій клієнтів, таких як повторні покупки чи відтік. Не менш важливим завданням є розробка програм лояльності через створення спеціальних пропозицій для різних сегментів клієнтів з метою більш кращого задоволення їх потреб та утримання.

RFM-аналіз широко використовується в різних галузях бізнесу, зокрема в роздрібній торгівлі, електронній комерції, банківській сфері та інших секторах, де важливо розуміти поведінку клієнтів.

RFM-аналіз є універсальним інструментом і застосовується у різних сферах бізнесу, зокрема в роздрібній торгівлі, електронній комерції, банківській сфері та інших секторах, де важливим є аналіз поведінки клієнтів. Основні галузі використання розміщено у таблиці 1.1.

Таблиця 1.1

## Основні галузі (сфери) використання RFM-аналізу

| № з/п | Сфери використання RFM-аналізу                                                 | Результати застосування RFM-аналізу                                                                                                                                                                                                                                                                 |
|-------|--------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1     | Роздрібна торгівля (E-commerce та офлайн-магазини)                             | Складання профілю лояльності та плану стимулювання покупок клієнтів. Прогнозування поведінки споживачів, оптимізація повторних покупок. Розробка персоналізованих знижок.                                                                                                                           |
| 2     | Банківська та фінансова сфера                                                  | Визначення активних клієнтів та сегментація за рівнем користування банківськими послугами. Розробка персоналізованих фінансових продуктів. Аналіз ризиків і виявлення клієнтів із низькою платоспроможністю при наданні кредитів, із високою платоспроможністю при оформленні депозитних угод тощо. |
| 3     | Телекомунікації                                                                | Аналіз частоти та обсягу витрат на мобільний зв'язок, інтернет, телебачення. Виявлення клієнтів, схильних до відтоку (churn rate). Оптимізація тарифних планів та персоналізовані пропозиції.                                                                                                       |
| 4     | Готельно-ресторанний бізнес (HoReCa)                                           | Визначення постійних відвідувачів та їхніх вподобань. Оптимізація програм лояльності та бонусних систем. Персоналізовані пропозиції для VIP-клієнтів.                                                                                                                                               |
| 5     | Онлайн-сервіси та підписні моделі (SaaS, стрімінгові платформи, освітні курси) | Моніторинг активності користувачів за часом на платформі. Своєчасне виявлення тих, хто може скасувати підписку та розробка комплексу заходів для їх утримання. Пропозиція цінкових пакетів та спеціальних пропозицій для користувачів з урахуванням аналізу.                                        |
| 6     | Медична сфера та фармацевтика                                                  | Аналіз поведінки пацієнтів, виявлення повторних візитів пацієнтів у клініки та аптеки. Персоналізовані нагадування про необхідність повторного прийому чи покупки ліків. Розробка індивідуальних програм лікування та профілактики.                                                                 |
| 7     | Автомобільний бізнес (автосалони, сервісні центри)                             | Визначення клієнтів, які регулярно користуються сервісним обслуговуванням. Персоналізовані пропозиції на додаткові послуги та аксесуари. Дослідження термінів заміни автозапчастин і сервісного обслуговування.                                                                                     |
| 8     | Логістика та доставка                                                          | Сегментація клієнтів за частотою замовлень та обсягом витрат. Оптимізація логістичних процесів для лояльних клієнтів. Програма лояльності для B&B                                                                                                                                                   |
| 9     | Освіта та EdTech                                                               | Моніторинг активності здобувачів та слухачів курсів. Своєчасне виявлення користувачів, схильних до відмови від навчання. Коригування освітніх програм відповідно до потреб аудиторії.                                                                                                               |

Таким чином, RFM-аналіз застосовується в усіх сферах, де важливе розуміння поведінки клієнтів. Використовуючи цей метод, бізнес отримує змогу ефективніше розподіляти ресурси, покращувати взаємодію з клієнтами та підвищувати рівень прибутковості.

Отже, використання RFM-аналізу дозволяє бізнесу оптимізувати маркетингові кампанії, підвищити рівень лояльності споживачів і забезпечити ефективний розподіл ресурсів для максимізації прибутковості.

### 1.3. Етапи проведення RFM-аналізу клієнтської бази

У попередньому підрозділі було розкрито сутність поняття RFM-аналізу як методологічного підходу до розподілу споживачів на групи на основі їх купівельної активності за трьома основними критеріями: частотою здійснення покупки, її давністю та вартістю. Сам процес здійснення RFM-аналізу є досить простим, але водночас потребує правильної інтерпретації отриманих даних та чіткості у групуванні клієнтів. Етапи процесу проведення RFM-аналізу відображено на рис.1.5.

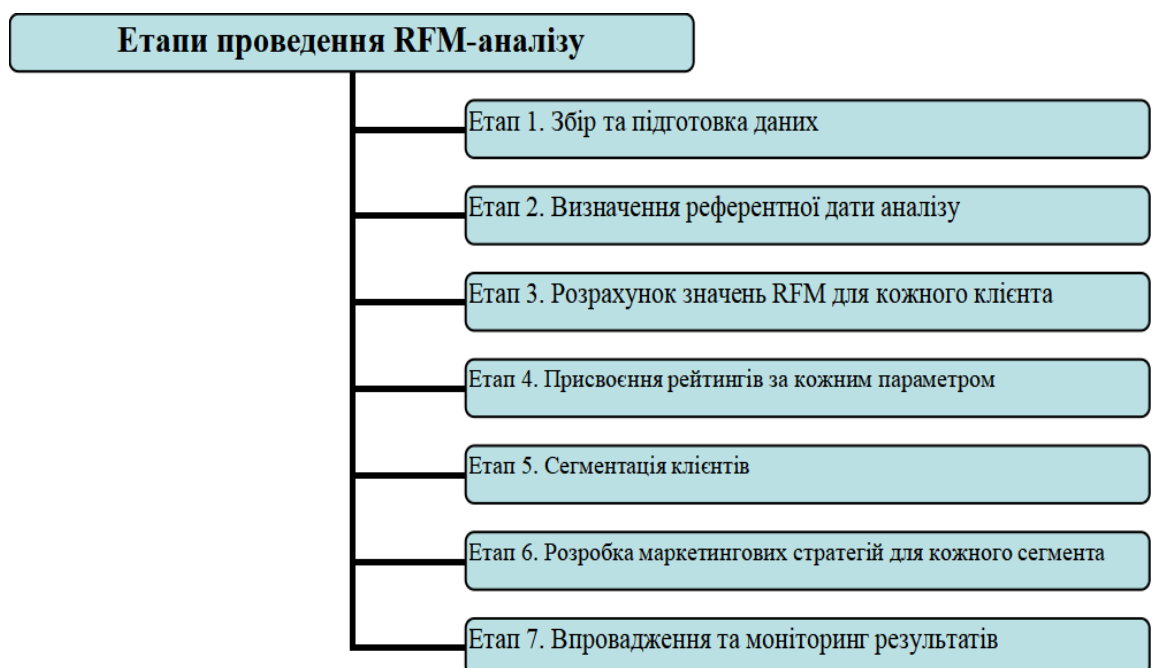


Рис. 1.5 Етапи проведення RFM-аналізу  
[Джерело: авторська розробка]

Перший етап RFM-аналізу полягає у зборі та підготовці даних.

Мінімальний набір даних включає: ідентифікатор клієнта (ID або email, номер телефону); дата останньої покупки (для розрахунку Resency); кількість покупок за період (для Frequency); сумарна сума витрат (для Monetary).

Для того, щоб виконати RFM-аналіз, необхідно отримати транзакційні дані, які можуть бути в: CRM-системі (Salesforce, HubSpot, Bitrix24); E-commerce платформі (Shopify, Magento, WooCommerce); базі даних (SQL, Google BigQuery); Excel/Google Sheets (у файлах CSV, XLSX), тобто, мінімально потрібні такі колонки (Табл. 1.2):

Таблиця 1.2

Мінімально достатня інформація для RFM-аналізу

| Customer ID | Transaction Date | Transaction Amount |
|-------------|------------------|--------------------|
| C001        | 2025-02-01       | 100                |
| C002        | 2025-02-15       | 250                |
| C001        | 2025-02-20       | 150                |

Отримані дані варто очистити, а саме: перевірити правильність дат (уникаємо 0000-00-00), видалити дублі транзакцій, видалити нульові суми покупок, визначити дату аналізу (наприклад, 2025-03-01).

На другому етапі RFM-аналізу потрібно визначити референтну дату аналізу. Це потрібно для того, щоб правильно розрахувати Resency. Референтна дата – це точка відліку і зазвичай це останній день аналізованого періоду (наприклад, поточний день або кінець кварталу)

Давність останньої покупки R (Resency) визначається за формулою:

$$R = \text{Дата аналізу} - \text{Дата останньої покупки}, \tag{1.1}$$

де Дата аналізу – день, коли проводиться аналіз.

Дата останньої покупки – остання зафіксована дата покупки клієнта.

R вимірюється в днях (або інших одиницях часу, залежно від бізнес-моделі), чим менше значення, тим активніший клієнт.

Приклад обчислення: референтна дата – 10 березня 2025 року, а клієнт здійснив останню покупку 1 березня 2025 року, тоді:

$$R=10.03.2025-1.03.2025=9 \text{ днів}$$

На третьому етапі здійснюється розрахунок значень RFM для кожного клієнта, тобто, визначаються три показники:

1. Recensу (давність покупки) – скільки днів минуло з моменту останньої транзакції.
2. Frequensу (частота покупок) – загальна кількість транзакцій клієнта за певний період.
3. Monetary (грошова цінність) – загальна сума витрат клієнта за період.

Розрахунок давності покупки деталізовано під час розгляду другого етапу RFM –аналізу за формулою 1.2. Щодо інших показників, то їх розрахунок відображено нижче у цьому підрозділі роботи.

Частота покупок ( Frequensу) (F) визначається за формулою:

$$F=\text{Тривалість періоду}/\text{Кількість покупок за період} \quad (1.2)$$

де Кількість покупок за період – загальна кількість покупок, здійснених клієнтом у заданий проміжок часу;

Тривалість періоду – період, за який проводиться аналіз (наприклад, у місяцях або роках).

Чим більше значення (F), тим лояльніший клієнт.

Приклад: Якщо клієнт зробив 10 покупок за рік, то:

$F=10/12 \approx 0.83$  покупки на місяць

Загальна сума витрат Monetary (M) розраховується за формулою:

$$M = \sum_{n=1}^n P_i, \quad (1.3)$$

де  $P_i$  – сума кожної окремої покупки клієнта;

$n$  – загальна кількість покупок за визначений період

Наприклад, споживач купував 3 рази на 1500, 1200 та 800 грн, тоді M:

$$M = 1500 + 1200 + 800 = 3500 \text{ грн}$$

Чим більше значення, тим клієнт цінніший.

На четвертому етапі RFM-аналізу здійснюється присвоєння рейтингів за кожним параметром. Тобто, кожен клієнт отримує оцінку за кожним із параметрів RFM. Для цього показники Recency, Frequency та Monetary розбиваються на квантили (наприклад, п'ять груп – від 1 до 5).

Кожен клієнт отримує оцінку за кожним із трьох параметрів. Найчастіше використовують поділ на квантилі (наприклад, 5 груп):

| Recency                      | Frequency & Monetary:                       |
|------------------------------|---------------------------------------------|
| 5 – купував зовсім недавно   | 5 – купує дуже багато / витрачає багато     |
| 4 – купував відносно недавно | 4 – купує багато / витрачає вище середнього |
| 3 – середній проміжок        | 3 – купує середньо / середні витрати        |
| 2 – давно не купував         | 2 – купує мало / витрачає мало              |
| 1 – дуже давно не купував    | 1 – купує дуже мало/ мінімальні витрати     |

Формування балів можна зробити в Python або Excel, використовуючи функцію QUANTILE() або розбивку на рівні інтервали.

Приклад методики присвоєння балів (використовуємо квантилі або поділ на групи):

| Recency (R):                       | Frequency (F):     | Monetary (M):                  |
|------------------------------------|--------------------|--------------------------------|
| 5 – остання покупка до 5 днів тому | 5 – більше покупок | 105 – витрачено понад 5000 грн |
| 4 – від 6 до 10 днів               | 4 – 6-10 покупок   | 4 – від 3000 до 4999 грн       |
| 3 – від 11 до 15 днів              | 3 – 3-5 покупок    | 3 – від 1500 грн до 2999 грн   |
| 2 – від 16 до 20 днів              | 2 – 2 покупки      | 2 – від 500 до 1499 грн        |
| 1 – більше 20 днів                 | 1 – 1 покупка      | 1 – менше 500 грн              |

Приклад скорингу:

| Customer ID | Recency Score | Frequency Score | Monetary Score | RFM Score |
|-------------|---------------|-----------------|----------------|-----------|
| C0001       | 4             | 2               | 1              | 421       |
| C0002       | 4             | 1               | 2              | 412       |

На п'ятому етапі RFM-аналізу на основі отриманих балів виокремлюються ключові сегменти клієнтів [3, 11] :

Чемпіони (високі R, F, M): Найцінніші та найлояльніші клієнти

"Лояльні клієнти" (високий F, M): Часто купують і багато витрачають.

"У групі ризику" (низький R, але високий F, M): клієнти, які раніше були активними, але давно не купували.

"Втрачені клієнти" (низькі R, F, M): клієнти, які давно не купували та не були активними. Така категоризація дає компаніям глибоке розуміння своєї клієнтської бази, що є основою для розробки цільових маркетингових стратегій та покращення обслуговування клієнтів.

