

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ**  
**НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

Кафедра інженерії програмного забезпечення

## **Пояснювальна записка**

до магістерської роботи  
на ступінь вищої освіти магістр  
на тему: «Дослідження та розробка нейронної мережі для  
маркетингових компаній»

Виконав: студент 6 курсу, групи ПДМ-61  
спеціальності

121 Інженерія програмного забезпечення  
(шифр і назва спеціальності)

Старостюк Д.В.

(прізвище та ініціали)

Керівник Щербина І.С.

(прізвище та ініціали)

Рецензент \_\_\_\_\_

(прізвище та ініціали)

Київ – 2021

# ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ

## НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра Інженерії програмного забезпечення

Ступінь вищої освіти -«Магістр»

Спеціальність підготовки – 121 «Інженерія програмного забезпечення»

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри

Інженерії програмного забезпечення

Негоденко О.В.

“ \_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2020 року

### З А В Д А Н Н Я

#### НА МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТЦІ

#### СТАРОСТЮКУ ДЕНИСУ ВІКТОРОВИЧУ

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи: «Дослідження та розробка нейронної мережі для маркетингових компаній»

Керівник роботи: Щербина Ірина Сергіївна, к.т.н., доцент кафедри ІІЗ

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом вищого навчального закладу від «13» жовтня 2020 року №230.

2. Строк подання студентом роботи «24» грудня 2020 року

3. Вхідні дані до роботи

Алгоритми сегментації та кластеризації;

Науково-технічна література з питань, пов'язаних з нейронними мережами та алгоритмами сегментації;

Наукова література з маркетингу;

---

---

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки(перелік питань, які потрібно розробити).

4.1 Системи обробки даних та її сегментації.

---

4.2 Вимоги та оцінка якості системи.

---

4.3 Опис проектування системи.

---

4.4 Опис використаних технологій.

---

5. Перелік демонстраційного матеріалу (назва основних слайдів)

1. Актуальність проблеми

---

2. Існуюче програмне забезпечення

---

3. Маркетинг. Основні проблеми та поняття

---

4. Нейронні мережі

---

5. Алгоритми сегментації

---

6. Опис вхідних даних

---

7. Принцип роботи програми

---

6. Дата видачі завдання «02» листопада 2020

---

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів магістерської роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Підбір науково-технічної літератури	02.11-07.11	Виконано
2	Вимоги до системи	08.11-10.11	Виконано
3	Створення та навчання моделі для вилучення полів	11.11-18.11	Виконано
4	Створення та навчання моделі для вилучення таблиць	19.11-28.11	Виконано

5	Концепція та архітектура програмного забезпечення	29.11-04.12	Виконано
6	Вступ, висновки, реферат	05.12-12.12	Виконано
7	Розробка обов'язкових демонстраційних матеріалів	13.11-15.12	Виконано
8	Попередній захист роботи	16.12	
9	Здача роботи	24.12	

Студент \_\_\_\_\_

( підпис )

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи \_\_\_\_\_

( підпис )

(прізвище та ініціали)





## РЕФЕРАТ

*Текстова частина магістерської роботи: 73 с., 2 табл., 27 рис., 27 джерел.*

МАРКЕТИНГ, МАРКЕТИНГОВІ КАМПАНІЇ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, СЕГМЕНТАЦІЯ, КЛАСИФІКАЦІЯ, ОБРОБКА ДАНИХ

*Об'єкт дослідження* – маркетингові кампанії та інструменти при їх використанні.

*Предмет дослідження* – нейронна мережа для сегментації клієнтів маркетингової кампанії.

*Ціль роботи* – визначення аспектів розробки маркетингових кампаній, етапів на яких можна застосувати нейронні мережі та оптимальних алгоритмів для сегментації користувачів.

*Методи дослідження* – алгоритми класифікації даних бібліотеки sklearn.

Основною метою роботи було дослідити основні етапи маркетингових кампаній, розглянути можливості використання нейронних мереж на різних рівнях підготовки та використання та розробити власну реалізацію нейронної мережі, для використання в окремих етапах кампанії.

Зараз маркетинг один з основних напрямків для дослідження. Різні компанії розглядають різні методики для взаємодії з їхніми клієнтами, щоб якнайкраще задовольнити їх потреби. Водночас для того, щоб краще задовольнити потреби людини, потрібно мати якнайбільше інформації про нього. І на даному етапі розвитку маркетингу маркетолог вже не в змозі обробити ту кількість інформації, яку вона отримує про клієнта, і чим точніша інформація тим більше вона диференційована для різних клієнтів. Тому актуальним напрямом є використання Data Science та нейронних мереж для обробки цієї інформації та роботи з нею.

Так як маркетингові кампанії це набір інструментів, спрямованих на взаємодію з клієнтом, то в роботі розглядається використання та робота з

нейронними мережами, саме в рамках цих активностей. Так як для підготовки кампанії якраз потрібно обробити ту інформацію, яка описувалась вище, щоб врахувати всі деталі.

В роботі розглядалось використання машинного навчання в рамках сегментації клієнтів, тобто розділення їх на групи за певними характеристиками.

Було натреновано та протестовано нейронну мережу для класифікації клієнтів і відношення їх до одного з визначених сегментів на основі вхідних даних, які описують їх придбання.

*Галузь використання* – маркетингові кампанії, зокрема етап сегментації клієнтів.



## ЗМІСТ

<b>ВСТУП</b> .....	12
<b>1 МАРКЕТИНГ. МАРКЕТИНГОВІ КАМПАНІЇ</b> .....	14
<b>1.1 Маркетинг та його основні цілі</b> .....	14
<b>1.2 Маркетингові кампанії</b> .....	19
<b>2 НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ. ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У МАРКЕТИНГОВИХ КАМПАНІЯХ</b> .....	24
<b>2.1 Нейронні мережі</b> .....	24
<b>2.2 Способи використання нейронних мереж у маркетингу</b> .....	31
<b>3 СЕГМЕНТАЦІЯ РИНКУ</b> .....	39
<b>3.1 Сегментація ринку. Основи</b> .....	39
<b>3.2 Концептуальні приклади того, як інноваційна фірма використовує сегментацію клієнтів. «Мігрос» з Туреччини</b> .....	41
3.2.1 Коротка історія .....	41
3.2.2 Клубна картка Migros.....	42
3.2.3 Підходи до сегментації .....	42
3.2.3.1 Підхід 1. Сегментація на основі цінності.....	43
3.2.3.2 Підхід 2. Сегментація на основі поведінки .....	44
3.2.3.3 Підхід 3: Сегментація, заснована на способі життя .....	45
3.2.3.4 Підхід 4: Сегментація за рівнем активності.....	46
3.2.4 Успіх Migros Turk.....	46
<b>3.3 Огляд підходів сегментації</b> .....	47
3.3.1 Позначення змінних клієнта .....	47
3.3.2 Сегментація на основі контрольної класифікації .....	48
3.3.3 Методи кластерування .....	50

3.3.3.1	Описова кластеризація .....	51
3.3.3.2	Прогнозна кластеризація.....	52
3.3.4	Загальні моделі прихованих класів для сегментації.....	53
3.3.4.1	Кластерні моделі прихованого(латентного) класу .....	54
3.3.4.2	Ймовірності класифікації.....	55
<b>3.4</b>	<b>Процедура вибору моделі.....</b>	<b>57</b>
<b>3.5</b>	<b>Додавання випадкових ефектів .....</b>	<b>58</b>
<b>3.6</b>	<b>Загальний аналіз сегментаційних підходів .....</b>	<b>59</b>
<b>4</b>	<b>СЕГМЕНТАЦІЯ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.....</b>	<b>60</b>
<b>4.1</b>	<b>Аналіз даних.....</b>	<b>60</b>
4.2.1	Попередній аналіз даних.....	61
4.2.2	Аналіз скасованих замовлень .....	63
4.2.3	Аналіз ціни кошика клієнта .....	65
4.2.4	Аналіз продуктових категорій.....	66
4.2.5	Визначення продуктових категорій.....	66
<b>4.3</b>	<b>Продуктові кластери .....</b>	<b>67</b>
4.3.1	Створення продуктових кластерів.....	67
4.3.1	Характеристика вмісту кластерів .....	68
<b>4.4</b>	<b>Кластери клієнтів.....</b>	<b>71</b>
4.4.1	Форматування даних .....	71
4.4.2	Створення категорій користувачів .....	72
<b>4.5</b>	<b>Класифікація клієнтів .....</b>	<b>76</b>
4.5.1	Перевірка підходів класифікації.....	77
4.5.2	Перевірка передбачень.....	79
<b>ВИСНОВОК</b>	<b>.....</b>	<b>81</b>

## СПИСОК СКОРОЧЕНЬ

SVM - support vector machine

ПЗ – програмне забезпечення

ШІ – штучний інтелект

ML – machine learning

АМА – Американська асоціація маркетингу

SMM-маркетинг – social media маркетинг

ЗМІ – засоби масової інформації

ШНМ – штучні нейронні мережі

NN – neural network

LDA – linear discriminant analysis

CHAID – chi-square automatic interaction detection

PCA – principal component analysis

BIC – інформаційний критерій Байєса

## ВСТУП

*Обґрунтування вибору теми та її актуальність:* нейронні мережі та Data Science одні з найпопулярніших галузей в ІТ індустрії в наш час, їм пропрокують велике майбутє та широкі можливості до застосування. Тому було вирішено дослідити можливість та потенціал їх використання в маркетингу. Маркетингові пропозиції оточують людину на кожному кроці і в кожен момент і для їх вдосконалення потрібно оброблювати та працювати з великими об'ємами даних, для чого можна використати нейронні мережі.

*Об'єктом дослідження* є використання нейронних мереж в маркетингових компаніях.

*Предметом роботи* є нейронна мережа для класифікації клієнтів, які залучаються до маркетингової кампанії.

*Метою роботи* є визначення оптимального алгоритму класифікації та сегментації клієнтів електронної комперції за допомогою нейронних мереж.