Після того як визначено сегменти, то можна переходити до шостого етапу RFM-аналізу і формувати відповідні заходи для кожного сегменту.

На сьомому етапі RFM-аналізу потрібно:

- 1) моніторити ефективність маркетингових кампаній через автоматизацію здійснювати повторний RFM-аналіз через певний період;
- 2) коригувати стратегії на основі змін у поведінці клієнтів.

Тобто, на цьому етапі доцільно здійснювати автоматизацію – RFM-аналіз можна оновлювати щотижня чи щомісяця, а також А/В-тестування шляхом перевірки ефективності стратегій на різних сегментах і CRM-інтеграцію для персоналізації пропозицій для кожного клієнта.

Таким чином, здійснення RFM-аналізу передбачає послідовний безперервний процес, який є важливим у правильному розподілі ресурсів, утриманні клієнтів і підвищенні ефективності маркетингових стратегій.

## РОЗДІЛ 2

### АНАЛІЗ ІНСТРУМЕНТІВ ДЛЯ RFM-АНАЛІЗУ КЛІЄНТСЬКОЇ БАЗИ МЕТОДАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

#### 2.1. Розробка RFM - стратегій для сегментації користувачів з використанням алгоритмічних методів

Перед початком здійснення RFM-аналізу з використанням методів машинного навчання необхідно попередньо розробити чіткий алгоритм реалізації процесу, що забезпечить коректність і масштабованість розрахунків, у тому числі у середовищі RStudio.

Для аналізу даних методами машинного навчання необхідно насамперед клієнтську базу попередньо обробити: очистити, відфільтрувати та нормалізувати транзакційні записи клієнтів з метою узгодження формату вхідної інформації. Далі дані узагальнити до показників R, F та M: формування змінних Recency (давність останньої покупки), Frequency (частота покупок) та Monetary (грошова цінність клієнта). Узагальнення показників здійснено за допомогою MS Excel через зведену таблицю (рис.2.1).

The screenshot shows an Excel spreadsheet with a PivotTable summarizing transaction data. The PivotTable is structured as follows:

| InvoiceDate | InvoiceNo | Sum of Monetary |
|-------------|-----------|-----------------|
| 12/7/2011   | 12345     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12346     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12347     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12348     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12349     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12350     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12351     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12352     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12353     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12354     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12355     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12356     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12357     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12358     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12359     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12360     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12361     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12362     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12363     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12364     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12365     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12366     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12367     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12368     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12369     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12370     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12371     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12372     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12373     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12374     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12375     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12376     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12377     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12378     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12379     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12380     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12381     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12382     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12383     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12384     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12385     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12386     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12387     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12388     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12389     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12390     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12391     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12392     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12393     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12394     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12395     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12396     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12397     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12398     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12399     | 1234.56         |
| 12/7/2011   | 12400     | 1234.56         |

Рис.2.1. Узагальнення даних за показниками RFM-аналізу  
[Джерело: авторська розробка на основі Excel]

Після розподілу даних за основними показниками RFM-аналізу варто здійснити категоризацію показників для формування комбінацій при формуванні сегментів. У дослідженні клієнтську базу розділено на 5 квантилів і за кожним показником RFM-аналізу присвоєно бали від 1 до 5 (таблиця 2.1).

Таблиця 2.1

### Присвоєння балів за показниками RFM (від 1 до 5 балів)

| №з/п | Присвоєння балу за RFM-аналізом (від 1 до 5) | Кількість клієнтів, які увійшли за показниками RFM до даної сукупності |
|------|----------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------|
| 1    | 1                                            | від 1 до 875                                                           |
| 2    | 2                                            | від 876 до 1750                                                        |
| 3    | 3                                            | від 1751 до 2625                                                       |
| 4    | 4                                            | від 2626 до 3500                                                       |
| 5    | 5                                            | від 3500 до 4371                                                       |

[Джерело: авторська розробка]

Наступним етапом RFM-аналізу є формування скорингових комбінацій (рис.2.2), тобто, генерування унікальних RFM-кодів, які сформовано за формулою:

$$100*\text{бал (R)}+10*\text{бал(F)}+\text{бал (M)} \quad (2.1)$$

| №   | G   | H        | I | J        | K | L | M | N   |
|-----|-----|----------|---|----------|---|---|---|-----|
| 1   | R   | Покупець |   | Покупець | R | F | M | RFM |
| 3   | 373 | 13747    |   | 12347    | 5 | 5 | 5 | 555 |
| 11  | 372 | 15165    |   | 12356    | 4 | 5 | 5 | 455 |
| 14  | 372 | 14142    |   | 12359    | 5 | 5 | 5 | 555 |
| 17  | 372 | 17732    |   | 12362    | 5 | 5 | 5 | 555 |
| 19  | 372 | 17855    |   | 12364    | 5 | 5 | 4 | 554 |
| 31  | 371 | 13011    |   | 12380    | 4 | 4 | 5 | 445 |
| 32  | 371 | 16754    |   | 12381    | 5 | 4 | 4 | 544 |
| 36  | 371 | 12686    |   | 12388    | 4 | 5 | 5 | 455 |
| 41  | 370 | 12725    |   | 12395    | 4 | 5 | 5 | 455 |
| 49  | 367 | 16138    |   | 12406    | 4 | 5 | 5 | 455 |
| 57  | 365 | 16893    |   | 12415    | 4 | 5 | 5 | 455 |
| 58  | 365 | 15221    |   | 12417    | 5 | 5 | 5 | 555 |
| 63  | 365 | 13270    |   | 12423    | 5 | 5 | 4 | 554 |
| 68  | 364 | 14355    |   | 12428    | 4 | 5 | 5 | 455 |
| 69  | 364 | 16065    |   | 12429    | 5 | 5 | 5 | 555 |
| 73  | 364 | 16579    |   | 12433    | 5 | 5 | 5 | 555 |
| 77  | 364 | 12605    |   | 12437    | 5 | 5 | 5 | 555 |
| 78  | 364 | 17880    |   | 12438    | 4 | 4 | 5 | 445 |
| 81  | 363 | 16727    |   | 12444    | 4 | 4 | 5 | 445 |
| 86  | 361 | 18004    |   | 12449    | 4 | 5 | 5 | 455 |
| 88  | 361 | 15454    |   | 12451    | 5 | 5 | 5 | 555 |
| 102 | 358 | 18050    |   | 12471    | 5 | 5 | 5 | 555 |

Рис.2.2. Генерування унікальних RFM-кодів для кожного клієнта

[Джерело: авторська розробка на основі Excel]

Подальший алгоритм проведення RFM-аналізу полягав у тому, щоб сформувати сегменти за певними характеристиками:

1. «Преміум-клієнти» – найцінніші покупці, які часто купують і витрачають великі суми.
2. «Лояльні клієнти» – постійні покупці, які купують регулярно, але не завжди витрачають великі суми.
3. «Нові клієнти» – нещодавно залучені покупці, які зробили одну або кілька покупок, але ще не проявили стабільної поведінки.
4. «Економні клієнти» – ті, хто купує регулярно, але переважно товари з низькою вартістю або під час знижок.
5. «Клієнти з високим чеком» – клієнти, які мають високий чек покупки
6. «Перспективні клієнти» – клієнти, які ще не дуже часто купують, але їхня середня вартість замовлення вище середнього.
7. «Сплячі клієнти» – клієнти, які мало купують і витрачають небагато, давно не купували.
8. «Втрачені клієнти» – клієнти, які давно не робили покупок, купують мало та з мінімальними витратами.

Після скорингу формуємо сегменти клієнтів (таблиця 2.2). Сформовано 125 комбінацій та розподілено у кожную з груп.

Таблиця 2.2

Розподіл комбінацій RFM-кодів на сегменти

| №з\п | Сегменти                | Комбінації                                                                                              |
|------|-------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1    | Втрачені клієнти        | 111, 112, 113, 114, 121, 122, 211, 212, 221, 241, 242, 251, 252, 222, 131, 132, 141, 142, 231, 232      |
| 2    | Сплячі клієнти          | 123, 124, 133, 134, 135, 143, 144, 152, 153, 154, 155, 213, 214, 223, 224, 233, 234, 243, 244, 253, 254 |
| 3    | Економні клієнти        | 151, 341, 342, 351, 352, 421, 431, 411, 441, 442, 451, 531, 541, 551                                    |
| 4    | Клієнти з високим чеком | 115, 125, 145, 215, 225, 235, 245, 255, 315, 325, 335, 345, 355, 415, 515                               |

|   |                      |                                                                                                 |
|---|----------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 5 | Нові клієнти         | 412, 413, 414, 511, 512, 513, 514                                                               |
| 6 | Перспективні клієнти | 313, 314, 324, 333, 334, 344, 354<br>423, 424, 425, 432, 433, 434, 532, 533, 534, 542, 523, 524 |
| 7 | Лояльні клієнти      | 311, 312, 321, 322, 323, 331, 332, 343,<br>353, 413, 422, , 443, 444, 452, 453, 521, 522, 543   |
| 8 | Преміум-клієнти      | 435, 445, 454, 455, 535, 545, 525, 554, 555                                                     |

[Джерело: авторська розробка]

За результатами даного розподілу утворилися певні сегменти (рис.2.3).

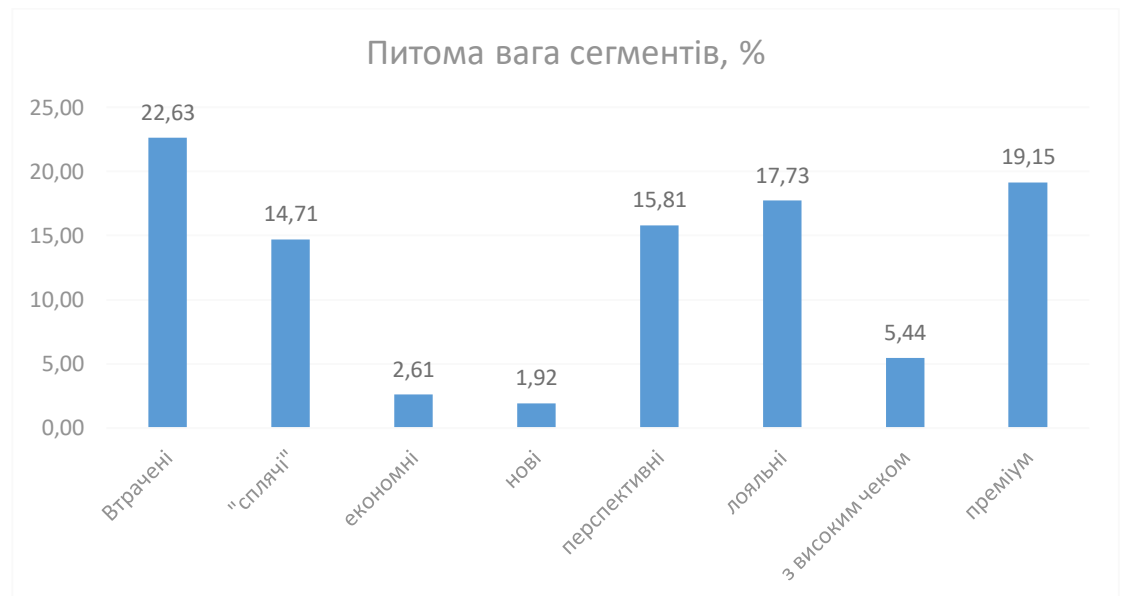


Рис. 2.3. Питома вага сегментів [Джерело: авторська розробка]

Наступним етапом дослідження є розробка алгоритму розрахунку коефіцієнта еластичності пропозиції, який виступає ключовим елементом для подальшого застосування методів машинного навчання в аналітичному середовищі RStudio. Для цього необхідно найперше по кожному клієнту із найбільш вразливих сегментів до ціни розрахувати логарифми виручки, логарифми середньої ціни, індекси виручки, ціни та кількості, визначити приріст кількості та розрахувати еластичність пропозиції. Відповідно формалізувати формулу коефіцієнта еластичності у вигляді математичної моделі, придатної для повторного обчислення в автоматизованому середовищі, далі здійснити валідацію моделі на тестових наборах даних та підготовку її до використання у процесі машинного навчання - з можливістю навчання моделей

прогнозування ринкових реакцій, що дозволить забезпечити вищий рівень точності прийняття управлінських рішень у сфері маркетингу та економічного планування.

Розрахунок еластичності пропозиції по одному клієнту з сегменту «Економні» розраховано у таблиці 2.3 за формулою 2.1:

Еластичність пропозиції:

$$E_{\Pi} = \frac{\left(\frac{I_{qp}}{I_p} - 1\right) \cdot 100}{\ln(p)} \quad (2.2)$$

де  $E_{\Pi}$  – еластичність пропозиції

$I_{qp}$  – індекс виручки

$I_p$  - індекс ціни

$\ln(p)$  - логарифм ціни

Таблиця 2.3

Розрахунок еластичності пропозиції клієнта з сегменту

«Економні клієнти»

| Чеки              | Виручка     | Логарифм виручки | Індекс виручки | кількість | середня ціна | логарифм ціни | Індекс ціни  | Індекс кількості | Приріст у відсотках | Еластичність пропозиції |
|-------------------|-------------|------------------|----------------|-----------|--------------|---------------|--------------|------------------|---------------------|-------------------------|
| 01.0<br>1         | 2919,5<br>1 | 7,979<br>2       | 107,979<br>2   | 233<br>4  | 1,250<br>9   | 0,223<br>8    | 100,223<br>8 | 1,077<br>4       | 7,738<br>0          | 34,570<br>6             |
| 01.0<br>5         | 2388,3<br>1 | 7,778<br>3       | 107,778<br>3   | 177<br>1  | 1,348<br>6   | 0,299<br>0    | 100,299      | 1,074<br>6       | 7,457<br>0          | 24,936<br>3             |
| 01.1<br>0         | 2539,5<br>6 | 7,839<br>7       | 107,839<br>7   | 165<br>0  | 1,539<br>1   | 0,431<br>2    | 100,431<br>2 | 1,073<br>8       | 7,376<br>7          | 17,106<br>8             |
| 01.1<br>1<br>8:40 | 262,5       | 5,570<br>3       | 105,570<br>3   | 151       | 1,738<br>4   | 0,553<br>0    | 100,553      | 1,049<br>9       | 4,989<br>7          | 9,0234                  |
| 01.1<br>1<br>9:58 | 925,64      | 6,830<br>5       | 106,830<br>5   | 669       | 1,383<br>6   | 0,324<br>7    | 100,324<br>7 | 1,064<br>8       | 6,484<br>7          | 19,971<br>4             |

[Джерело: авторська розробка]

Аналізуючи дані таблиці 2.3 та рисунка 2.4, можна помітити, що еластичність пропозиції для цього клієнта почала зростати лише після останнього чека.

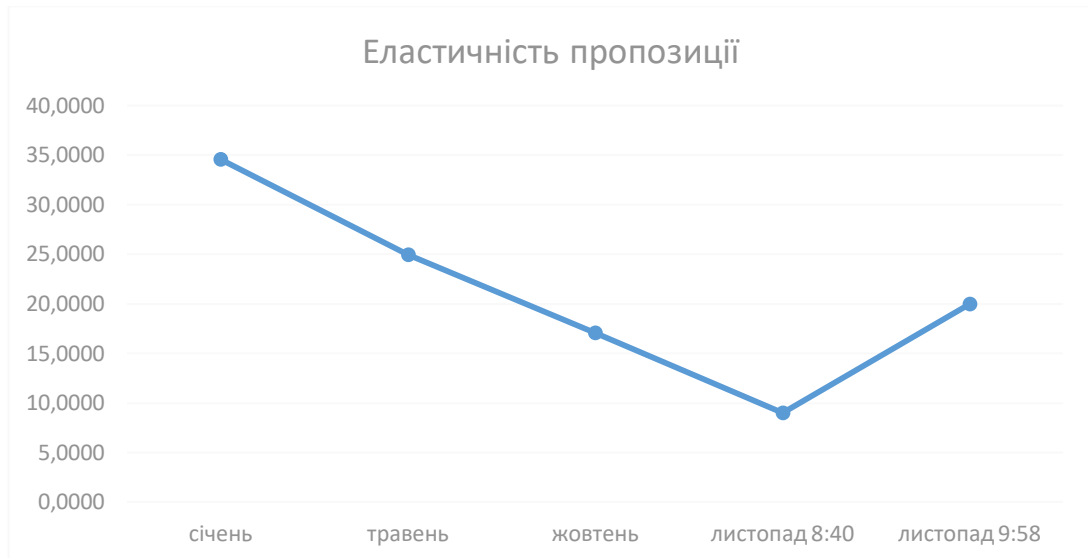
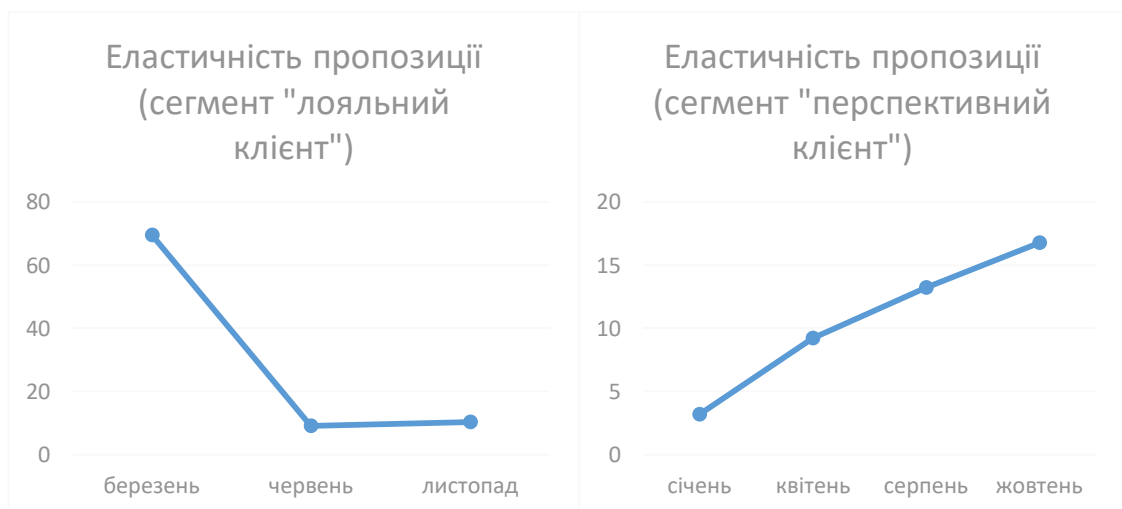


Рис. 2.4. Еластичність пропозиції для клієнта сегменту «Економні клієнти» [Джерело: авторська розробка]

Це свідчить про те, що підприємству слід було б надати цьому клієнту персоналізовану знижку в розмірі 6,4% на наступну покупку після четвертої. Однак знижку не було надано, і як наслідок – еластичність попиту зросла, що означає підвищену чутливість клієнта до змін цін. Це може свідчити про зниження лояльності покупця та ризик його переходу до конкурентів у разі відсутності належної цінової стимуляції.



а

б

Рис. 2.5. Еластичність пропозиції для клієнтів різних сегментів

[Джерело: авторська розробка]

За даними рис.2.5 очевидно, що для даних клієнтів відповідних сегментів необхідно надати персоналізовану знижку, розмір якої можна визначити за певною формулою:

$$P_1 = \frac{MC}{1 - \frac{1}{E_1}} \quad (2.3)$$

де  $P_1$  – середня ціна першого чеку покупки,

$MC$  – граничні витрати фірми,

$E_1$  – еластичність пропозиції першого чеку покупки

$$P_2 = \frac{MC}{1 - \frac{1}{E_2}} \quad (2.4)$$

де  $P_2$  – середня ціна другого чеку покупки,

$MC$  – граничні витрати фірми,

$E_2$  – еластичність пропозиції другого чеку покупки

Якщо граничні витрати в обох формулах будуть однакові для одного підприємства, то формула набуде наступного вигляду:

$$\frac{P_1}{P_2} = \frac{\frac{MC}{1 - \frac{1}{E_1}}}{\frac{MC}{1 - \frac{1}{E_2}}} = \frac{1 - \frac{1}{abs(E_2)}}{1 - \frac{1}{abs(E_1)}} \quad (2.5)$$

Відповідно до формули 2.4, як приклад розраховуємо розміри знижок для окремих клієнтів певних сегментів (таблиця 2.4).

Таблиця 2.4

Приклад розрахунку персоналізованої знижки для клієнтів різних сегментів

| № з\п | Сегменти             | Еластичність пропозиції (E) | $\frac{P1}{P2}$ | Розмір знижки (%) |
|-------|----------------------|-----------------------------|-----------------|-------------------|
| 1     | Економний клієнт     | 34,5706                     | 1,011642735     | -                 |
|       |                      | 24,9363                     | 1,019493652     | -                 |
|       |                      | 17,1068                     | 1,058893255     | -                 |
|       |                      | 9,0234                      | 0,936046639     | 6,39              |
|       |                      | 19,9714                     | -               | -                 |
| 2     | Лояльний клієнт      | 69,57802378                 | 1,107927089     | -                 |
|       |                      | 9,059134396                 | 0,984536158     | 1,6               |
|       |                      | 10,37205669                 | -               | -                 |
| 3     | Перспективний клієнт | 3,19494653                  | 0,770660687     | 22,93393128       |
|       |                      | 9,212371734                 | 0,964446008     | 3,555399177       |
|       |                      | 13,21236962                 | 0,983020848     | 1,69791515        |
|       |                      | 16,74438304                 | -               | -                 |

[Джерело: авторська розробка]

Тобто, за даними таблиці 2.4, економному клієнту після четвертої покупки потрібно зробити знижку 6,4%, а лояльному – після другої покупки – 1,6%, що стосується перспективного клієнта, то вже після першої покупки варто зробити знижку 22,9%, після другої покупки – 3,55% і після третьої – 1,7%.

Отже, завдяки персоналізованому підходу до формування цінової політики підприємство отримує можливість цілеспрямовано впливати на процес реалізації продукції, активізуючи його відповідно до індивідуальних потреб кожного споживача, що є цілком обґрунтованим в умовах високої конкуренції на ринку. Подальші дослідження варто зосередити на використанні даного алгоритму обчислення в автоматизованому середовищі за допомогою RStudio.

## 2.2. RStudio як потужний інструмент для RFM-аналізу клієнтської бази

Для проведення подальшого аналізу було використано дані з Excel-файлу «Online Retail.xlsx», який містить інформацію про транзакції клієнтів магазину. Окремо створено аркуш «номера покупців», у якому клієнти були згруповані за восьми сегментами, визначеними на основі RFM-аналізу: «втрачені», «лояльні», «преміум», «перспективні», «сплячі», «клієнти з високим чеком», «економні» та «нові клієнти». За допомогою мови програмування R було підключено пакети `readxl`, `dplyr`, `tidyr`, `purrr` та `openxlsx` для роботи з даними у форматі Excel. За алгоритмом розрахунку еластичності (формула 2.2) було розраховано основні показники, необхідні для подальшого аналізу: середня виручка, середня частота покупок, індекс виручки, індекс частоти покупок та еластичність попиту за кожним сегментом (дані таблиці 2.5), а також побудовано гістограму за еластичністю (рис.2.6).

Таблиця 2.5

Узагальнені результати еластичності по кожному сегменту (за середнім значенням) [Джерело: авторська розробка на основі RStudio]

| № з/п | Segment                 | avg_revenue | avg_freq | revenue_index | freq_index | elasticity |
|-------|-------------------------|-------------|----------|---------------|------------|------------|
| 1     | Втрачені клієнти        | 222.0175    | 141.43   | 0.13063167    | 0.13834000 | NaN        |
| 2     | Преміум-клієнти         | 6585.5953   | 3813.08  | 3.87486266    | 3.72977090 | 0.9591905  |
| 3     | Лояльні клієнти         | 570.5864    | 368.63   | 0.33572423    | 0.36057608 | 0.9519816  |
| 4     | Перспективні клієнти    | 911.7091    | 522.89   | 0.53643557    | 0.51146577 | 0.7517746  |
| 5     | Сплячі клієнти          | 1025.9614   | 619.45   | 0.60365986    | 0.60591611 | 1.4050031  |
| 6     | Клієнти з високим чеком | 3832.4721   | 2367.33  | 2.25496745    | 2.31560800 | 1.0353564  |
| 7     | Економні клієнти        | 161.0759    | 266.16   | 0.09477457    | 0.26034487 | 0.9514258  |
| 8     | Нові клієнти            | 287.1319    | 79.72    | 0.16894398    | 0.07797826 | -2.4587849 |

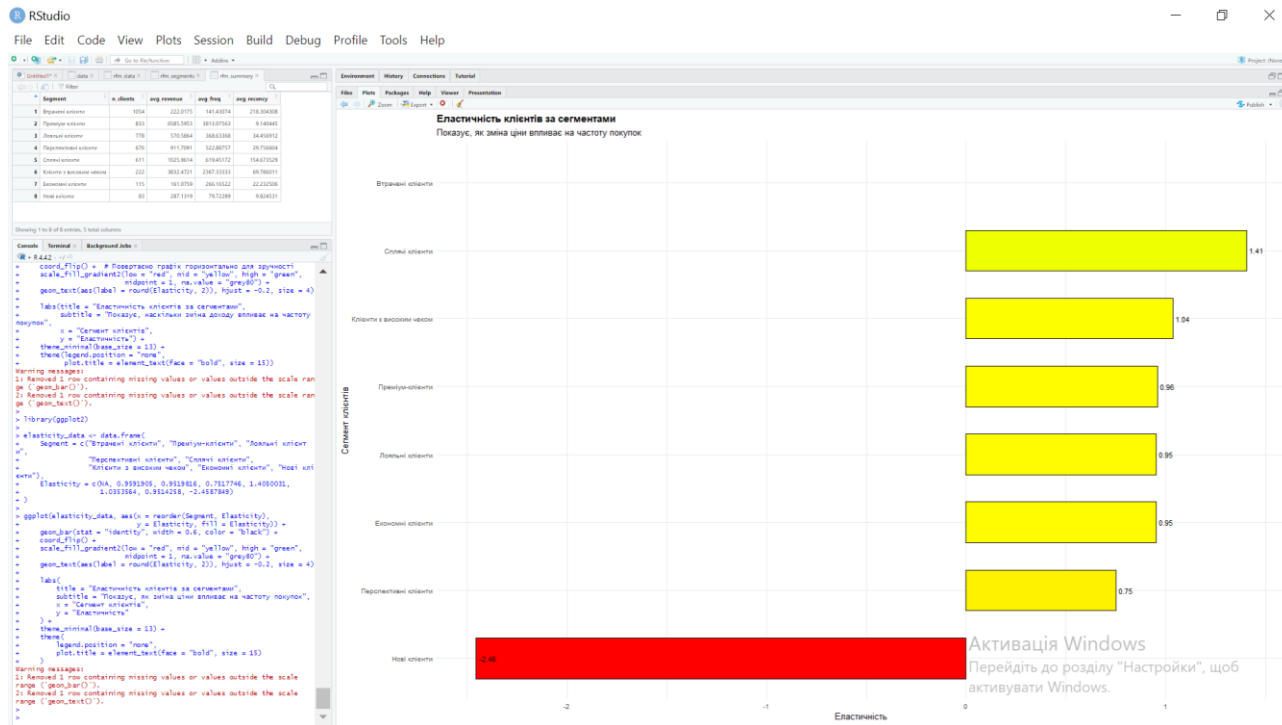


Рис.2.6. Середня еластичність за кожним сегментом

[Джерело: авторська розробка на основі RStudio]

У подальших дослідженнях важливо визначити еластичність та розмір знижки за кожним покупцем різних сегментів. Задля цього було згруповано номери покупців за комбінаціями RFM-кодів на сегменти (за даними таблиці 2.2) і для подальшої роботи було використано два аркуші Excel: «Online Retail» – транзакційні дані (InvoiceNo, StockCode, Quantity, UnitPrice, CustomerID, Country); «номера покупців» – список клієнтів, розподілених за сегментами. Далі по кожному сегменту розраховано персональну знижку для кожного покупця на основі еластичності. Алгоритм написання коду для розрахунку еластичності та розміру персональної знижки міститься у додатку 1 і включає в себе наступні етапи:

1. Налаштування бібліотек.
2. Визначення шляху до файлу.
3. Зчитування аркуша з номерами покупців.
4. Перетворення даних у формат (Segment, CustomerID).
5. Зчитування основних даних з аркуша "Online Retail".