*Завданням роботи* є дослідження маркетингу та його інструментів, дослідження завдання сегментації користувачів, використання нейромереж в маркетингу. Виконана оцінка алгоритмів для розв'язання, задачі сегментації та визначення найбільш оптимального в даному випадку. Реалізація програмного продукту на основі визначеного алгоритму для вирішення задачі.

*Методика дослідження:* було вивчено основні етапи, цілі та інструменти маркетингових кампаній. Актуальні проблеми та варіанти їх вирішення.

Досліджено сучасні тренди в розробці нейронних мереж, галузі їх використання та доцільність з урахуванням різних критеріїв.

Також визначено та класифіковано перелік найпопулярніших алгоритмів для розв'язання задачі сегментації. Зроблено виміри на тестових даних з використанням даних алгоритмів та визначення наоптимальнішого за точністю.

Визначено основну платформу та інструменти для розробки рішення, які є найдоцільніші з урахуванням вимог.

*Джерела дослідження:* в рамках дослідження було використано такі джерела:

- інтернет-ресурс «<https://habr.com/ru/>»
- інтернет-ресурс «<https://stackoverflow.com/>»
- інтернет-ресурс «[https://scikit-learn.org/stable/user\\_guide.html](https://scikit-learn.org/stable/user_guide.html)»
- Регіз Маккена. Marketing is Everything. 1991.
- інтернет-ресурс «<https://en.wikipedia.org/>»
- Котлер Філіп. Маркетинг від А до Я. 80 концепцій, які повинен знати кожен менеджер.

*Наукова новизна роботи:* новизною роботи є визначення доцільності використання різних алгоритмів в рамках поставленої задачі з підбору вантажу для транспортування та розробка додатку, який її вирішує та може використовуватись цільовими організаціями.

*Практичне значення одержаних результатів:* результат роботи може бути використаний для подальшого тренування та застосування на реальних даних для збільшення ефективності маркетингових кампаній. Також розглядається можливість інтеграції в існуюче ПЗ з яким працюють маркетологи для розширення функціоналу та збільшення ефективності.

# 1 МАРКЕТИНГ. МАРКЕТИНГОВІ КАМПАНІЇ

## 1.1 Маркетинг та його основні цілі

У сучасній економічній теорії та практиці розвинених країн світу стало давно звичним поняття «маркетинг» – від англійського «market» – ринок, торгівля, продаж. При цьому якщо раніше це явище економічного життя було своєрідною екзотикою, то тепер маркетинг є запорукою плідної і тривалої діяльності кожної фірми.

Ефективне використання маркетингу на сучасних підприємствах України потребує насамперед правильного розуміння його сутності. В економічній літературі пропонують такі визначення маркетингу:

- Маркетинг – процес створення та реалізації товарів для задоволення потреб споживачів.
- Маркетинг – діяльність фірми з позиції споживача.
- Маркетинг – соціальний і управлінський процес задоволення потреб споживачів шляхом створення товарів, споживчих цінностей та обміну ними.
- Маркетинг – діяльність людей для задоволення потреб за допомогою обміну.
- Маркетинг – управлінський процес планування і втілення задуму, ціноутворення, розповсюдження й просування ідей, 11 товарів, послуг від виробника до споживача для задоволення потреб усіх суб'єктів ринку. [12]

Маркетинг – це складне й динамічне поняття, яке має значну кількість визначень, які різнобічно розкривають його сутність. Так, Американська асоціація маркетингу (АМА) вважає, що маркетинг – це процес планування й управління розробкою виробу, ціноутворення, просування і реалізації ідей, товарів і послуг шляхом обміну, який задовольняє цілі окремих осіб і організацій. Відомий американський науковець-маркетолог, професор Філіп Котлер дає таке визначення: маркетинг – це вид людської діяльності, спрямований на задоволення

потреб шляхом обміну.[4] Грунтуючись на досвіді попередників, Дж. Р. Еванс і Б. Берман запропонували чіткіше, точніше і конкретніше визначення: маркетинг – це передбачення, управління і задоволення попиту на товари, послуги, організації, людей, території та ідеї за допомогою обміну [2].

Отже, маркетинг – це:

- процес, завдяки якому суспільство, по-перше, забезпечує свої потреби, по-друге, створює і розвиває систему розподілу товарів та послуг, по-третє, виходячи з технічних, економічних, естетичних і соціальних умов, сприяє пошукам товарів, які реалізують внаслідок ринкового розподілу праці.

- процес втілення задуму, здійснення ціноутворення та просування товарів на ринок.

Маркетинг сьогодні не є функцією; це спосіб ведення бізнесу. Маркетинг - це не нова рекламна кампанія чи просування цього місяця. Маркетинг повинен бути всепроникним, частиною опису роботи кожного, від порт'є до ради директорів. Його робота не полягає ні в тому, щоб обдурити клієнта, ні в підробці іміджу компанії. Це інтеграція замовника в дизайн продукту та розробка систематичного процесу взаємодії, який створить суть у відносинах. [7]

Система засобів маркетингу – це сукупність прийомів і методів, які фірма використовує для досягнення поставленої мети та розв'язання відповідних завдань. До неї належать прийоми й методи планування продукції, використання торгових знаків, фірмової упаковки, визначення ціни, розподілу, рекламування, стимулювання збуту, встановлення особистих контактів, поліпшення обслуговування клієнтів та аналіз маркетингової діяльності.

Маркетингові цілі підприємства - це конкретні якісні та кількісні зобов'язання підприємства у показниках обсягу продажу або прибутку, які можуть бути досягнуті за певний період часу.

Основними цілями маркетингу є наступні:

- максимізація високого рівня споживання - фірми намагаються збільшити свої продажі, максимізувати прибуток за допомогою різних способів і методів

(вводять моду на свою продукцію, розробляють стратегію зростання продажів та ін.);

- максимізація споживчої задоволеності - виявлення існуючої потреби і пропонування максимально можливого асортименту однорідного товару, але так як рівень споживчої задоволеності дуже важко виміряти, то і оцінити маркетингову діяльність за цим напрямком складно;

- максимізація вибору - необхідно не створити на ринку марочного достатку і уявного вибору, тому що деякі споживачі при надлишку певних товарних категорій відчують почуття неспокою і розгубленості;

- максимізація якості життя - наявність асортименту товарів сприятливо впливає на його якість. Кількість, доступність, вартість, тобто товар «вдосконалюється», а отже, споживач може максимально задовольнити свої потреби, підвищити якість життя. [5]

Показником ступеня досягнення мети маркетингової діяльності може виступати комплексний показник, що визначає середній рівень виконання кожної з часткових цілей, які були поставлені як перед системою маркетингу в цілому, так і перед кожною з її підсистем. Вважається, що, якщо система і кожна з її підсистем на високому рівні виконують поставлені часткові цілі, то і ступінь досягнення мети, поставленої перед системою в цілому, буде високий. Комплексний показник «К», що визначає ступінь досягнення мети, поставленої перед системою, в тому числі і перед маркетингової, можна розрахувати за формулою 1.1. Максимальне значення комплексного показника «К» дорівнює 1.

$$K = \sum_{i=1}^N a_i (\sum_{j=1}^m \beta_j P_j), \sum_{i=1}^N a_i = 1, \sum_{j=1}^m \beta_j = 1 \quad (1.1)$$

де  $N$  - загальне число часткових цілей;

$a_j$  - питома вага кожної з часткових цілей;

$m$  - кількість показників оцінки рівня досягнення кожної з часткових цілей;

$\beta_j$  - питома вага кожного з показників, за якими оцінюється виконання даної часткової цілі;

$P_j$  - показник, за яким оцінюється рівень досягнення  $i$ -ої часткової цілі;



$$P_j = A_j/A_n \quad (1.2)$$

де  $A_j$  - один з показників, за якими оцінюється рух до досягнення часткової цілі у випадку, коли збільшення цього показника свідчить про поліпшення роботи системи (практично  $A_j < A_n$ );

$A_n$  - нормативне значення цього показника (або критерій);

$$P_j = A_n/A_j \quad (1.3)$$

де  $A_j$  - один з показників, за якими оцінюється рух до досягнення часткової цілі у разі, коли зменшення цього показника свідчить про поліпшення роботи системи; практично завжди  $A_j > A_n$ .

Функція організації маркетингу, реалізується як послідовний процес вивчення ринку і впливу на нього за допомогою маркетингових інструментів (рис. 1.1).