6. Розрахунок еластичності та персональної знижки.
7. Збереження результату у папку «Документи»
8. Перевірка.

Приклад результатів розрахунку міститься на рис.2.7.

| CustomerID | transactions | avg_price  | avg_quantity | Elasticity | Segment  | personal_discount |
|------------|--------------|------------|--------------|------------|----------|-------------------|
| 12346      | 1            | 1,04       | 74215        | -0,6881988 | втрачені | 0,06881988        |
| 12350      | 17           | 3,84117647 | 11,5882353   | -0,5549772 | втрачені | 0,05549772        |
| 12353      | 4            | 6,075      | 5            | -1,3658176 | втрачені | 0,13658176        |
| 12355      | 13           | 4,20384615 | 18,4615385   | -1,1082534 | втрачені | 0,11082534        |
| 12361      | 10           | 3,335      | 9,1          | -0,5107029 | втрачені | 0,05107029        |
| 12365      | 22           | 17,1504545 | 7,90909091   | -0,7877573 | втрачені | 0,07877573        |
| 12373      | 14           | 4,58214286 | 14,0714286   | -1,1055107 | втрачені | 0,11055107        |
| 12386      | 10           | 2,391      | 35,4         | -0,9485224 | втрачені | 0,09485224        |
| 12401      | 5            | 9,68       | 2,2          | -0,6853668 | втрачені | 0,06853668        |
| 12402      | 11           | 3,29090909 | 8,54545455   | -0,8083212 | втрачені | 0,08083212        |
| 12411      | 11           | 3,70909091 | 11           | -0,3288623 | втрачені | 0,03288623        |
| 12450      | 8            | 1,6175     | 16           | -0,6996278 | втрачені | 0,06996278        |
| 12489      | 15           | 5,908      | 7            | -0,9523888 | втрачені | 0,09523888        |
| 12493      | 22           | 4,30909091 | 9,40909091   | 0          | втрачені | 0                 |
| 12506      | 23           | 3,19565217 | 1            | 0,05284871 | втрачені | 0,05284871        |
| 12509      | 7            | 5,56428571 | 7,85714286   | 0,06929583 | втрачені | 0,06929583        |
| 12515      | 16           | 6,78125    | 8,1875       | -0,6603071 | втрачені | 0,06603071        |
| 12527      | 18           | 2,92944444 | 13           | -0,9409606 | втрачені | 0,09409606        |
| 12547      | 8            | 7,95       | 16,75        | -0,8270245 | втрачені | 0,08270245        |
| 12548      | 5            | 6,72       | 9,8          | 0          | втрачені | 0                 |
| 12551      | 10           | 1,68       | 10           | -0,8153186 | втрачені | 0,08153186        |
| 12561      | 16           | 2,964375   | 11,0625      |            |          |                   |

Рис.2.7. Скрін результатів розрахунку еластичності та персональної знижки [Джерело: авторська розробка на основі RStudio]

Подальші дослідження були зосереджені на виявленні взаємозв'язку між середнім розміром персональної знижки та зміною виручки у різних клієнтських сегментах (таблиця 2.6). Таблиця 2.6 створювалася шляхом агрегації індивідуальних результатів покупців у межах кожного сегменту (усереднення показників за сегментом).

Таблиця 2.6

Середні показники еластичності, знижки, зміни виручки під впливом знижки та сумарні значення виручки

| № | Segment         | AvgElasticity | AvgDiscount | AvgRevenueChange | TotalRevenueLoss | TotalRevenueGain |
|---|-----------------|---------------|-------------|------------------|------------------|------------------|
| 1 | втрачені        | -0.6303492    | 0.06585647  | -0.9200459       | 913.03280        | 541.09145        |
| 3 | з високим чеком | -0.6597589    | 0.06715078  | -1.9779555       | 775.80908        | 5066.73513       |
| 4 | лояльні         | -0.6663133    | 0.06230839  | -0.8108335       | 446.13898        | 3872.88740       |
| 5 | нові клієнти    | -0.2578790    | 0.05758387  | 0.4192311        | 61.90193         | 306.25623        |
| 6 | перспективні    | -0.5806170    | 0.05905493  | -1.9243264       | 1698.59036       | 118.70271        |
| 7 | преміум         | -0.6102589    | 0.06139414  | -2.2267976       | 997.01103        | 26.12740         |
| 8 | сплячі          | -0.6740542    | 0.06756028  | -1.6764200       | 612.59017        | 670.41195        |

[Джерело: авторська розробка на основі RStudio]

Наступним кроком дослідження є візуалізація даних, яка була створена на основі вихідного файлу, створеного у програмі RStudio - «Еластичність і розмір знижки по кожному покупцю залежно від сегменту.xlsx», що містить декілька аркушів для різних сегментів клієнтів. На аркуші Sheet2 сформовано зведену таблицю, де наведені усереднені показники (за даними таблиці 2.6) та сумарні значення виручки, де TotalRevenueLoss – сумарне зниження виручки; TotalRevenueGain – сумарне зростання виручки. Для побудови графіка на рис.2.8 використовувалася бібліотека ggplot2, яка показує зв'язок між середнім розміром знижки та зміною виручки по кожному сегменту – `library(ggplot2)`.

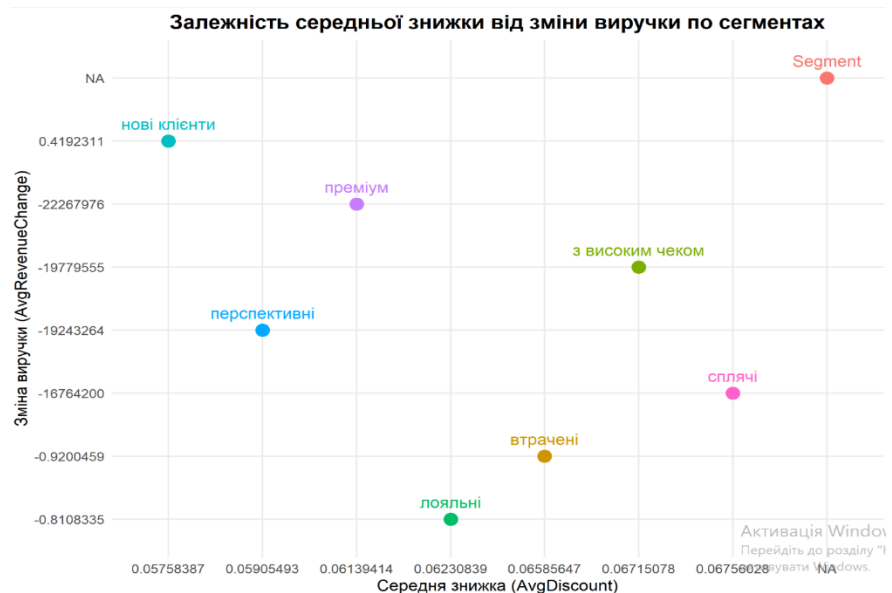


Рис.2.8. Залежність середньої знижки від зміни виручки по сегментах [Джерело: авторська розробка на основі RStudio]

За даними рис.2.8 спостерігається залежність між середнім рівнем знижки та зміною виручки у різних клієнтських сегментах. Видно, що більші знижки не завжди забезпечують зростання виручки – у більшості сегментів (наприклад, втрачені, перспективні, сплячі) спостерігається негативна зміна виручки при збільшенні розміру знижки. Це свідчить про низьку еластичність цих груп – навіть після знижок вони не

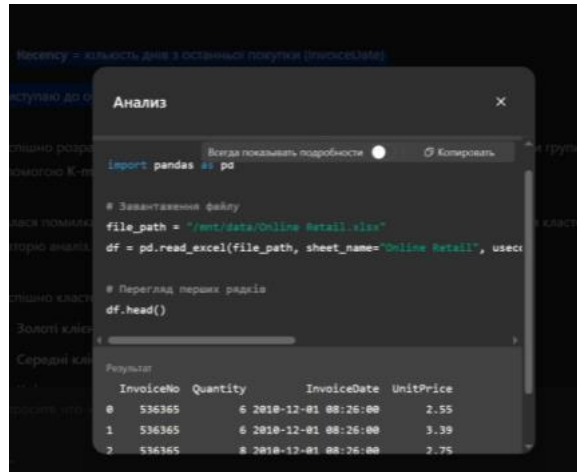
демонструють суттєвого збільшення обсягів покупок. Отже, політика знижок є ефективною лише для певних сегментів клієнтів, тоді як для інших вона призводить до зниження виручки та маржинального доходу підприємства.

Таким чином, завдяки використанню програми RStudio можливо не лише здійснити ефективний RFM-аналіз клієнтської бази, але й отримати глибше розуміння поведінки споживачів на основі трьох ключових показників – Recency (давність останньої покупки), Frequency (частота покупок) та Monetary (сумарна вартість покупок). Використання інструментів RStudio дозволяє автоматизувати процес обробки даних, візуалізувати результати у зручній формі та виокремити окремі сегменти клієнтів відповідно до їхньої активності та прибутковості для компанії. Отримані результати RFM-аналізу створюють основу для розробки персоналізованих стратегій маркетингової взаємодії з кожним сегментом споживачів – від стимулювання повторних покупок серед неактивних клієнтів до формування програм лояльності для найбільш цінних споживачів, про що детальніше йтиметься у розділі 3 цієї роботи.

### **2.3. Використання ChatGPT для аналізу та візуалізації даних при проведенні RFM-аналізу клієнтської бази**

Для проведення RFM-аналізу клієнтської бази за допомогою ChatGPT необхідно було завантажити документ Excel з даними та прописати запит. Дуже важливо прописати детальний запит, із зазначенням, що означають дані показники, оскільки з першого разу, без зазначення показників, ChatGPT не зміг відобразити дані, посилаючись на їх великий масштаб. Лише після видалення зайвих стовпців та прописування промту: «здійсни RFM-аналіз на основі цих даних,

створивши максимальну кількість сегментів, які різняться між собою і потребують персоналізованого підходу. Назва аркуша Online Retail. Необхідні стовпці мають відповідну назву (InvoiceNo, CustomerID, InvoiceDate, Quantity, UnitPrice)» було здійснено розрахунок:  $\text{Monetary} = \text{Quantity} \times \text{UnitPrice}$ ,  $\text{Frequency} = \text{кількість покупок (InvoiceNo)}$ ,  $\text{Recency} = \text{кількість днів з останньої покупки (InvoiceDate)}$  (рис.2.9).



```

import pandas as pd

# Завантаження файлу
file_path = "/mnt/data/Online Retail.xlsx"
df = pd.read_excel(file_path, sheet_name="Online Retail", usecols=[0, 1, 2, 3])

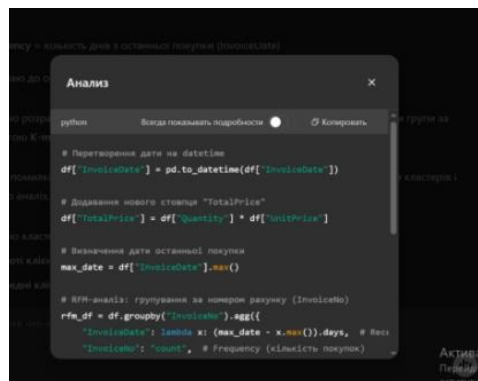
# Перегляд перших рядків
df.head()

```

|   | InvoiceNo | Quantity | InvoiceDate         | UnitPrice |
|---|-----------|----------|---------------------|-----------|
| 0 | 536365    | 6        | 2010-12-01 00:26:00 | 2.55      |
| 1 | 536365    | 6        | 2010-12-01 00:26:00 | 3.39      |
| 2 | 536365    | 8        | 2010-12-01 00:26:00 | 2.75      |

Рис.2.9. Розрахунок RFM-показників  
[Джерело: на основі штучного інтелекту]

На основі розрахунку RFM-показників, ChatGPT виконав кластеризацію клієнтів на три групи за допомогою K-means (рис.2.10).



```

# Перетворення date на datetime
df["InvoiceDate"] = pd.to_datetime(df["InvoiceDate"])

# Додавання нового стовпця "TotalPrice"
df["TotalPrice"] = df["Quantity"] * df["UnitPrice"]

# Визначення date останньої покупки
max_date = df["InvoiceDate"].max()

# RFM-аналіз: групування за номером рахунку (InvoiceNo)
rfm_df = df.groupby("InvoiceNo").agg({
    "InvoiceDate": lambda x: (max_date - x.max()).days, # Recency
    "TotalPrice": "sum", # Monetary
    "InvoiceNo": "count", # Frequency (кількість покупок)
})

```

Рис.2.10. Поділ на сегменти за допомогою ChatGPT

При цьому ChatGPT кластеризував клієнтів лише на три групи та візуалізував їх (рис.2.11 та рис.2.12):

Золоті клієнти – найбільш активні покупці з високими витратами.