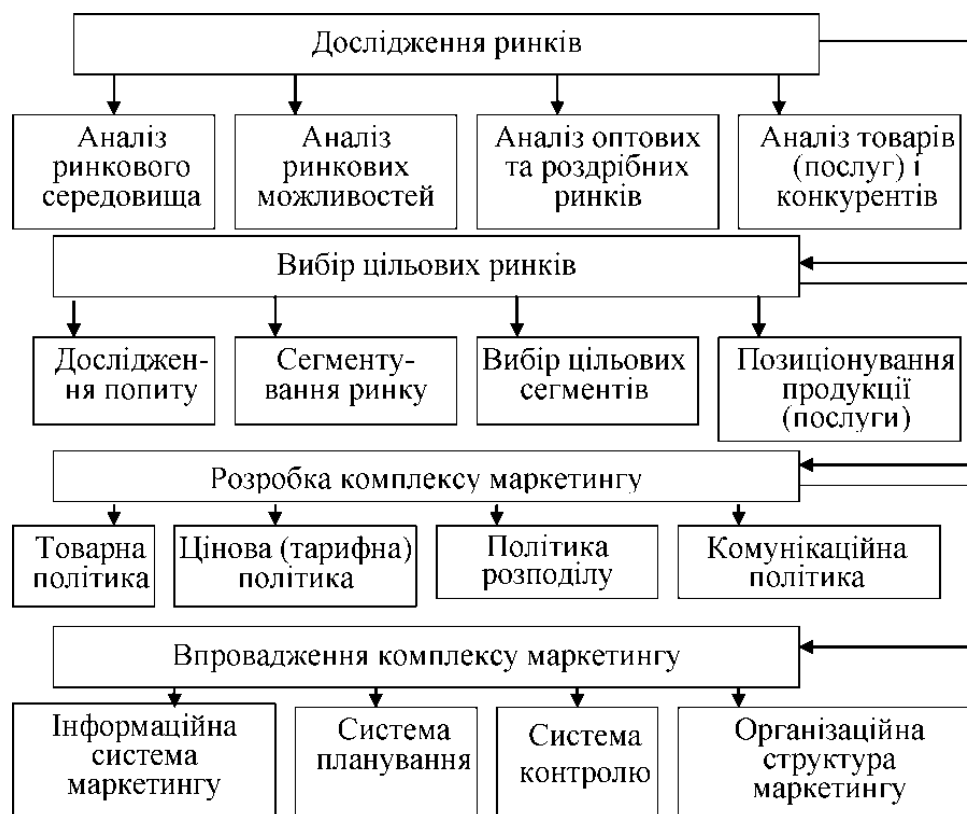


Рисунок 1.1 - Алгоритм вивчення ринку

Комплекс маркетингу - це набір засобів маркетингу, сукупність інструментів, які підприємство використовує для впливу на цільовий ринок, з метою домогтися бажаного реагування з його боку. Комплекс маркетингу включає всі заходи, які може вести фірма для активізації попиту на товар. Узагальнено їх можна розділити на чотири основні групи: product (продукт), price (ціна), place (розподіл), promotion (просування) (рис. 1.2).



Рисунок 1.2 - Комплекси маркетингу

В загальному вигляді комплекс маркетингу включає двоєдиний процес: ретельне вивчення існуючого ринку та активний вплив на попит і формування споживчих переваг. Завданням маркетингу є не тільки задоволення потреб споживача, а й створення таких умов, щоб у нього було бажання знову звернутися до продукції або послуг цього продавця (виробника). Для транспортних підприємств це означає, що вони не тільки повинні відмінно обслужити клієнта, а й запропонувати нові види послуг або підвищити їх якість настільки, щоб у

споживача виникло бажання і надалі звернутися саме до даного підприємства, виду транспорту. Необхідне проведення цілого комплексу маркетингових заходів по глибокому вивченню транспортного ринку, удосконалення технології транспортних послуг, реальному підвищенню їх якості, розробці нових, додаткових видів послуг.

## 1.2 Маркетингові кампанії

Маркетингові кампанії - це організовані, розроблені стратегічні зусилля для просування певної цілі компанії, такі як підвищення обізнаності про новий товар або отримання відгуків клієнтів. Вони, як правило, спрямовані на охоплення споживачів різними способами та включають комбінацію засобів масової інформації, включаючи, але не обмежуючись ними, електронну пошту, друковану рекламу, рекламу на телебаченні чи радіо, оплату за клік та соціальні медіа [3].

Процес збору первинної інформації називається польовим дослідженням. Ця фаза займає багато часу, і на неї зазвичай витрачається багато грошей, вона вимагає також спеціальних знань. Тому проведення польового дослідження зазвичай доручають спеціалізованій незалежній **маркетинговій кампанії**. [9]

Коли користуються послугами сторонньої дослідницької маркетингової кампанії, консультації між клієнтом і виконавцем починаються зі складання так званого дослідницького резюме (технічного завдання). Це означає отримання кампанією відповідних інструкцій від клієнта. Резюме складається із загальної частини, в якій йдеться про діяльність компанії, її політиці і т.д., і спеціальної частини, присвяченій питанням маркетингової політики, ступеня вивченості ринку, очікуваного місця на ринку. Далі йде короткий виклад проблем: «Яка специфічна проблема компанії? Які моменти повинні бути з'ясовані, щоб можна було приймати рішення?», крім того: «Яка необхідна надійність і точність даних? Коли повинен бути готовий звіт? Які передбачувані витрати?». На основі опису

проблем маркетингова компанія робить пропозицію по проведенню дослідження.

Обов'язковими елементами технічного завдання є:

- опис проблеми, яку доручено вирішити дослідницькій компанії;
- цілі дослідження з деталізацією за завданнями;
- етапи і терміни проведення дослідження з коротким описом кожного етапу;
- цільова група дослідження;
- необхідна точність інформації;
- бюджет планованої роботи.

Крім того, в залежності від джерела фінансування існують такі різновиди маркетингових досліджень: ініціативні, замовні, омнібусні.

Ініціативне дослідження – це маркетингове дослідження, яке виконується дослідницькою компанією за свій рахунок в розрахунок на те, що знайдуться покупці на результати цих досліджень. До ініціативних досліджень належать панельні дослідження, рейтингові медіа-вимірювання та ін.

Замовне дослідження – це маркетингове дослідження, оплачуване зазвичай одним замовником.

Омнібусне дослідження - це маркетингове дослідження, яке оплачується групою замовників. Ініціатором такого дослідження може виступати галузева асоціація або дослідницька компанія, яка пропонує своїм постійним клієнтам об'єднатися заради взаємовигідної економії коштів.

Основними продуктами діяльності маркетингових компаній є розробка сучасних сайтів для продажу та просування продукції, ефективний розвиток бізнесу, вироблення маркетингових стратегій, складання бізнес-планів, допомога з дизайном. Також дуже поширеною маркетинговою кампанією є сучасна технологія під назвою SMM-маркетинг. Вона реалізується за допомогою соціальних мереж.

Одним із різновидів маркетингової діяльності є форми організації рекламних кампаній, де широко застосовуються сучасні інформаційні технології.

Рекламні кампанії – комплекс рекламних заходів, спрямованих на вирішення конкретної проблеми, які мають певну протяжність у часі і передбачають використання різних рекламних засобів.

Основні завдання рекламних кампаній: - висновок на ринок нового продукту;

- збільшення обсягів продажів;
- зміна структури попиту (збільшення використання одних товарів і зменшення використання інших);
- створення позитивного іміджу продукту і фірми-виробника.

Рекламні кампанії мають такі різновиди:

- за об'єктом рекламування:
  - реклама товарів і послуг;
  - реклама фірм-виробників у цілому;
- за відношенням до об'єкта рекламування:
  - кампанії, плановані щодо вже існуючого товару;
  - кампанії, плановані, коли товар знаходиться на стадії розробки;
- за поставленими завданнями:
  - впровадження на ринку нового продукту;
  - збільшення збуту продукту;
  - підтримка збуту продукту;
- за охопленням:
  - міжнародні;
  - національні;
  - регіональні;
  - локальні;
- за інтенсивністю впливу:
  - рівні (реklamний вплив однаково розподілено у часі і просторі);
  - зростаючі (реklamний вплив поступово нарощується);

- спадаючі (реklamний вплив поступово спадає);
- за тривалістю:
  - короткострокові (до 1 місяця);
  - середньострокові (1-6 місяців);
  - довгострокові (більше 6 місяців);
- за цільовою аудиторією рекламного повідомлення:
  - орієнтовані на споживачів;
  - на продавців і дилерів;
  - на конкурентів;
  - на несеґментоване зовнішнє середовище; – за використанням засобів реклами:
- сімплексні (кампанії, в яких використовується один засіб реклами);
- комплексні (кампанії, що передбачають використання певного набору засобів реклами). Ознаки успішної рекламної кампанії:
  - цікава креативна ідея;
  - змістовна аргументація реклами;
  - докладний опис переваг та характеристик товару, наголос на тому, скільки сил вкладається для створення якісного продукту;
  - відповідність якості товару і якості реклами. Споживач не стане купувати дорогий товар, якщо реклама виглядає дешево;
  - використання відповідних рекламних засобів, тобто тих, що адекватні для обраної цільової аудиторії. [3]

#### Ієрархія цілей маркетингу:

1. Комплексне вивчення ринку, виявлення потенційного попиту, незадоволених потреб і гнучке реагування на отриману інформацію.
2. Розробка і планування товарного асортименту, посилення адресності продукції, що виробляється і реалізується.

3. Обґрунтування доцільності і необхідність виробництва нової і модернізованої продукції.
4. Організація розробки і ринкового тестування зразків нових виробів.
5. Визначення оптимальних розмірів комерційного виробництва нових товарів відповідно до вимог ринку.
6. Формування ефективної цінової політики.
7. Планування і організація збуту та вдосконалення його форм і методів, формування сучасної маркетингової логістики.
8. Створення умов для ефективного здійснення комунікацій і стимулювання збуту.
9. Координація поточної діяльності підприємства щодо оперативного управління виробництвом, збутом, транспортуванням, роздрібним продажем, рекламою, сервісом і т.д.
10. Забезпечення якісного задоволення потреб і дійсного попиту споживачів.

Компанія, яка прагне до успіху, добре знайома з маркетинговими дослідженнями. Вони допомагають знизити невизначеність при прийнятті управлінських рішень і вибрати тактику і стратегію розвитку бізнесу. Їх роль багаторазово зростає при виході на нові ринки або при випуску нового продукту.

Маркетингові дослідження мають на увазі збір, систематизацію та аналіз інформації про поточний стан ринку і його перспективи, виділених сегментах і споживачах, політиці конкурентів і державних органів. Для отримання деяких даних (про загальні тенденції і процеси, дії гравців) досить роботи з вторинними джерелами: ЗМІ та публікаціями в них, звітними документами, матеріалами державних установ, доповідями та ін. Але в ряді випадків необхідно отримати первинну інформацію про стан попиту на продукцію, реакції цільової аудиторії на дії компанії і задоволеності якістю обслуговування безпосередньо з боку споживачів. Тоді на допомогу приходять польові маркетингові дослідження.

Незважаючи на складність проведення, польові маркетингові дослідження залишаються одним з ефективних способів вивчення ринку. Вони дозволяють

зібрати великий обсяг корисної та достовірної інформації, встановити особисті контакти з цільовою аудиторією, отримати всебічні відомості про досліджувану проблему. Таким чином, з їх допомогою досягається точне і оперативне виконання маркетингових задач.