Середні клієнти – помірно активні.

Клієнти з низькою активністю – рідкісні покупці з низькими витратами.

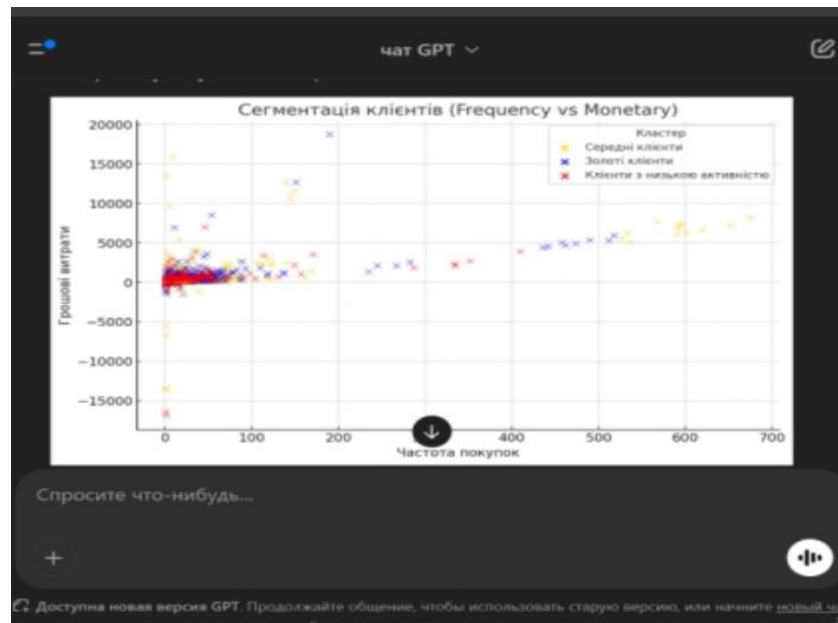


Рис. 2.11. Кластеризація клієнтів на групи  
[Джерело: на основі штучного інтелекту]

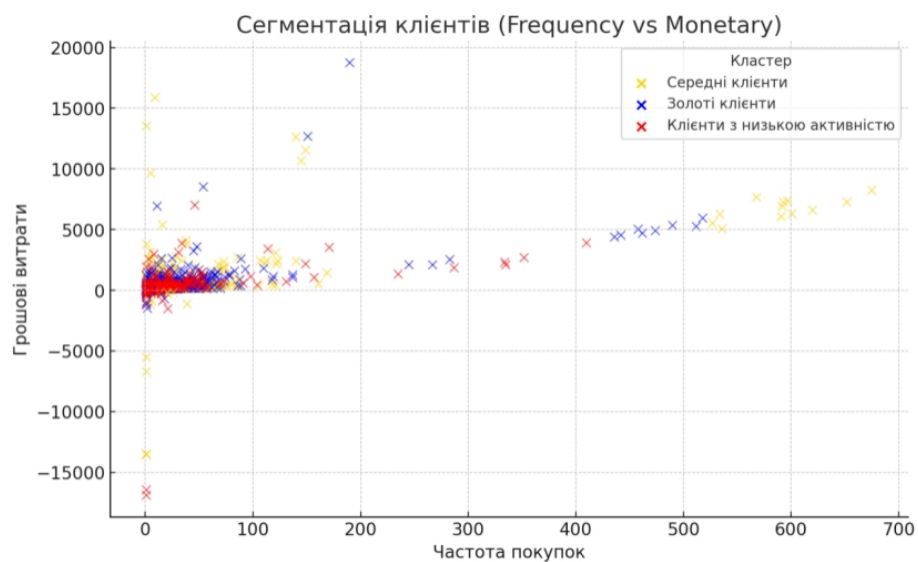


Рис.2.12. Візуалізація кластерів клієнтів за частотою покупок та грошовими витратами [Джерело: на основі штучного інтелекту]

За даними рис.2.12 можемо помітити, що «золоті клієнти» – найбільш активні та витрачають найбільше, середні клієнти – мають

середню активність клієнти з низькою активністю – рідко роблять покупки та витрачають мало.

Грошові витрати залежать від частоти покупок

1.Помітна кореляція між Frequency та Monetary: чим частіше клієнт купує, тим більше він витрачає.

2.Проте є клієнти, які роблять рідкісні, але великі покупки (можливо, оптові закупівлі).

Окрім цього, на запит щодо відображення результатів порівняння Recency з Frequency та Monetary, ChatGPT створив візуалізацію (рис.2.13).

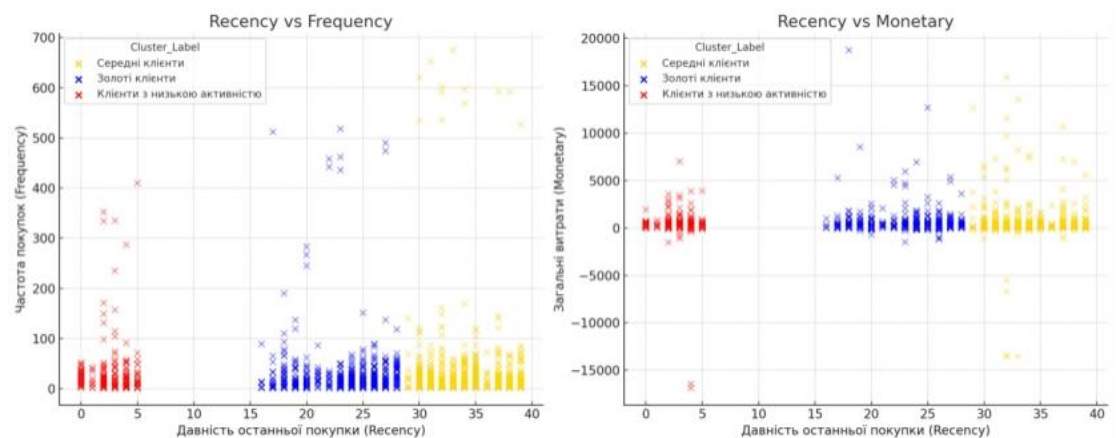


Рис.2.13. Результати порівняння Recency з Frequency та Monetary

[Джерело: на основі штучного інтелекту]

За даними рис.2.13, можемо зробити висновки, що:

- «золоті клієнти» знаходяться у межах:

1.Recency: 23.24 дні (вони робили покупки недавно).

2.Frequency: 20.33 (купують регулярно).

3.Monetary: 371.23 (витрачають найбільше).

- середні клієнти

1.Recency: 34.13 дні (рідше роблять покупки).

2.Frequency: 21.44 (майже така ж частота, як у золотих клієнтів).

3.Monetary: 368.87 (витрачають трохи менше за золотих клієнтів).

- клієнти з низькою активністю

1. Resency: 2.76 дні (вони нещодавно зробили покупку, але роблять це рідко).

2. Frequency: 24.02 (парадоксально, що вони навіть частіше купують, ніж інші групи, але можливо, це випадковість).

3. Monetary: 292.85 (витрачають найменше).

Таким чином, можемо стверджувати, що «золоті клієнти» витрачають найбільше, але їх частота покупок лише трохи нижча за середніх клієнтів. Середні клієнти мають схожі витрати, але рідше повертаються до покупок. Клієнти з низькою активністю дивно виглядають: у них дуже низький Resency (тобто вони нещодавно купували), але їхні витрати нижчі.

На запит надати додаткові графіки аналізу клієнтської бази, ChatGPT відобразив наступну інформацію (рис. 2.14).

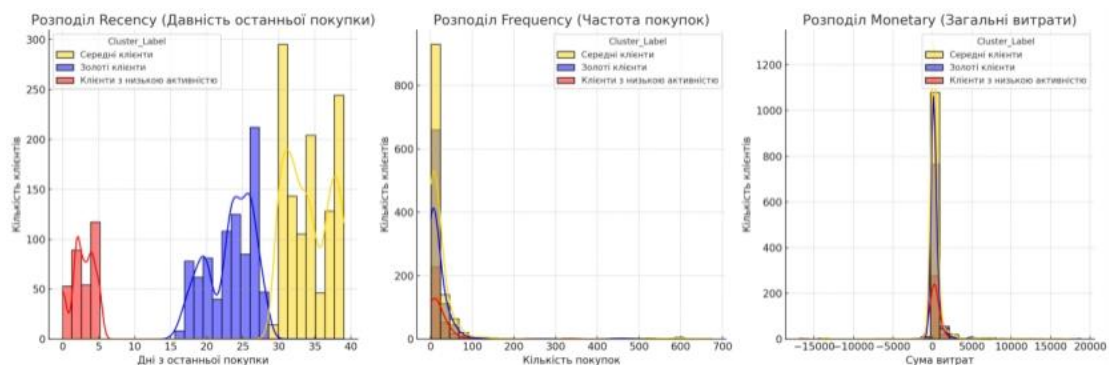


Рис. 2.14. Додаткові графіки аналізу RFM-кластерів

[Джерело: на основі штучного інтелекту]

За даними рис.2.14, можемо помітити, що перший графік відображає розподіл Resency (давність останньої покупки) і демонструє те, що більшість клієнтів із низькою активністю зробили покупку зовсім недавно. У золотих клієнтів також невеликий Resency, що свідчить про їхню регулярну активність. Середні клієнти мають найбільший розкид у Resency.

Другий графік - розподіл Frequency (частота покупок) на рис.2.14. відображає те, що більшість клієнтів купують нечасто, але золоті клієнти

помітно частіше повертаються. Клієнти з низькою активністю теж можуть мати високу частоту покупок, але це може бути викликано разовими сплесками активності.

За третім графіком рис. 2.14 - розподіл Monetary можна помітити, що золоті клієнти значно випереджають інші групи за витратами. У середніх клієнтів також є клієнти з високими витратами, але розкид більший. Клієнти з низькою активністю витрачають найменше.

Задавши промт щодо розрахунку еластичності та виручки від реалізації по кожному покупцеві та середні значення по сегменту, ChatGPT видав: “еластичність (Elasticity) не розрахована (NaN) для більшості клієнтів, бо вони мали сталу ціну (UnitPrice не змінювався), отже немає даних для обчислення  $\frac{\Delta Q}{\Delta P}$ ”.

Таким чином, не з усіма задачами дослідження ChatGPT справився на відміну від RStudio. Більш детальніше про розбіжності у RFM-аналізу клієнтської бази з використанням методів машинного аналізу та штучного інтелекту йтиметься у розділі 3.1 даної роботи.

### **РОЗДІЛ 3**

## **РОЗРОБКА МАРКЕТИНГОВИХ СТРАТЕГІЙ ДЛЯ РІЗНИХ СПОЖИВАЦЬКИХ КЛАСТЕРІВ ЗАСОБАМИ RFM-АНАЛІЗУ І МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ**

### **3.1. Ефективність використання методів машинного аналізу та штучного інтелекту у розробці RFM-аналізу клієнтської бази**

Для визначення ефективності використання методів машинного аналізу та штучного інтелекту у розробці RFM-аналізу клієнтської бази використаємо наступні параметри: тип інструменту, необхідність програмування, автоматизацію процесу, точність обчислень, можливість візуалізації результатів дослідження, розтлумачення результатів аналізу, а також можливість обробки великих даних та швидкість отриманого результату. Важливо також оцінити зручність аналізу результатів методами машинного навчання та штучного інтелекту при розробці маркетингових стратегій.

У ході досліджень з'ясувалося, що є переваги та недоліки машинного аналізу у розробці RFM-аналізу клієнтської бази. Зокрема, основними перевагами є те, що точність обчислень висока, але при умові, що код є коректним та дані підготовлені коректно; візуалізація даних є гнучкою, а можливість обробки даних - високою. Також позитивним є те, що гнучкість у кастомізації сегментації є максимально, тобто, можна змінювати алгоритм, методи сегментації тощо. Важливо й те, що RStudio легко інтегрується з Excel, SQL, Python, BI-системами, а результати можна перетворити у графіки, таблиці, коди.

Однак є й певні недоліки у використанні методів машинного аналізу у розробці RFM-аналізу клієнтської бази: швидкість отримання результату є середньою і залежить від написання та коригування коду, а також результати потрібно аналізувати самостійно. Щодо автоматизації самого процесу, то він напівавтоматичний, тобто, потрібно прописувати кроки імпорту, очищення, розрахунків тощо. А ще необхідно на високому рівні знати мову програмування R.