## **2 НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ. ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У МАРКЕТИНГОВИХ КАМПАНІЯХ**

### **2.1 Нейронні мережі**

Прискорений розвиток високих технологій став причиною значного зростання актуальності сфер наукової діяльності, що пов'язані з математичним моделюванням процесів та явищ. Моделювання реальних об'єктів навколишнього світу, як правило, супроводжується значними труднощами, які виникають ще на етапі постановки задачі. Ці труднощі частіше за все є наслідком недосконалості обчислювальних методів та засобів їх реалізації і причиною існування великої кількості нерозв'язаних проблем, що виникають при дослідженні аеродинамічних моделей, задач магнітогідродинаміки та астрофізики, моделюванні процесів фізики твердого тіла за наявності фазових переходів із врахуванням квантових ефектів, тощо. Особливо актуальними стають задачі, що мають некоректну постановку, для яких відсутні оптимальні алгоритми їх розв'язку. Власне кажучи, при розв'язуванні саме таких задач найчастіше використовують штучні нейронні мережі (ШНМ).

На сьогодні не існує загально визнаного означення штучних нейронних мереж, але важливо відрізнити їх від біологічних нейронних мереж, які є незмірно складніші від тих математичних моделей, на основі яких побудовані ШНМ. Сучасні штучні нейронні мережі складаються з великої кількості простих процесорних елементів із деякою кількістю локальної пам'яті (нейронів),



об'єднаних за допомогою дискретних або неперервних комунікаційних каналів. Задачі, що розв'язують на ШНМ, підлягають декомпозиції на множину локальних задач, кожна з яких може бути розв'язаною за допомогою окремого нейрону шляхом реалізації певного алгоритму обробки локальних даних. Для штучних мереж існує також поняття навчання – спеціального процесу, що забезпечує настройку параметрів мережі з метою підвищення ефективності її функціонування. Відомо два основних підходи до навчання штучних нейронних мереж, які дістали назву навчання з учителем та навчання без учителя. Навчання із вчителем пов'язане з існуванням навчальної вибірки, тобто множини пар, кожна з яких складається із вхідного вектора даних та ідеального вихідного вектора. Навчання з учителем має на меті досягнення такого стану нейронної мережі, при якому кожному з вхідних векторів навчальної вибірки відповідає максимально близький до ідеального вихідний вектор. Навчання без учителя є більш складним процесом, який базується на модифікації внутрішнього стану ШНМ на основі оцінки вхідних даних за допомогою певної кількості критеріїв та набутого в ході навчання досвіду.

Сучасні досягнення високих технологій дозволили будувати нейрокомп'ютери, що налічують тисячі нейронів, кожен з яких може забезпечувати складні обчислення та має локальну оперативну пам'ять. Це спричинило розвиток нових обчислювальних методів, у тому числі ітераційних. Нейронні ітераційні методи для розв'язування рівнянь типу  $AX = F$  потребують застосування рекурентних ШНМ із лінійними активаційними функціями. Ітераційний процес задається виразом:  $X(n + 1) = WX(n) + C$ , де  $X$  — вектор стану нейронної мережі,  $W$  — матриця синаптичних зв'язків,  $C$  — вектор констант.

Штучна нейронна мережа – це обчислювальна модель людського мозку. Людський мозок складається з приблизно 1011 найпростіших клітин, які називаються нейронами, які здатні обробляти інформацію. Нейрони пов'язані між собою, і кількість зв'язків оцінюється як 1015. Кожен нейрон окремо виконує тільки найпростіші перетворення, але паралельна робота великого числа нейронів

і величезна кількість зв'язків між ними призводять до того, що нейронна мережа в цілому може виконувати дуже складні перетворення сигналів в реальному часі. Крім того, велика кількість зв'язків робить нейронну мережу стійкою до помилок, які виникають в окремих зв'язках, – робота всієї мережі не зазнає істотних змін.[10]

В даний час з нейронними мережами пов'язана ціла галузь знань - нейроінформатика. Це міждисциплінарна сфера, яка об'єднує в собі елементи біокібернетики, електроніки, статистики, прикладної математики і навіть біомедицини. Засновники нейроінформатики Уолтер Піттс, Уоррен Мак-Каллок і Френк Розенблатт створили комп'ютерну та математичну модель сприйняття інформації мозком – перцептрон.(рис 2.1.) Він успадкував від свого прототипу такі корисні властивості і можливості, які роблять його привабливим під час вирішення багатьох завдань обробки інформації і сигналів: здатність вилучення знань із статистичних даних, здатність узагальнення їх у вигляді закономірностей предметних галузей, властивість інтуїції, як здатність робити правильні висновки на неповній інформації, будувати прогнози і виробляти керуючі впливи в тих випадках, коли звичайна логіка виявляється безсилою. Ця модель навчилася розпізнавати букви латинського алфавіту та образи. Причому навчена вона була за допомогою алгоритму, яким навчають дітей – «заохочення-покарання», що само по собі викликає захоплення. Також, перцептрон вміє розпізнавати літери, написані іншим почерком, тобто такі образи, які він ніколи «не бачив», що вказує на його вміння узагальнювати.

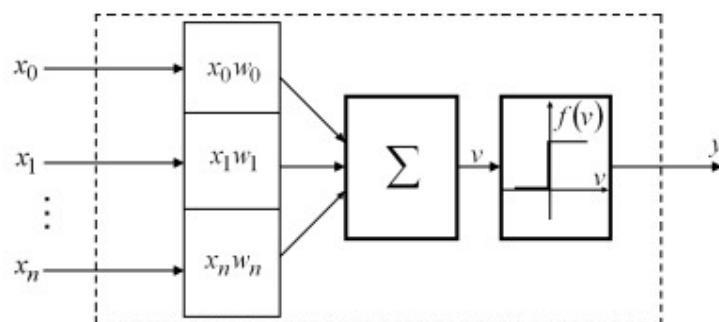


Рисунок 2.1 - Формальний нейрон

Але між нейронними мережами персептрона і біологічними нейронними мережами існує велика різниця. У біологічного нейрона багато входів і безліч незалежно визначених виходів. Тобто, в математичному нейроні аналізуються і підраховуються коефіцієнти ваги вхідних сигналів, а в біологічному нейроні відбувається аналіз сили вихідних.

Зазвичай, передавальні функції всіх нейронів у нейронній мережі фіксовані, а ваги – параметри нейронної мережі здатні змінюватися. У нейронній мережі деякі входи позначаються як зовнішні входи, а виходи – як зовнішні виходи нейронної мережі. Коли на входи подаються будь-які числа, на виходах нейронної мережі ми отримуємо якийсь набір чисел. Це перетворення буде задаватися вагами нейронної мережі.

Одною з головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами є те, що вони навчаються, а не суворо програмуються у звичному сенсі цього слова. Технічно навчання полягає в знаходженні коефіцієнтів зв'язків між нейронами. Нейронна мережа здатна виявляти складні залежності між вхідними та вихідними даними і виконувати їх узагальнення. Тобто, нейронна мережа може дати результат навіть за умови, що на вході були використані спотворені, неповні дані. Це одна з характерних рис штучного інтелекту, здатність працювати в обмежених умовах, як і людина.

Задачі, які вирішують ШНМ, зводяться до апроксимації багатовимірних функцій, тобто побудови відображення  $F : x \rightarrow y$ . В залежності від вигляду активаційної функції формального нейрона дане відображення описує один з типів задач. У випадку застосування порогових активаційних функцій вихідні сигнали ШНМ мають дискретний характер, а задачі, що при цьому можуть бути розв'язні, називають задачами класифікації. При застосуванні формальних нейронів із сигмоїдальною або іншою неперервною активаційною функцією на ШНМ доцільно розв'язувати задачі регресії. Такий поділ є до деякої міри умовним, оскільки задачі класифікації можуть використовувати також неперервні

функції активації, значення яких трактуються як імовірності приналежності до відповідних класів.

Що ж являє собою штучна нейронна мережа (ШНМ)? На жаль, сьогодні не існує такого загальновизнаного означення, яке б задовольняло всіх. Причиною є той факт, що проблемою нейронних мереж займаються спеціалісти в різних галузях науки, і взаємному розумінню заважають методологічні та термінологічні бар'єри. Якщо розглядати штучну нейронну мережу як деяке середовище для обробки інформації, тоді її можна задати шляхом визначення елементів даного середовища та правил їх взаємодії.

В цьому випадку говорять, що штучна нейронна мережа є структурою, яка складається з великої кількості процесорних елементів, кожен з яких має локальну пам'ять і може взаємодіяти з іншими процесорними елементами за допомогою комунікаційних каналів з метою передачі даних, що можуть бути інтерпретовані довільним чином. Процесорні елементи незалежно в часі обробляють локальні дані, що поступають до них через вхідні канали. Зміна параметрів алгоритмів такої обробки залежить тільки від характеристик даних.

Іншими словами, штучні нейронні мережі – це обчислювальні парадигми, які реалізують спрощені моделі біологічних нейронних мереж (БНМ). Під БНМ будемо розуміти локальні ансамблі нейронів, які об'єднані синаптичними зв'язками. Сукупність таких ансамблів формує мозок із його різноманітними функціональних можливостями.

Сьогодні відома велика кількість нейронних структур та їх модифікацій, що орієнтовані на вирішення конкретного типу задач. Найбільш відомі типи таких структур показані на рис. 2.3.

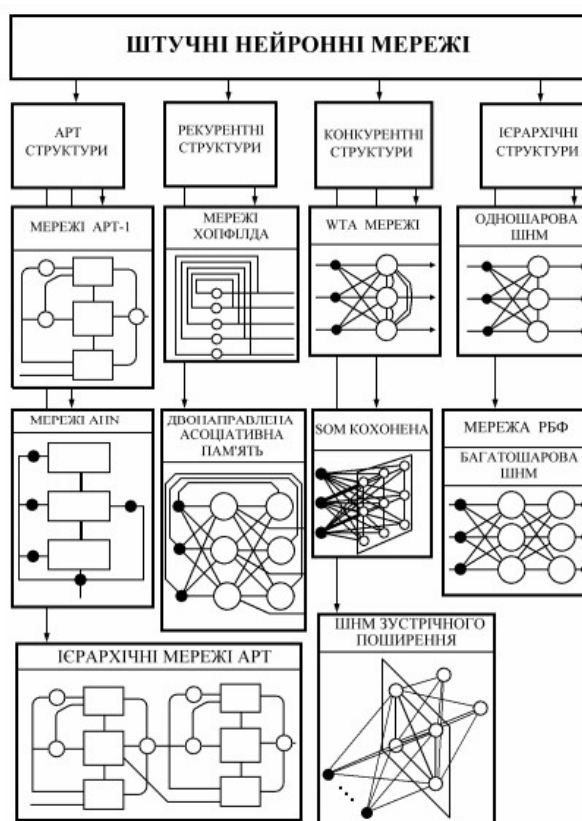


Рисунок 2.3 - Нейронні структури

Розглянемо детальніше основні властивості ШНМ:

- локальна обробка інформації в штучному нейроні, який є базовою структурною одиницею мережі;
- паралелізм, результатом якого є вирішення глобальної задачі шляхом представлення її у вигляді множини локальних задач, що тісно взаємодіють між собою;
- здатність до навчання, яке підвищує ефективність роботи мережі;
- здатність до розподіленого зберігання знань, які були одержані в ході навчання. ШНМ задають у вигляді направлених графів, вершинами яких є нейрони, а ребрами позначені міжнейронні зв'язки.

Архітектури сучасних нейронних мереж найчастіше поділяють на три категорії:

- мережі з повним набором міжнейронних зв'язків;
- мережі з фіксованим індексом оточення;

– мережі з пошаровою структурою. [6]

У ШНМ із повним набором міжнейронних зв'язків забезпечується можливість взаємодії кожного нейрона мережі з будь-яким іншим. На рис.2.4. наведений приклад повного з'єднання чотирьох нейронів.

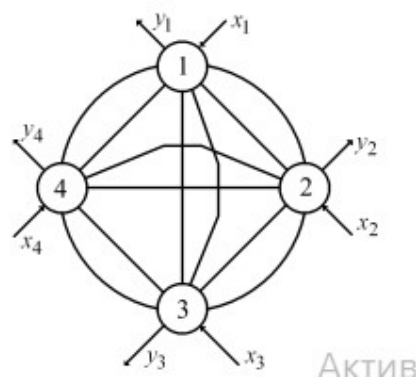


Рисунок 2.4 – Повне з'єднання

Структури з повним з'єднанням є узагальненими структурами, оскільки всі інші довільні об'єднання нейронів можуть розглядатися як підмножини даної структури. Тому ШНМ із повним з'єднанням є універсальним середовищем для реалізації мережних алгоритмів. Широке використання таких структур обмежується недоліком, який полягає в значному зростанні кількості міжнейронних зв'язків при збільшенні кількості нейронів.

Здатність отримувати знання із даних, без сумніву, є одним з найбільш корисних і вражаючих властивостей нейронних мереж, успадкованих ними від мозку. Зустрічаються випадки, коли вони витягують нові, невідомі раніше закономірності, які не відразу знаходять пояснення, а іноді і не вкладаються в рамки офіційної науки.

До проблем нейромережевого моделювання слід віднести небезпеку виявлення за допомогою нейронних мереж так званих «хибних кореляційних залежностей». Незважаючи на це, апарат нейромережевого моделювання дозволяє такі випадки виявляти, налаштовувати та використовувати на практиці.

Спираючись на теоретичний аналіз та узагальнення даних науково-методичної літератури можна зробити висновки, що добре спроектовані і правильно навчені нейронні мережі здатні самостійно виявляти закономірності практично у будь-якій предметній галузі і будувати адекватні математичні моделі в промисловості, економіці і бізнесі, політології і соціології, криміналістиці, медицині, екології та енергозбереженні, історичних науках та ін.

Більшість видів підприємницької діяльності використовують маркетингові підходи під час формування бізнес-моделей, але технічний прогрес диктує підприємствам торгівлі необхідність використання інноваційних підходів на основі маркетингу інновацій, заснованих на сучасних моделях нейромережевих технологій.

## **2.2 Способи використання нейронних мереж у маркетингу**

Індустріальне суспільство динамічне: змінюються вподобання споживачів, технології виробництва, структура ресурсів, що постачаються. Це природньо передбачає, що та специфічна система розподілу ресурсів, яка нині найбільш ефективна і відповідає даній структурі споживчих смаків, даному складу альтернативних технологій і даній структурі пропозиції ресурсів, може перетворитися у застарілу і неефективну по мірі того як з плином часу змінюються споживчі вподобання, створюються нові технології виробництва і змінюється зміст пропонованих ресурсів.

У системі роздрібної торгівлі на сучасному етапі розвитку сфери торгівлі використовуються такі види інновацій: упровадження сучасних форм торгівлі, технологій самообслуговування, нових методів просування і продажів товарів, нововведень у сфері закупівель і логістики; використання нових методів формування асортименту товарів і управління товарними запасами; вдосконалення функцій тактичного маркетингу; використання нових видів реклами, нових цінових стратегій; розроблення фірмового стилю.

Сучасний маркетинг здатен здійснити корегування використання ресурсів, щоб забезпечити максимально ефективний підхід здійснення цілей маркетингових кампаній та найточнішого аналізу ринку.

Одним із найбільш цікавих досягнень спільноти інформаційних технологій, що знайшли застосування в бізнесі, став розвиток нейронних мереж. В останні роки нейронні мережі переміщуються з дослідницьких лабораторій у світ бізнесу і вже працюють у світі банківської справи та фінансів та в інших місцях. Деякі вважають, що нейронні мережі є одним із найважливіших технологічних досягнень останніх десяти років, особливо застосовних до управління ризиками та прогнозування, де здатність ідентифікувати складні патерни має вирішальне значення для складання прогнозів.

Теоретична база нейромережних технологій – це галузь штучного інтелекту. Її популярність пояснюється насамперед схожістю з роботою біологічних нейронних систем, зокрема головного мозку людини. Переваги нейромережних технологій зокрема полягають в тому, що вони не вимагають підвищених вимог до точності вхідних даних як на етапі навчання, так і під час їх застосування [8].

Нейронна мережа з точки зору маркетингу являє собою програмний інструмент прийняття рішень, який допомагає особам, які приймають рішення, у виборі відповідної відповіді на конкретну ситуацію. По суті, нейронна мережа, як і інші інформаційні технології, струшує традиційні маркетингові методи. Через динамічний характер маркетингу видається, що ця дисципліна має хороші можливості для використання переваг нейронних мереж в різних нових додатках.

На практиці замість того, щоб бути запрограмованою з явними інструкціями, нейронна мережа навчається виконувати завдання, навчаючись на реальних прикладах. Система навчається, регулюючи ваги відносного впливу вхідних даних на вихідні, пробуючи безліч комбінацій ваг, поки не буде отримано хорошу відповідність навчальним випадкам. Після цього отримана мережа може бути використана для оцінки майбутніх випадків, допомагаючи в класифікації, оцінці функцій, стисненні даних і аналогічних завданнях.



Маркетингові компанії використовують свої знання про поведінку споживачів для сегментування ринків, розробки маркетингових стратегій та оцінки ефективності маркетингу. Сьогодні ефективна маркетингова практика вимагає від компаній прийняття маркетингової концепції та ефективної маркетингової сегментації, яка включає в себе точну оцінку потреб і переваг сегмента ринку, що досягається даним продуктом, є його істотним елементом.

Насправді нейронні мережі успішно використовуються для аналізу прогнозу банкрутства, рейтингу облігацій та аналізу поточних проблем, для прогнозування виявлення шахрайства з кредитними картками, перевірки підписів. Багато підприємств починають використовувати нейронні мережі для підвищення точності, зниження витрат або і того, і іншого.

Визначення відповідних областей застосування, де нейронні мережі пропонують переваги, є важким завданням. Однак нейронні мережі пропонують новий підхід до вирішення завдань, коли відсутня інформація про припущення розподілів даних або відносин в дилемі категоризації. Все більше число фірм використовують програмне забезпечення нейронних мереж на базі ПК для вирішення завдань, які раніше вирішувалися за допомогою звичайного статистичного аналізу.

Можна виділити такі переваги нейромережних технологій у контексті оцінки вартості реінжинірингу бізнес-процесів на підприємствах роздрібно́ї торгівлі, як:

- здатність навчатися на конкретній множині прикладів і таким чином пристосовуватися до поточної ситуації, до прикладів можуть належати бенчмаркетингові дослідження підприємств лідерів, порівняння з підприємствами, які вже втілюють концепції РБП на практиці, SPACE-процедури;

- вміння стабільно розпізнавати, прогнозувати нові економічні ситуації з високим рівнем точності в умовах зовнішніх перешкод, наприклад появи неповних чи суперечливих значень в потоках інформації (неправдива чи застаріла економічна інформація) [11].

У неймережевій постановці завдання розпізнавання успішності працюючих фахівців у різних видах діяльності може бути представлена як задача класифікації з учителем або як завдання прогнозування [1]. Загальна структура неймережевого механізму наведена на рис. 2.5.