Щодо штучного інтелекту, то необхідність програмування є низькою, ChatGPT самостійно генерує код, а запит можна сформулювати природною мовою. Перевагою є й те, що ШІ виконує усі етапи процесу самостійно на основі промпту, а також може пояснити або згенерувати код для візуалізації даних, проте не будує самостійно, тобто без інтеграції. Важливим є те, що штучний інтелект без платної версії і навіть з платною підпискою не може обробити великі файли, а лише – по частинах або поза середовищем. Переваги та недоліки використання методів машинного аналізу та штучного інтелекту у розробці RFM-аналізу клієнтської бази містяться у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1

Основні переваги та недоліки використання методів машинного аналізу та штучного інтелекту у розробці RFM-аналізу клієнтської бази

| № з\п | Методи аналізу                        | Переваги                                                                                                                                                                                                                                                       | Недоліки                                                                                                                              |
|-------|---------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1     | Машинний аналіз (наприкладі RStudio)  | Висока точність обчислень.<br>Візуалізація результатів гнучка.<br>Максимальна гнучкість у кастомізації сегментів.<br>Безкоштовне програмне забезпечення.<br>Легко інтегрується з Excel, SQL, Python, BI-системами.<br>Можливість обробки великих даних висока. | Автоматизація процесу напівавтоматична (спочатку вручну прописати коди).<br>Відсутня інтерпретація результатів (таблиць чи графіків). |
| 2     | Штучний інтелект (наприкладі ChatGPT) | Автоматизація процесу висока.<br>Висока швидкість отримання результатів.                                                                                                                                                                                       | Обмежена гнучкість кастомізації сегментів.                                                                                            |

|  |                   |                                                                                                                      |                                                                                                             |
|--|-------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|  | прикладі ChatGPT) | результату з поясненням.<br>Висока зручність для написання маркетингових планів та розробки маркетингових стратегій. | (налаштування через запит, без прямого втручання в алгоритм).<br>Можливість обробки великих даних обмежена. |
|--|-------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------|

[Джерело: авторська розробка]

Варто відзначити, що використання програми RStudio є безкоштовним, водночас інструменти ШІ – умовно безкоштовні, з розширеним функціоналом потребують підписки. Тому можна зробити висновки, що використати штучний інтелект можна у випадку, коли потрібно отримати інформацію швидко, без глибокого аналізу окремих показників, з поясненнями та рекомендаціями без глибокого занурення у код, водночас, для програми RStudio потрібне розуміння усіх даних, точні метрики та знання програмування.

Порівнюючи дані параметри, можна зробити висновки про те, що поєднавши методи машинного аналізу та штучного інтелекту у розробці RFM-аналізу клієнтської бази можна досягнути ефекту синергії. Зокрема, у функціональному аспекті це можна зробити у розрізі таких етапів:

1. Підготовка даних - за допомогою штучного інтелекту з'ясувати як структурувати та перевірити набір даних для генерації коду, а за допомогою програми RStudio виконати за допомогою коду очищення, фільтрацію, видалення дублювання тощо, щоб забезпечити якісну підготовку даних без помилок.

2. Побудова коду RFM - штучний інтелект дає можливість створити повний робочий скрипт, а програма RStudio запустить згенерований код, в результаті зекономиться час фахівця.

3. Кластеризація - штучний інтелект може запропонувати оптимальні пороги RFM, а програма RStudio застосує їх до реальних даних, забезпечивши при цьому наукове обґрунтування сегментації.

4. Тлумачення отриманих результатів - програма RStudio надає числові показники, а ChatGPT може пояснити детально значення окремих сегментів, в результаті чого дані перетворюються на конкретні бізнес-пропозиції.

5. При побудові візуалізацій ШІ пише коди, а програма RStudio за ними будує, як наслідок, візуалізація створюється швидше і з точними поясненнями.

Важливо також відзначити, що штучний інтелект може проаналізувати повідомлення про помилки і навіть запропонувати їх виправлення, що допомагає швидко виправити ситуацію без тривалих пошуків причин. Також на основі зроблених розрахунків у програмі RStudio саме завдяки ШІ можна сформулювати стратегії утримання, просування або персоналізації, що дозволяє скласти готовий маркетинговий план.

Таким чином, завдяки синергетичному ефекту процес RFM-аналізу скорочується у рази. Тобто, поєднавши досліджувані методи машинного аналізу та штучного інтелекту у розробці RFM-аналізу клієнтської бази можна досягнути швидкої автоматизації, точності обчислень та глибокої інтерпретації результатів, що дозволить розробити оптимальні маркетингові стратегії для кожного сегменту, про що йтиметься у наступних підрозділах роботи.

### **3.2. Розробка персоналізованих цінових рекомендацій на основі RFM-аналізу для клієнтської бази методами машинного навчання**

У попередньому підрозділі 2.2 даної роботи результати відображені на рисунках 2.6 та 2.8 демонструють те, що сегмент «нові клієнти» дуже гнучко реагують на знижки. Це може бути пов'язано з ефектом першого враження та потребою у вигоді від бренду. Як

наслідок цінова еластичність висока і хоча рівень виручки невисокий у короткостроковій перспективі, оскільки це клієнти, які нещодавно придбали товар, вони ще не мають стабільності у покупках і можуть навіть перейти до конкурентів, якщо не вибудувати чіткої стратегії щодо їх утримання. З точки зору маркетингу, такі клієнти ще не сформували довіри, тому задача утримати їх після першої покупки та перевести у категорію перспективних або лояльних. Тож мета бренду – це знизити бар'єр першої покупки і створити ефект вигоди та довіри шляхом надання персоналізованих знижок.

Для надання новому клієнту психологічного поштовху у спробі товару без ризику можна використати знижку на перше замовлення, яка, наприклад, активується при реєстрації або підписці. Як альтернативу можна запропонувати купон, який посилюватиме емоцію «мені пощастило» і створюватиме імпульс негайної дії.

Для задоволення потреби у вигоді для нових клієнтів можна застосовувати знижки при мінімальній сумі купівлі. Наприклад, при покупці на 100 грн – 5% знижка. Головна мета – це створити перше позитивне враження, а не навчити чекати знижок. При цьому максимальний розмір знижки – це 10%, оскільки за даними рис.2.8. сегмент «нові клієнти» має невелику середню знижку (6-7%), але досить високе зростання виручки від реалізації. З точки зору маркетингу, це можна пояснити тим, що перші 5-10 % сприйматимуться клієнтом як «приємна вигода», а далі – знижка перестає бути стимулом і навіть вважається підозрілою (ставить під сумнів якість бренду). Саме тому лише для сегменту «нові клієнти» можна надавати знижку 5-10%, для інших сегментів – розмір знижки має бути меншим або взагалі застосовувати інші інструменти, про які йтиметься у наступному підрозділі цієї роботи. Окрім цього, високий розмір знижки негативно впливає на прибутковість фірми. Тому найкращий спосіб застосування знижки для сегменту «нові клієнти» - це під час першої та другої

покупки, а далі можна застосовувати альтернативи знижкам, наприклад, бонуси, кешбеки, промокоди тощо. У таблиці 3.2 містяться основні варіанти можливих знижок для сегменту «нові клієнти» з урахуванням типу покупки та каналу комунікації.

Таблиця 3.2

Рекомендовані варіанти можливих знижок для сегменту «нові клієнти»

| № з\п | Тип покупки                                               | Канал комунікації             | Розмір знижки, % |
|-------|-----------------------------------------------------------|-------------------------------|------------------|
| 1     | Перша покупка (онлайн)                                    | сайт або мобільний додаток    | 10               |
| 2     | Перша покупка (офлайн)                                    | каса                          | 5                |
| 3     | Друга покупка протягом 30 днів                            | директ-маркетинг              | 7                |
| 4     | Пасивний попит (клієнт додав товар у кошик, але не купив) | Email-ремаркетинг             | 5                |
| 5     | Перша покупка після реєстрації                            | Email або телеграм чи вайбер  | 10               |
| 6     | Покупка на суму понад середній чек                        | за персоналізованою програмою | 8                |
| 7     | Реактивація клієнта через 60 днів після першої покупки    | Email або push                | 5                |
| 8     | Купівля нового товару                                     | Соцмережі, таргетинг          | 10               |

[Джерело: авторська розробка]

Крім цього, можна надавати комбо-знижки для нових покупців з метою ознайомлення з асортиментом, що підвищує шанс повторної покупки, наприклад, купи 2 товари і отримай 3-й зі знижкою 10%. Дуже популярними у маркетингу є знижки за відгук або оцінку товару, які можна реалізувати у вигляді надання промокоду зі знижкою після написання позитивного відгуку про товар або знижки в обмін на дію, наприклад, поділися враженнями в інстаграмі та отримай 5% знижку на повторну купівлю. Персоналізовані цінові рекомендації сприятимуть

подоланню бар'єрів у першому рішенні щодо купівлі товарів, стимулюванню зростання середнього чеку, підвищенню залученості в онлайн-каналах, формування іміджу клієнтоорієнтованого підприємства, скороченню витрат на рекламу, коли користувачі самі стають амбасадорами, поділившись позитивними рекомендаціями. Також рекомендоване цінове стимулювання збільшує частку тих, хто давно не купував, що дозволить зменшити чисельність сегментів «втрачені клієнти» та «сплячі клієнти», тим самим забезпечивши зростання коефіцієнта конверсії. Щодо економічного результату, то це сприятиме стабільному зростанню виручки від реалізації за рахунок збільшення клієнтської бази та довготривалій лояльності.

Залежно від сфери діяльності можна адаптувати різні види знижок для сегменту «нові клієнти», наприклад, торгівля продовольчими товарами передбачає наявність знижок, які стимулюватимуть повторну покупку та звичку купувати на постійній основі (як товар повсякденного попиту), торгівля непродовольчими товарами передбачає наявність знижок, основним призначенням яких є формування довіри до якості та зменшення ризику першої покупки, а сфера послуг – зняти страх перед новим досвідом та спонукати спробувати.

Таким чином, персоналізація може стати інструментом діагностики поведінки нових клієнтів, збільшивши ймовірність повторних покупок, формування емоційного зв'язку із брендом та створити базу для програми лояльності, оскільки клієнта, який отримав персоналізовану знижку при першій покупці та позитивно зреагувавши на неї, можна легко залучити до програми лояльності та за допомогою персоналізованих маркетингових стратегій стимулювати його подальші покупки.

### **3.3. Розробка маркетингових стратегій на основі результатів RFM-аналізу клієнтської бази методами машинного навчання**

Результати досліджень, наведені у другому розділі цієї роботи, демонструють те, що більшість сегментів досліджуваної генеральної сукупності є нечутливими до ціни, для них цінність, емоції, статус, сервіс важливіші за економію. Такими сегментами є «преміум», «лояльні», «перспективні» та «з високим чеком». Тож важливо на основі результатів RFM-аналізу клієнтської бази методами машинного навчання розробити маркетингові стратегії для цих категорій клієнтів. З точки зору маркетингу кожен сегмент має свої основні мотиви купівлі, а відповідно й участі у програмі лояльності. Наприклад, для сегменту «преміум» доцільно виділити мотиви статусу, унікальності чи комфорту. Для сегменту «лояльні клієнти» мотивами є визнання, стабільність, зв'язок, а для клієнтів «з високим чеком» - турбота швидкість, привілейованість. Що стосується сегменту «перспективні клієнти», то їх основними мотивами будуть зацікавлення, пізнавальність, престиж. Відповідно до мотивів можемо розробити маркетингові стратегії до кожного цільового сегменту. Зокрема, для преміум-сегменту доцільно застосовувати стратегію ексклюзиву, яку можна реалізувати через такі інструменти як персоналізовані запрошення на закриті події підприємства (залежно від сфери його діяльності – дегустації чи виставки-продажі тощо). Також важливим інструментом реалізації маркетингової стратегії може бути преміум-доступ до нових товарів наприклад, за 3 дні до офіційного запуску (у виробничій сфері), надання персонального менеджера (наприклад, у сфері послуг). Сплячі клієнти, незважаючи на тимчасову неактивність, також можуть бути нечутливими до ціни, оскільки їх утримує пам'ять про позитивний досвід взаємодії. Для реактивації таких споживачів доцільно використовувати не фінансові стимули, а емоційні механізми

нагадування: звернення до спільних цінностей, ностальгійні кампанії, запрошення до участі у значущих для бренду подіях. Більш конкретніше про маркетингові стратегії та інструменти їх реалізації розписано у таблиці 3.3.

Завдяки впровадженню розроблених маркетингових стратегій та інструментів компанія зможе отримати певні вигоди, зокрема: сегментна персоналізація дозволить ефективніше використовувати бюджет лояльності, частота покупок у перспективних клієнтів зросте через преміальні стимули, знизиться відсоток відтоку клієнтів, а також підвищиться емоційна цінність бренду (клієнти відчують, що їх знають і про них пам'ятають).