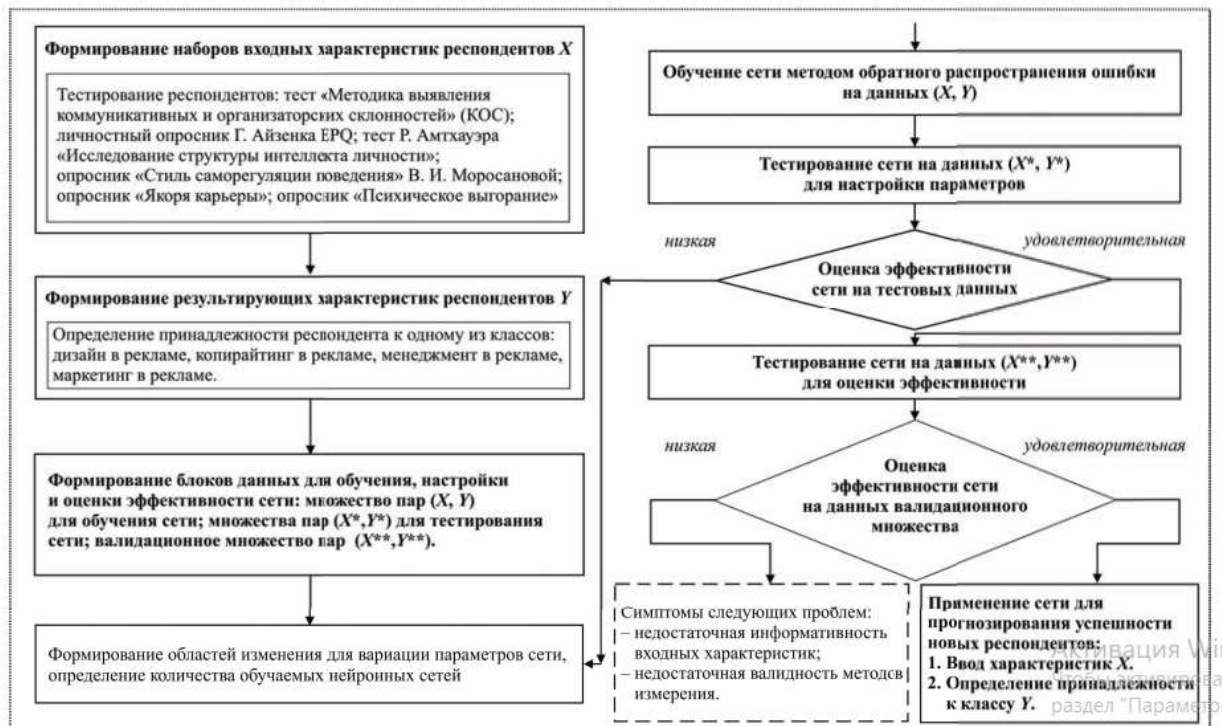


Рисунок 2.5 – Загальна структура неймережевого механізму

На вхід нейронної мережі подається вектор вхідних характеристик  $X=(x_1, \dots, x_n)$  ( $n$  – кількість характеристик). Вихід представляється вектором, характеризуючим належність до класу  $Y=(y_1, \dots, y_m)$  ( $m$  – кількість класів).

**Очевидними плюсами використання штучного інтелекту є:**

- величезні перспективи в майбутньому;
- практично необмежені можливості;
- здатність до навчання і комбінування даних.
- більша ефективність
- широка область застосування

### **Мінуси нейромереж:**

- навіть розробники не можуть точно знати, наскільки точні алгоритми;
  - якщо початкові дані були неточними - далі все піде не так;
  - фільми про ШІ(штучний інтелект) всі дивилися?
- Можливо, в антиутопіях є частка правди, і ШІ може захопити світ. Але це не точно.

Як би там не було, штучний інтелект почав переможний хід по планеті. Він використовується в самих різних сферах і в першу чергу, звичайно, в маркетингу. Як використовувати нейромережі в цій сфері? Що може робот:

**1. Індексувати заголовки** і тексти статей і записів, знаходити корисний контент і видавати його користувачеві.

Як застосовувати? Тепер не обов'язково насичувати текст кривими ключами: нейромережі орієнтуються на користь тексту. Враховуйте це при розробці маркетингової стратегії: пишiть корисний контент, саме його люблять пошуковики.

**2. Розпізнавати зображення.** Працює цей механізм просто: спробуйте забити в пошуку будь-який запит - система видасть найбільш підходящі за змістом зображення. Більш того - видасть схожі картинки. (рис.2.6)

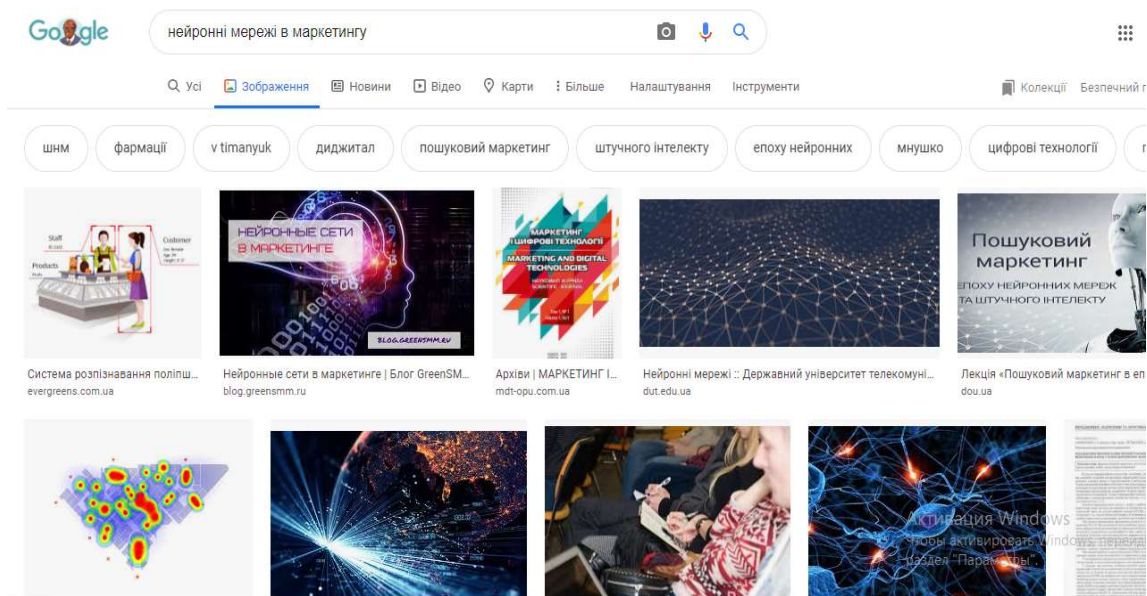


Рисунок 2.6 – Приклад розпізнавання зображення нейронною мережею

Ефективніше використовувати картинки для просування. Найкраще, якщо вони будуть унікальними і цікавими. Стічні картинки пошукові системи не дуже люблять. Також не забувайте про підписи під картинками в мета-тегах: нейромережі їх теж читають.

**3. Розпізнавати мову.** Напевно ви користувалися голосовим пошуком: ось це воно і є. Тенденції ті ж: якщо раніше користувачі підбудувалися під пошуковики, говорячи в мікрофон нечитабельний вираз «пластикові вікна купити Київ», тепер можна говорити своїми словами: нейромережі розпізнають їх.

Як застосовувати? Адаптувати свої сайти і сторінки під мобільні пристрої в цілому і голосовий пошук зокрема. Обов'язково вкажіть цей пункт в план розвитку компанії. У вашому контенті повинні бути присутніми розмовні вирази і звичайна людська мова: так більше шансів, що саме їх видадуть алгоритми під запити користувачів.

**4. Оновлювати старі сайти.** Наприклад, компанія uKit Group створила нейромережу, яка здатна оновлювати сайти із застарілим дизайном, використовуючи дані з загальнодоступних платформ uCoz, «Народ» та інші.

Весь процес займає кілька хвилин: нейромережа аналізує структуру, технології, дизайн, верстку сторінок і видає більш сучасні варіанти, адаптовані до того ж і під мобільні пристрої. Звичайно, результат не зрівняється з спільною працею команди дизайнерів, маркетологів і розробників. Але дозволяє з невеликими витратами часу більш-менш осучаснити старий ресурс.

Як застосовувати? Просто купити відповідну програму. Подібних стартапів на ринку досить: нейромережі - перспективний бізнес.

**5. Оптимізувати бізнес-процеси.** Наприклад, займатися медіаплануванням. Розумні нейромережі здатні проводити елементарну аналітику, розподіляти маркетинговий бюджет за різними рекламним кампаніям, створювати і відправляти звіти і т.д.

Як застосовувати? Включити цей пункт в стратегію компанії і встановити відповідну програму: наприклад, Programmatic.

**6. Самостійно створювати контент:** малювати зображення, обробляти фото. Існують маса мобільних додатків для обробки фото, найвідоміші з них - Vinci і Prisma. Нейромережі навіть вміють тепер писати тексти.

Як застосовувати? Використовувати ці функції в контент-маркетингу. Простенькі тексти для просування цілком здатний написати робот, а не копірайтер. Та й в дизайні картинки, створені штучним інтелектом, знадобляться: наприклад, для статей в блогах або паблік в соцмережах. Такі картинки можна зробити фірмовим стилем вашої компанії - нейромережі зараз можуть видавати більш-менш якісні абстракції. Звичайно, реалістичних фотографій поки нейромережі робити не можуть, але розробка в даному напрямку ведеться, перспективи безумовно є.

**7. Використовувати таргетинг.** Розробка маркетингової стратегії компанії немислима без реклами і просування свого продукту. Сервіс Rocket Fuel використовує нейромережі, щоб оптимізувати час показу реклами користувачеві. Хтось готовий витратити на перегляд реклами не більше секунди, хтось не обмежений у часі, ось нейромережа і аналізує ці показники. Завдяки цьому

сервісу, ціна перегляду кожного рекламного оголошення може зменшитися в кілька разів.

Як застосовувати? Уважно стежити за трендами і не упускати можливості оптимізувати процеси. Кожна оптимізація - це менші витрати і реальний прибуток в майбутньому.

**8. Створювати протоколи шифрування.** У 2016 році компанія Google створила неймережу, яка, в свою чергу, розробила свій протокол шифрування. Шифрування було нескладним, але сам факт, що воно було створено штучним інтелектом, вражає.