Таблиця 3.3

Розробка маркетингових стратегій та інструментів їх реалізації  
для сегментів не чутливих до цінової персоналізації

| № з/п | Сегмент              | Маркетингова стратегія           | Інструменти реалізації                                                                                                                                                                      |
|-------|----------------------|----------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1     | Преміум-сегмент      | Ексклюзив як новий стандарт      | Персоналізовані запрошення на закриті події, преміум-доступ до нових товарів чи послуг за певний проміжок часу до офіційного запуску, індивідуальні пропозиції, персональний менеджер тощо. |
| 2     | Лояльні клієнти      | Створення прихильності та подяка | Рівнева програма лояльності із чіткими привілеями, публічне визнання у спільності бренду (наприклад, «клієнт тижня»), сюрпризи вдячності, ексклюзивний контент про бренд тощо.              |
| 3     | Перспективні клієнти | Заохочення першого повтору       | Картка «новачка», дегустації, участь у демонстраціях, за відгук отримання бонусу тощо.                                                                                                      |
| 4     | З високим чеком      | Сервіс і привілейованість        | Персональний консультант, безкоштовне обслуговування, безкоштовна доставка,                                                                                                                 |

|  |  |  |                                            |
|--|--|--|--------------------------------------------|
|  |  |  | пріоритетні каси, подарункові набори тощо. |
|--|--|--|--------------------------------------------|

[Джерело: авторська розробка]

Окремо виділено сегмент «економні клієнти», які за результатами досліджень мають середній коефіцієнт еластичності біля 0,95. Такий коефіцієнт може свідчити про те, що вони чутливі до ціни, але їх поведінка є раціональною, а не імпульсивною, тобто, вони шукають вигоду, але готові платити дещо більше, якщо відчуватимуть вищу якість, надійність чи довготривалу користь. Тому їх мотивацію можна зрозуміти як раціонально-цінову – отримати максимум користі за свої гроші.

Основні маркетингові стратегії для цієї групи клієнтів містяться у таблиці 3.4.

Таблиця 3.4

Рекомендовані маркетингові стратегії та інструменти їх реалізації для сегменту «економні клієнти» на основі результатів RFM-аналізу клієнтської бази методами машинного навчання

| № з/п | Маркетингова стратегія    | Інструменти реалізації маркетингової стратегії                                                                                                                   | Обґрунтування                                                      |
|-------|---------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------|
| 1     | «Розумна вигода»          | Цінові пакети «вигідно купувати більше», програми «великі упаковки – менша ціна», порівняння цін/якості на прилавках (наприклад, купи 3 одиниці та зеконом 10%). | Клієнт сприймає вигоду як розумне рішення, а не маркетинговий трюк |
| 2     | «Бонус замість знижки»    | Акційна пропозиція «купи зараз і отримай бонус на наступну покупку», програми «1 бал=1 грн», 5 бонусів на рахунок після покупки                                  | Економний клієнт бачить вигоду у довгостроковій перспективі        |
| 3     | «Нагорода за постійність» | Кешбек 3-5% при 3-й покупці, додаткові бали                                                                                                                      | Формує звичку купувати саме на                                     |

|    |                                  |                                                                                      |                                                                            |
|----|----------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------|
|    |                                  | за постійність, кожна 5-та покупка зі знижкою 5 -7%                                  | цьому підприємстві                                                         |
| 4  | «Економія через купівлю наборів» | Набір товарів зі знижкою 5-7%<br>купуй 2 товари – знижка 3%, а 3 товари – знижка 5 % | Клієнт бачить логічність у процесі купівлі: більша покупка – більше вигоди |
| 5  | «Часові пропозиції»              | Знижка до певного часу, «щасливі години» у магазині                                  | У клієнта формується відчуття контролю і можливості економити розумно      |
| 6. | «Постійна вигода»                | Надання карток клієнта (3% знижка), після кожної покупки бонуси на картку            | Стабільна мотивація без великих витрат для підприємства                    |

[Джерело: авторська розробка]

Отже, для клієнтів з низькою еластичністю попиту вартісний аспект не є визначальним критерієм вибору, для них важлива цінність взаємодії з брендом, якість сервісу, імідж та власні емоції від покупки. За результатами проведеного дослідження з'ясовано, що у структурі клієнтської бази, такі клієнти займають чималу питому вагу (рис.2.3) і є стратегічно важливими для підприємства. Клієнти-преміум очікують підтвердження свого статусу через привілейований доступ, індивідуальний підхід та унікальні можливості, для лояльних клієнтів важливий емоційний зв'язок та довіра, для перспективних важлива першочерговість у пізнанні та тестуванні нового, а для клієнтів з високим чеком важливим пріоритетом є комфорт та якість обслуговування. Саме тому для цих сегментів розроблені відповідні маркетингові стратегії та наведені основні інструменти для їх реалізації, які дадуть змогу задовольнити в повній мірі їх потреби та мотиви покупки.

## ВИСНОВКИ

Узагальнюючи результати проведеного дослідження, можна зробити висновки, що:

1. Клієнтська аналітика є головним елементом сучасної маркетингової діяльності, який забезпечує глибоке розуміння споживацької поведінки, мотивів, запитів та потреб. Вдале застосування інструментів аналітики сприяє продуктивній роботі фахівців при прийнятті стратегічних рішень на основі реальних даних. Вміння здійснювати детальний аналіз поведінки споживачів дає змогу розробити персоналізовані пропозиції, які сприятимуть підвищенню конверсії та клієнтоорієнтованості. Досліджувані у роботі платформи для аналітики великих баз даних дозволяють відстежувати взаємодію клієнтів із товаром та аналізувати користувацький шлях. Підкреслено, що ефективна клієнтська аналітика базується на інтеграції великих даних (Big Data), CRM-систем, методів машинного навчання та інструментів штучного інтелекту, що забезпечує точне моделювання життєвого циклу клієнта. Таким чином, Customer Analytics виступає

основою для розробки персоналізованих маркетингових стратегій і підвищення конкурентоспроможності бізнесу.

2. Доведено, що RFM-аналіз є простою, але надзвичайно ефективною моделлю для оцінки цінності клієнтів на основі трьох критеріїв – Recency (давність останньої покупки), Frequency (частота покупок) і Monetary (грошовий обсяг покупок). Його застосування дає змогу виділити ключові групи споживачів, визначити потенційно прибуткові сегменти та побудувати адресні маркетингові комунікації. У процесі дослідження встановлено, що є спільні авторські характеристики до поняття RFM-аналізу, такі як кількість метрик (традиційно 3), їх важливість для прогнозування попиту і оптимізації маркетингової діяльності. Проте є й відмінності, зокрема: у практичному застосуванні (від математичних моделей до готових кластерів). Також розширено традиційний аналіз додатковими метриками, наприклад – різноманітність, ймовірність відтоку, час між покупками, задоволення тощо. Основними завданнями методу є сегментація клієнтів, оцінка ефективності маркетингових кампаній, прогнозування поведінки клієнтів, підвищення лояльності клієнтів. У процесі досліджень з'ясовано, що RFM-аналіз є універсальним інструментом для будь-якої галузі – від роздрібної торгівлі до сфери послуг – оскільки ґрунтується на фактичних транзакційних даних, також розкрито його значення для бізнесу.

3. Досліджуючи теоретичні аспекти процесу RFM-аналізу, було виокремлено основні його етапи: збір та підготовку даних, визначення референтної дати аналізу, розрахунок значень основних метрик для кожного клієнта, присвоєння рейтингів за кожним параметром, сегментація, розробка маркетингових стратегій та впровадження і моніторинг результатів. Важливим є попереднє очищення даних від помилок, дублікатів і аномалій, що впливають на точність моделі. На етапі класифікації клієнтів можуть

використовуватися як традиційні (квантильні, рейтингові) методи, так і алгоритми машинного навчання. Висновок полягає в тому, що дотримання структурованої послідовності етапів забезпечує високу точність результатів і формує основу для подальшого створення персоналізованих стратегій.

4. У процесі дослідження встановлено, що впровадження алгоритмів машинного навчання у RFM-модель суттєво підвищує її аналітичну точність. Тож перед початком проведення аналізу було розроблено чіткий алгоритм реалізації процесу. Узагальнення показників було здійснено за допомогою MS Excel через зведену таблицю та розподілено клієнтську базу на 5 квантилів для присвоєння балів від 1 до 5. В ході досліджень було здійснено генерування унікальних RFM-кодів для кожного сегменту та в результаті сформовано 8 сегментів, з різними характеристиками та відповідною питомою вагою у загальній структурі клієнтської бази. Для запуску відповідного алгоритму методами машинного навчання, було попередньо розраховано еластичність пропозиції одного (тестового) клієнта, що дозволило зрозуміти його поведінку та принцип надання персоналізованої знижки. А у подальшому впровадити даний алгоритм обчислення в автоматизованому середовищі за допомогою RStudio.

5. Доведено, що RStudio є універсальним середовищем для проведення RFM-аналізу, оскільки поєднує потужні бібліотеки статистичної обробки даних з інструментами машинного навчання. Використання RStudio забезпечує можливість автоматизації обчислень, візуалізації результатів і швидкої побудови кластерних моделей. Завдяки розробленому алгоритму розрахунку еластичності попиту та його впровадженню у програми було розраховано по кожному покупцеві та по сегменту в середньому такі показники: виручка, частота покупок, індекс виручки, індекс частоти покупок та еластичність попиту. Крім того, платформа автоматично розраховувала персональну знижку по

кожному клієнтові та в середньому по сегментах. За допомогою коду було візуалізовано дані, а також розраховано залежність середньої знижки від зміни виручки по усім сегментам. Це стало основою для розробки персоналізованих маркетингових стратегій по кожному сегменту з урахуванням їх чутливості до ціни та зміни виручки залежно від середньої знижки.

6. У результаті дослідження визначено, що ChatGPT може бути корисним аналітичним інструментом на окремих етапах RFM-аналізу, особливо при формуванні звітів та пояснення результатів. Однак, в процесі аналізу він не зміг відобразити усі дані, посилаючись на їх великий масштаб. Крім цього, він кластеризував клієнтів лише на три групи – активних, помірно активних та рідкісних. Варто відмітити те, що розрахунок еластичності попиту та виручки від реалізації він порахувати не зміг, посилаючись на недостатню кількість даних.

7. Результати дослідження довели, що для RFM-аналізу та обчислень великих даних варто застосовувати методи машинного навчання, оскільки при коректному коді точність обчислень є високою, гнучкість у кастомізації теж досить висока, а візуалізація даних є гнучкою. Однак RStudio не надає аналіз результатів та не пояснює окремі явища та процеси за результатами, а для написання коду потрібно знати на високому рівні мову програмування, водночас ChatGPT може самостійно згенерувати код та пояснити одержані результати, проте не може обробити великі файли. Тому нами було запропоновано поєднання методів машинного аналізу та штучного інтелекту з класичним RFM-підходом для створення нового рівня точності при розрахунках, візуалізації та детальному поясненню окремих процесів та явищ в аналізі клієнтської бази. Використання синергії сприятиме формуванню автоматизованих систем ухвалення маркетингових рішень, зменшенню часу обробки даних і підвищенню якості сегментації.

8. Доведено, що аналіз взаємозв'язку між частотою покупок, обсягом витрат і рівнем цінової чутливості дозволяє розробити персоналізовані цінові стратегії. Застосування машинного навчання допомагає прогнозувати реакцію клієнтів на знижки, бонуси та акційні пропозиції. У результаті сегментації формуються групи з різними рівнями еластичності попиту, що дозволяє адаптувати цінові політики під кожну категорію споживачів. Таким чином, компанія може збалансувати прибутковість і лояльність клієнтів через індивідуалізовані цінові рекомендації.

9. Окрім персоналізованих цінових рекомендацій важливе значення відіграє розробка маркетингових стратегій для сегментів, які нечутливі до ціни. За результатами RFM-сегментації більшість сегментів компанії виявилися недостатньо чутливими до цін, тому потребують іншого маркетингового підходу. Тож маркетингові стратегії було розроблено на основі розуміння мотивів кожного цільового сегменту. В результаті було розроблено маркетингові стратегії та інструменти їх реалізації для преміум-сегментів, лояльних, перспективних та клієнтів з високим чеком. Окремі маркетингові стратегії було розроблено для економного сегменту, який, як з'ясувалося у процесі досліджень, є дещо чутливим до ціни, однак має раціональну поведінку, а не імпульсивну, тобто, шукає вигоду і готовий платити більше за вищу якість, надійність чи довготривалу користь.

Отже, результати дослідження свідчать, що поєднання традиційного RFM-аналізу з інструментами машинного навчання та штучного інтелекту формує новий підхід до управління клієнтською базою. Така інтеграція забезпечує не лише глибше розуміння поведінкових характеристик споживачів, а й створює умови для розробки персоналізованих маркетингових стратегій, що підвищують ефективність комунікації та рівень лояльності клієнтів. Застосування програмного середовища RStudio сприяє автоматизації розрахунків,

побудові гнучких моделей і візуалізації даних, тоді як ChatGPT виступає інструментом інтерпретації результатів і підтримки аналітичних рішень. У результаті утворюється комплексна, адаптивна система клієнтської аналітики, здатна швидко реагувати на зміни ринку, підвищувати прибутковість бізнесу та сприяти сталому розвитку компанії в умовах цифрової трансформації.

#### СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Customer Analytics [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.educba.com/course/customer-analytics-course/> (date of access: 08.06.2025).
2. Enyoh, C. E., Ovuoraye, P. E., Rabin, M. H., Qingyue, W., & Tahir, M. A. (2024). Thermal degradation evaluation of polyethylene terephthalate microplastics: Insights from kinetics and machine learning algorithms using non-isoconversional TGA data. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 12(2), 111909. <https://doi.org/10.1016/j.jece.2024.111909> (date of access: 08.06.2025).
3. Khajvand, M., Zolfaghar, K., Ashoori, S., & Alizadeh, S. (2011). Estimating customer lifetime value based on RFM analysis of customer purchase behavior: Case study. *Procedia Computer Science*, 3, 57–63. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2010.12.011> (date of access: 08.06.2025).