Суть експерименту проста: були створені три нейронні мережі, кожна з яких могла спілкуватися з іншими. Одна мережа відправляла секретну інформацію іншій, а та повинна була розшифрувати це повідомлення. Завданням обох мереж було зробити так, щоб третя мережа не змогла зрозуміти послання. А якщо все ж зрозуміла - терміново міняти систему шифрування.

Як застосовувати? У наших компаніях шифрування в основному застосовується для захисту персональних даних, службового листування та іншої конфіденційної інформації.

**9. Моніторити і аналізувати ринок, відстежувати поведінку цільової аудиторії.**

Як застосовувати? Наприклад, Facebook активно використовує неймережі в роботі своєї служби реклами і знає таким чином всю інформацію про рекламодавців і їх цільову аудиторію. А ще ІІІ допомагає соцмережі розпізнавати заборонені зображення і відео.

**10. Спілкуватися з клієнтами.** Існує 2 види чат-ботів - сценарні і ті, яких навчають. Сценарні - програмуються заздалегідь, яких навчають - на основі неймережі, імітуючи діалог з користувачем.

Причому, кілька років тому розмова з ботами будувалася за принципом «моя твоя не розумій» - вони були дуже обмежені в відповідях і діяли в рамках написаної програми. Штучний інтелект здатний до навчання - тому тепер боти помітно порозумнішали. Тепер вони вивчають відповіді користувача і

підлаштовуються під них. Також можна вносити корективи в відповіді бота: він з вдячністю прийме поправки і в наступний раз буде їх враховувати.

Як застосовувати? Встановлювати чат-боти на каналах спілкування з клієнтами. По-перше, це дуже зручно: не потрібно самостійно спілкуватися з кожним, хто задає питання. По-друге, заощаджує гроші, які ви могли б витратити на армію менеджерів. По-третє, ви створите собі репутацію сучасної і лояльної до клієнтів компанії, яка стежить за трендами. Також це дозволить легше збирати аналітику про користувачів.

За прогнозами експертів, штучний інтелект буде розвиватися семимильними кроками. А значить, треба не упускати свій шанс і застосовувати нейромережі в розробці стратегії сучасного маркетингу.

## **3 СЕГМЕНТАЦІЯ РИНКУ**

### **3.1 Сегментація ринку. Основи**

Сегментацію ринку можна визначити, як поділ ринку на окремі групи споживачів з різними потребами, характеристиками чи поведінкою, яким можуть знадобитися окремі товари або які можуть по-різному реагувати на різні комбінації маркетингових пропозицій (Kotler & Armstrong, 1999). Базові методи сегментації, які можуть бути використані, включають в себе географічні, демографічні, психографічні та поведінкові. Інші змінні, які можуть бути використані для сегментації, включають ситуативні (наприклад, випадки придбання / використання) та уподобання споживачів, щодо продуктів або рівні атрибутів конкретного товару. Ефективна сегментація зазвичай вимагає, щоб кожен сегмент оцінювався за певними критеріями, такими як стабільність, потенціал зростання, розмір, доступність, реагування, а також те, чи є клієнти в цьому сегменті та відповідність маркетингових пропозицій, для цих сегментів,

цілям та ресурсам компанії (тобто, чи є сегмент “актуальним”). Сегментація є критично важливою, оскільки компанія має обмежені ресурси, і вона повинна зосередитися на тому, як найкраще ідентифікувати та обслуговувати своїх клієнтів. Окремі сегменти клієнтів характеризуються певним рівнем однорідності всередині групи, що допомагає гарантувати, що члени сегмента будуть реагувати подібними способами на маркетингові пропозиції. Це дозволяє фірмам ефективніше застосовувати маркетингові ресурси до кожного сегменту. Звичайно, компанії мотивовані застосовувати стратегії сегментації лише до тих пір, поки ці зусилля забезпечують позитивну очікувану чисту виплату. Підводячи підсумок, ефективна сегментація дозволяє компанії визначити, які групи користувачів їм краще обслуговувати та краще підібрати товари та послуги для кожної групи. Отже, сегментація є невід’ємною частиною розробки маркетингових цілей і стратегій, де визначення цих цілей, як правило, включає:

- аналіз того, як продукція повинна продаватися, або розвиватися, заснований на аналізі поточних сегментів споживачів
- ідентифікацію нових сегментів як цільових показників для існуючих продуктів, або для розробки нових продуктів.

Ведель та Камакура (1998, глава 3) надають обширний огляд літератури з сегментації ринку та ретельно розглядають кожен з декількох підходів, а також обговорюють підтримуючу статистичну методологію. Загальні підходи до сегментації включають як *a-priori*, так і *post-hoc* методи.

Методи типу *a-priori* сегментації вимагають визначення сегментів перед збором даних. Сегменти можуть бути визначені з використанням характеристик замовника або конкретної інформації про товари. Потім сегменти вивчаються емпірично з використанням даних, які можуть надати додаткову інформацію про клієнта. У деяких випадках порівнюють і протиставляють кілька альтернативних або перекриваючих сегментних баз, які всі були визначені *апріорі*. Мета такого аналізу може бути насамперед описовою (наприклад, перехресна таблиця, логістична регресія), або вона може включати розробку моделей, які



використовують заздалегідь визначені сегменти для прогнозування однієї або декількох залежних змінних.

Post-hoc методи емпірично ідентифікують сегменти за допомогою аналізу даних. Знову кінцевою метою може бути в першу чергу вивчення самих груп, або це може бути розробка прогнозовної моделі для набору залежних змінних.

Існують також гібридні підходи, що поєднують a-priory та post-hoc аналіз.

### **3.2 Концептуальні приклади того, як інноваційна фірма використовує сегментацію клієнтів. «Мігрос» з Туреччини**

#### **3.2.1 Коротка історія**

«Мігрос», яка на сьогодні є найбільшою продуктовою мережею в Туреччині, була створена в 1954 р. спільними ініціативами Швейцарської Спілки Кооперативів Мігрос та муніципалітету Стамбула. Компанія «Мігрос» була заснована з ціллю отримувати продуктові товари та витратні матеріали від виробників під наглядом муніципальної влади та продавати цю продукцію жителям Стамбула з дотриманням санітаринх норм та за розумними цінами. У 1975 році всі акції «Мігрос» були передані Koç Group, одній з найбільших холдингових компаній Туреччини.

Слідом за цим, «Мігрос» зайнявся швидкою експансивною стратегією, збільшивши кількість магазинів у Стамбулі, відкривши магазини в інших регіонах Туреччини та представивши ряд різних форматів магазинів залежно від їх розміру та різноманітності товарів. Крім того, Migros представив низку магазинів під різними торговими марками, щоб задовольнити сегменти з різними потребами. Магазини з знижками були введені в 1995 р. З метою розширення ринку та розширення привабливості, включивши сегмент, чутливий до цін, нижчого рівня. У 1997 році «Мігрос» також став одним з першопрохідців в інтернет-магазинах та представив свій віртуальний магазин, використовуючи складну інфраструктуру та технології.

Окрім локальної експансії, «Мігрос» також включив у свій план стратегію міжнародної експансії. Це передбачало відкриття «Ramstores» у торгових центрах сусідніх країн, таких як Росія, Казахстан, Болгарія та Азербайджан.

У 2005 році рада директорів Migros вирішила об'єднатись з «Tansaş», успішною місцевою продуктовою мережею, на тій підставі, що об'єднана компанія зможе запропонувати своїм клієнтам вигідну пропозицію за вигідніших умов та отримати економію коштів на продажах, маркетингу та адміністративних функціях через ефективну стратегію управління, враховуючи складні умови конкурентного ринку Туреччини. На сьогоднішній день «Мігрос» має 755 національних та 68 міжнародних магазинів на загальною кількістю 823 магазини. З моменту свого створення загальна площа торгових приміщень «Мігрос» зросла до 638.930 квадратних метрів.

### 3.2.2 Клубна картка Migros

Відповідно до своєї філософії, орієнтованої на клієнта, та місії Koç Group, ціллю Migros було визначено бути "найближчим до клієнта" з різними форматами послуг та стратегій, спрямованих на перевищення очікувань споживачів та підтримку ринкових позицій по всій Туреччині та сусідніх країнах. Для досягнення цієї мети та збору даних про клієнтів Migros започаткував програму лояльності, «Клубну картку Migros», пропонуючи своїм клієнтам можливість стати учасником програми, де вони накопичують бали, викуповують їх за винагороду та отримують користь від періодичних акцій та дисконтних кампаній. В даний час клуб Migros налічує близько 4,5 мільйонів активних учасників. Вісімдесят відсотків продажів здійснюється за допомогою цієї програми лояльності.

### 3.2.3 Підходи до сегментації

Migros використовує різноманітні методи для ефективного сегментування своєї клієнтської бази. Сюди входять схеми сегментації цінностей, поведінки,

способу життя, життєвого циклу та діяльності. Ці підходи, безсумнівно, можуть використовуватися індивідуально, але зазвичай декілька підходів використовуються спільно один з одним. Щоб будь-який клієнт був включений до пулу клієнтів, для яких проводиться аналіз сегментації, він/вона повинен користуватися картою Migros Club протягом останніх трьох місяців до аналізу.

### 3.2.3.1 Підхід 1. Сегментація на основі цінності

Цей перший підхід використовує домогосподарство як одиницю аналізу. База поділена на 9 груп рентабельності. Далі його було розділено на 9 груп в залежності від частоти відвідування. Потім ці два показники використовують для побудови „індексу продуктивності”. Нарешті, цей індекс продуктивності використовується разом із мірою лояльності для визначення шести сегментів. Лояльність визначається з точки зору того, чи купувало домогосподарство основні категорії продуктів харчування (наприклад, фрукти та овочі, молочні продукти тощо) за останні 6 місяців. Рисунок 3.1 ілюструє трирівневу шестисегментну піраміду цінності, створену з використанням індексів продуктивності та лояльності. Частини 1, 3 та 5 визначаються як лояльні сегменти з використанням попередніх критеріїв. Найцінніші клієнти в піраміді (тобто 1 і 2), як правило, складають близько 130 000-150 000 домогосподарств. Деякі з найпопулярніших застосувань цього підходу до сегментації включають надання спеціальних пропозицій для найцінніших клієнтів. Компанія має репутацію, пропонуючи інноваційні призи, такі як квитки на кінотеатри та можливості брати участь у заходах дегустації вин, спеціально організованих для клієнтів Migros. Завдяки цій сегментації, Migros обмежує використання маркетингових ресурсів, зосереджуючись на найцінніших клієнтах. Щомісяця колишнім клієнтам, які в минулому були в одному з найцінніших сегментів, через SMS надсилається пропозиція.