4. Limna Pongsakorn, Tanpat Kraiwanit. Service quality and its effect on customer satisfaction and customer loyalty: A qualitative study of Muang Thai Insurance Company in Krabi, Thailand. *Journal for Strategy and Enterprise Competitiveness*. 1.2. 2022. PP. 1-16 (date of access: 08.06.2025).
5. Макарова В.В., Макаренко Н.О. Особливості управління лояльністю клієнтів на торговельних підприємствах малого бізнесу. *Вісник Ужгородського національного університету. Серія: Міжнародні економічні відносини та світове господарство*. Випуск 42. 2022. С. 90-95 (date of access: 08.06.2025).
6. Okamura, H., Morita, S., & Kuroda, H. (2024). Forecasting fish recruitment using machine learning methods: A case study of arabesque greenling. *Fisheries Research*, 278, 107096. <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2024.107096> (date of access: 08.06.2025).
7. Rahim, M. A., Mushafiq, M., Khan, S., & Arain, Z. A. (2021). RFM-based repurchase behavior for customer classification and segmentation. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 61, 102566. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102566> (date of access: 17.06.2025).
8. RFM-аналіз та сегментація клієнтів. Львів: Marketing Link, 2024. - Режим доступу: <https://marketing.link/uk/rfm-analiz-ta-segmentacziya> (date of access: 17.06.2025).
9. RFM-аналіз: вчимося сегментувати клієнтів. Київ: SendPulse, 2024. – Режим доступу: <https://sendpulse.ua/blog/guide-to-building-an-rfm-analysis> (date of access: 17.06.2025).
10. RFM-аналіз: дослідження ринку. Режим доступу: [RFM \(дослідження ринку\) — Вікіпедія](#) (date of access: 17.06.2025).
11. Rungruang, C., Riyapan, P., Intarasit, A., Chuarkham, K., & Muangprathub, J. (2023). RFM model customer segmentation based on

- hierarchical approach using FCA. *Expert Systems With Applications*, 237, 121449. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121449> (date of access: 17.06.2025).
- 12.Smaili, M. Y., & Hachimi, H. (2023). New RFM-D classification model for improving customer analysis and response prediction. *Ain Shams Engineering Journal*, 14(12), 102254. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2023.102254> (date of access: 19.06.2025).
  - 13.Tang, Z., Jiao, Y., & Yuan, M. (2024). RFM user value tags and XGBoost algorithm for analyzing electricity customer demand data. *Systems and Soft Computing*, 6, 200098. <https://doi.org/10.1016/j.sasc.2024.200098> (date of access: 27.06.2025).
  - 14.Tonmoy, M. a. K., Mahmood, T., Severt, C., Ling, Y., & Wang, Y. (2024). Explainable and Reduced-Feature Machine learning models for shape and drag prediction of a freely moving drop in the sub-critical Weber number regime. *Chemical Engineering Journal*, 157476. <https://doi.org/10.1016/j.cej.2024.157476> (date of access: 11.06.2025).
  - 15.Verma, R., Rathor, D., Kumar, S., Mishra, M., & Baranwal, M. (2025). Enhancing Customer Repurchase Prediction: Integrating Classification Algorithms with RFM Analysis for Precision and Actionable Insights. *IIMB Management Review*, 100574. <https://doi.org/10.1016/j.iimb.2025.100574> (date of access: 11.06.2025).
  - 16.Xu, H., Zhang, Y., Yan, P., Zhang, L., Liu, Y., Chen, Y., Fu, B., & Zhou, Y. (2024). Numerical investigation on seismic performance of drilled flange connection for steel frames. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 190, 109122. <https://doi.org/10.1016/j.soildyn.2024.109122> (date of access: 17.06.2025).

17. Yahya, W., Baolin, Y., AlRassas, A. M., Wang, Y., Al-Khafaji, H., & Dawood, R. A. (2025). Developing robust machine learning techniques to predict oil recovery: a comprehensive field and experimental study. *Geoenergy Science and Engineering*, 213853. <https://doi.org/10.1016/j.geoen.2025.213853> (date of access: 17.06.2025).
18. Yang, C., Dong, W., Yuan, Q., Cao, R., & Yu, C. (2025). Integrating user values assessment with the augmented RFM model to enhance bus transit systems' market segmentation. *Transport Policy*. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2025.05.028> (date of access: 17.06.2025).
19. Yura Krisko. Клієнтська база даних/ Snov.io. 2023. Режим доступу: <https://snov.io/glossary/ua/customer-database-ua/> (date of access: 17.06.2025).
20. Zaghloul, M., Barakat, S., & Rezk, A. (2025). Enhancing customer retention in Online Retail through churn prediction: A hybrid RFM, K-means, and deep neural network approach. *Expert Systems With Applications*, 290, 128465. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.128465> (date of access: 17.06.2025).
21. RFM-аналіз: методи та застосування. 2024. Режим доступу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/RFM%D0%B0%D0%BD%D0%B0%D0%BB%D1%96%D0%B7> (date of access: 17.06.2025).
22. Гаврилов Д. RFM-аналіз: методи сегментації клієнтів. Київ: Netpeak, 2024.- Режим доступу: <https://netpeak.net/uk/blog/shcho-take-rfm-analiz-ta-yak-pratsyuvati-z-segmentatsieyu-klientiv> (date of access: 17.06.2025).
23. Інвестопедія. Режим доступу <https://www.investopedia.com/terms/r/rfm-recency-frequency-monetary-value.asp> (date of access: 17.06.2025).

24. Клієнтська аналітика. Режим доступу: Wikipedia (англ.) [https://en.wikipedia.org/wiki/Customer\\_analytics?utm\\_source](https://en.wikipedia.org/wiki/Customer_analytics?utm_source) (date of access: 17.06.2025).
25. Корчага М.О., Язвінська Н.В. Принципи та методи управління клієнтами. Впровадження системи управління клієнтами. Актуальні проблеми економіки та управління. 2019. №13. URL: [https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/29489/1/2019-13\\_3-06.pdf](https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/29489/1/2019-13_3-06.pdf) (дата звернення 11.02.2025).
26. Майк Арсено. Аналіз RFM: найкращий посібник із оцінювання та ранжування цінності для клієнтів. Режим доступу: <https://www.rejoiner.com/resources/rfm-analysis> (date of access: 17.06.2025).
27. Метод RFM-аналізу: сегментація клієнтів в email-маркетингу. Харків: Promodo, 2024. – Режим доступу: <https://www.promodo.ua/blog/metod-rfm-analizu-segmentaciya-klientskoyi-bazi-v-email-marketingu-blog-promodo> (date of access: 28.06.2025).
28. Пушпа Махіджа. Що таке RFM-аналіз? Розрахунок RFM-балу для сегментації клієнтів. Режим доступу: <https://clevertap.com/blog/rfm-analysis/> (date of access: 28.06.2025).
29. Савіна Г. Г., Яковенко О. В. Управління клієнтською базою туристичного підприємства із застосуванням інтернет-ресурсів: економічний аспект. [http://www.visnyk-econom.uzhnu.uz.ua/archive/25\\_2\\_2019ua/23.pdf](http://www.visnyk-econom.uzhnu.uz.ua/archive/25_2_2019ua/23.pdf) (date of access: 28.06.2025).
30. Сегментація RFM. Режим доступу: <https://www.optimove.com/resources/learning-center/rfm-segmentation> (date of access: 28.06.2025).

31. Сегментація клієнтів за допомогою RFM-аналізу. Дніпро: Profit Store, 2023. - Режим доступу: <https://profit.store/uk/blog/expert/rfm-segmentaciya> (date of access: 28.06.2025).
32. Устік Т. Колодненко Н. Запровадження маркетингових інструментів для підвищення лояльності клієнтів Режим доступу: <https://heraldes.khmnu.edu.ua/index.php/heraldes/article/download/36/36/123> (date of access: 28.06.2025).
33. Ярова А. Esputnik. Блог, 2024. Режим доступу: [esputnik.com/.../yak-pracyuvaty-z-kliyentskoyu-bazoyu...snov.io+11arsales.in.ua+11processfather.com+11esputnik.com](https://esputnik.com/.../yak-pracyuvaty-z-kliyentskoyu-bazoyu...snov.io+11arsales.in.ua+11processfather.com+11esputnik.com) (date of access: 28.06.2025)
34. Яшкіна О.І., Сіньковська В.М. Категоризація B2B-клієнтів як базовий інструмент для управління лояльністю. Проблеми системного підходу в економіці. Випуск №1. 75. 2020. С. 132-137. (date of access: 28.06.2025).
35. 26 функцій Tableau, які варто знати від А до Я. Режим доступу: <https://www.tableau.com/blog/26-tableau-features-know-a-to-z> (date of access: 28.06.2025).
36. Іванечко Н. Маркетинг [навчальний посібник] / Н. Іванечко, Т. Борисова, Ю. Процишин та ін. – Тернопіль : ЗУНУ, 2021. 180 с. (date of access: 10.10.2025).
37. Сенишин О. С. Маркетинг [навчальний посібник] / О. С. Сенишин, О.В. Кривешко. – Львів: Львівський національний університет імені Івана Франка, 2020. 347 с. (date of access: 10.10.2025).
38. Мартин О. М. Основи маркетингу [навчальний посібник] – Львів : ЛДУ БЖД, 2015. 409 с. (date of access: 10.10.2025).
39. Павлов К. Маркетинг: теорія і практика: підручник. / К.Павлов, А. Лялюк, О. Павлова – Луцьк: СПД Галяк Жанна Володимирівна, друкарня «Волиньполіграф» 2022. [електронний вигляд:

[https://drive.google.com/file/d/1giJqj04tDDk8ezDSn6zIUetx074995Ge/view?usp=drive\\_link](https://drive.google.com/file/d/1giJqj04tDDk8ezDSn6zIUetx074995Ge/view?usp=drive_link)

40. Іваненко Л. М. Маркетинг. Навчальний посібник. / Л.М. Іваненко, О.Ю. Боєнко. – Вінниця, 2022. [електронний вигляд [https://drive.google.com/file/d/1MUyK0VrQWiwTa38o4lBefVpovLKUuuuY/view?usp=drive\\_link](https://drive.google.com/file/d/1MUyK0VrQWiwTa38o4lBefVpovLKUuuuY/view?usp=drive_link)] (date of access: 10.10.2025).
41. Сфієнко А. В. Теоретичний маркетинг. Навчальний посібник. / А.В. Сфієнко, В.В. Шукліна, Р.М. Набока. – Херсон, 2021. [електронний вигляд [https://drive.google.com/file/d/1DHYrQIs0xVyNHVSlYF7LkuuUr2uJ6nYI/view?usp=drive\\_link](https://drive.google.com/file/d/1DHYrQIs0xVyNHVSlYF7LkuuUr2uJ6nYI/view?usp=drive_link)] (date of access: 10.10.2025).

#### Додаток 1

Алгоритм написання коду для визначення еластичності та розміру знижки для кожного покупця у 8 сегментах.

|                                                                                           |                                                                                                                                                                                                       |
|-------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1.Бібліотеки:<br>library(readxl)<br>library(dplyr)<br>library(tidyr)<br>library(openxlsx) | 5. Зчитування основних даних з аркуша "Online Retail":<br><pre>data &lt;- read_excel(file_path, sheet = "Online Retail") %&gt;%   filter(!is.na(CustomerID), Quantity &gt; 0, UnitPrice &gt; 0)</pre> |
|-------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|

|                                                                                                                                                                                                                                                                  |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                          |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <p>2.Шлях до файлу:<br/>file_path &lt;- "C:/Online<br/>Retail.xlsx"</p>                                                                                                                                                                                          | <p>6. Розрахунок еластичності та персональної знижки</p> <pre> results &lt;- segments_long %&gt;%   group_split(Segment) %&gt;%   purrr::map_dfr(function(seg_data) {     seg_name &lt;- unique(seg_data\$Segment)     seg_customers &lt;- seg_data\$CustomerID     seg_df &lt;- data %&gt;% filter(CustomerID %in% seg_customers)     elasticity_calc &lt;- seg_df %&gt;%       group_by(CustomerID) %&gt;%       summarise(         transactions = n(),         avg_price = mean(UnitPrice, na.rm = TRUE),         avg_quantity = mean(Quantity, na.rm = TRUE),         Elasticity = if (n() &lt; 2) NA_real_ else { model &lt;- lm(log(Quantity) ~ log(UnitPrice), data = cur_data()) coef(model)[2] } ) %&gt;%       mutate(         Segment = seg_name,         personal_discount = pmin(0.25, pmax(0, -Elasticity * 0.1)))       return(elasticity_calc) }) </pre> |
| <p>3. Зчитування аркуша<br/>з номерами покупців:<br/>segments_data &lt;-<br/>read_excel(file_path,<br/>sheet = "номера<br/>покупців")</p>                                                                                                                        | <p>7. Зберігання результатів у “Документи”:</p> <pre> output_path &lt;- "C:/Users/irina/OneDrive/Документи/Документи/ Elasticity_All_Segments.xlsx" write.xlsx(results, output_path) </pre>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              |
| <p>4.Перетворення даних у<br/>формат (Segment,<br/>CustomerID):<br/>segments_long &lt;-<br/>segments_data %&gt;%<br/>pivot_longer(cols =<br/>everything(),<br/>names_to = "Segment",<br/>values_to =<br/>"CustomerID") %&gt;%<br/>filter(!is.na(CustomerID))</p> | <p>8. Перевірка:</p> <pre> print(paste("Результати збережено у:", output_path)) </pre>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   |