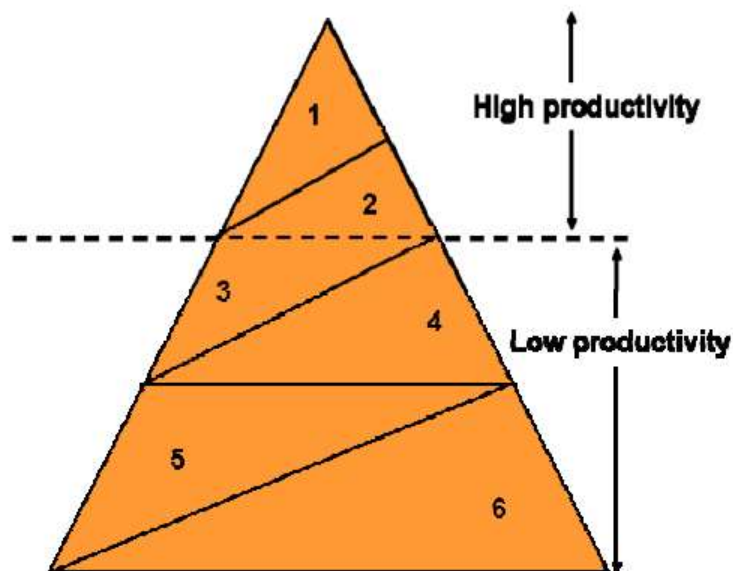


Рисунок 3.1 – Піраміда цінності

### 3.2.3.2 Підхід 2. Сегментація на основі поведінки

На відміну від першого підходу, поведінковий підхід до сегментації використовує індивіда як одиницю аналізу. Щоб бути включеним в базу, необхідно щоб клієнти здійснили покупку, відвідали магазини принаймні двічі та придбали принаймні п'ять товарів за останні 12 місяців. Методи кластерного аналізу використовуються для визначення груп клієнтів зі схожими моделями поведінки. Повторні щоквартальні ітерації кластерного аналізу виявив послідовне 7-кластерне рішення. Змінні, як правило, включені в кластерний аналіз наведено нижче:

- Сума покупки
- Місце та формат придбання/зберігання
- Покупки їжа проти продовольчих товарів
- Покупка здійснена готівкою або картою
- Індекс чутливості до промоакцій
- Сезонність
- Час покупки
- Покупка в будні/вихідні

- Кількість придбаних торгових марок
- Послідовність у придбанні товару
- Користування Інтернетом, кіоском, кол-центром
- Рівень спілкування
- Закупівля продуктів

Основні диференційовані характеристики кластерів включають, але не обмежуються витраченою сумою, рівнем комунікації між клієнтом та персоналом, придбанням продуктів харчування проти інших товарів та розміром кошика. Наприклад, кластери 3 та 6 є високотратними споживачами, але різняться між собою за рівнем комунікації (обмежений порівняно з розширеним).

### 3.2.3.3 Підхід 3: Сегментація, заснована на способі життя

Цей підхід також використовує індивіда як рівень аналізу. На відміну від підходів, орієнтованих на дані, описаних раніше, схема сегментації способу життя спирається на апіорну категоризацію осіб та профіль продуктів, які очікувано будуть придбані. Існує 14 наперед визначених груп способу життя. Наприклад, "гурмани", як правило, купують товари з високою націнкою, такі як сир, винне вино та етнічні страви. Кожна особа підбирається за профілем одного з 14 сегментів і порівнюється із типовим членом цього сегмента на основі середнього та стандартного відхилення сум покупок, кількості покупок та кількості заздалегідь визначених предметів, як частка від загальної кількості покупки. На основі цього порівняння особа або включається, або вважається потенційним кандидатом у сегмент. Отже, кількість отриманих сегментів становить 28, де фактичний та потенційний клієнт приписується кожному з 14 сегментів залежно від того, чи відповідають вони середньому та стандартному критеріям відхилення.

Хоча Migros знайшов у своїй базі даних клієнтів 14 різних сегментів способу життя, Migros стратегічно зосереджується на 4 сегментах, включаючи "гурманів" та "любителів дієти".

#### 3.2.3.4 Підхід 4: Сегментація за рівнем активності

Цей аналіз проводиться на індивідуальному рівні та використовує 15-місячний період даних, щоб класифікувати споживачів як “активних”, “нормальних” чи “пасивних” з точки зору суми та частоти придбання. Спочатку для розрахунку середніх витрат клієнта використовуються перші 12 місяців. На основі цього середнього значення визначаються стандартні відхилення для решти місяців та для останніх 3 місяців. Потім обчислюється зважене стандартне відхилення, яке надає більше значення змінам у витратах на останні покупки. Ті, хто значно нижчий за середній показник, класифікуються як "пасивні" клієнти, ті, хто знаходиться в середньому, є "звичайними" клієнтами, а ті, хто значно вищий за середній рівень, є "активними" клієнтами. На додаток до рівня витрат, та ж процедура повторюється для частоти покупок. Нарешті, два критерії перетинаються, щоб отримати матрицю 3 x 3, яка об'єднує людей в активні, нормальні та пасивні групи як за рівнем витрат, так і за частотою. Ця сегментація особливо корисна при проведенні аналізу міграції. Наприклад, спеціальні пропозиції щодо збільшення їх активності подаються клієнтам, які перейшли з активного на нормальний або звичайний на пасивний сегменти.

#### 3.2.4 Успіх Migros Turk

Як результат ефективної схеми сегментації, Migros змогла не тільки підвищити власну продуктивність, але й допомогти постачальникам, надаючи певні результати аналізу за запитом, забезпечуючи порівняння конкурентів та організовуючи спільні кампанії. Migros також співпрацює з такими партнерами, як банки, автозаправні станції, з метою залучення нових клієнтів. Високий рівень відповіді на кампанії, організовані Migros, які базуються на цих методах сегментації, свідчать про те, що це успішні та життєздатні підходи. Поштова кампанія, яка є особливою для унікального сегменту, може дати 36% відповіді. Насправді рівень відповіді може бути збільшений до 64% для деяких сегментів способу життя, таких як "любители дієти". Цей показник значно перевищує

середній коефіцієнт відповідей звичайних поштових кампаній, який зазвичай становить близько 1-2%. Сегментація також допомагає Migros визначати стратегічні групи споживачів та плани діяльності. За успішні зусилля компанія Migros була визнана як на місцевому, так і на міжнародному рівні. Наприклад, у 2004 році компанія отримала 12 міжнародних нагород від “1 to1 Impact” за стратегію споживачів та оптимізацію технологій.

### 3.3 Огляд підходів сегментації

Migros Turk є чудовою ілюстрацією того, як компанія може ефективно застосовувати нові підходи до сегментації та отримувати вражаючі результати бізнесу. У наступних розділах більш детально будуть розглянуті деякі найбільш широко використовувані та найсучасніші методи сегментації. Після короткого обговорення позначень, які будуть використовуватися для змінних замовника, ми вивчаємо сегментацію на основі контрольованої класифікації, методів кластеризації, прихованих моделей класів та спільного аналізу.

#### 3.3.1 Позначення змінних клієнта

У наступних розділах ми зазвичай використовуємо такі терміни, як "атрибути клієнта" або "змінні клієнта", щоб посилатися на всі можливі типи інформації, які можна використовувати для ідентифікації сегментів. У виразах ми представлятимемо ці змінні як специфічний для клієнта вектор  $z$  або  $z_i$ . Також, у моделях прихованих класів, де змінні клієнта також використовуються як предиктори для залежних змінних  $y_i$  (які також можуть мати векторне значення), ми загалом виділимо між предикторами та коваріатами як  $z_i^{(pred)}$  та  $z_i^{(cov)}$  відповідно, де коваріати посилаються конкретно на набір змінних клієнта, які використовуються в класифікаційній моделі, яка призначає клієнтів сегментам (або принаймні присвоює ймовірність членства в сегментах клієнтів). У моделях, де використовуються лише предиктори (наприклад, кластерна регресія) або лише

коваріати (наприклад, класифікація або стандартний кластерний аналіз) ці змінні клієнта просто « $z$ » без індексу. У всіх процедурах це змінні  $z$  (предиктори або коваріати), можуть включати демографічні показники, поведінкові та психографічну інформацію, соціально-економічні змінні, показники використання товару, бренд лояльності, ситуативні або транзакційні змінні. Вони також можуть включати рівень атрибутів переваги, які можуть бути визначені апріорі або оцінені як частина спільного аналізу. Нарешті,  $z$  може включати взаємодію між усіма цими типами змінних.

### 3.3.2 Сегментація на основі контрольної класифікації

Лінійний дискримінантний аналіз, розроблений Фішером, може бути першим методом статистичної класифікації в цій категорії. З тих пір було розроблено багато інших методів, включаючи наївний метод Байєса, дерева-методи, нейронні мережі, опорні векторні машини, непараметричні методи ядра та класифікацію з використанням порядкового або номінального аналізу логістичних функцій.

Безумовно, одним із найбільш гнучких методів для класів  $K$  є логістична модель, де для кожного класу  $k$  ми оцінюємо логістичну регресію. Нехай  $X_i$  представляють відповідний сегмент для клієнта з атрибутами  $z_i$  (що може включати ситуаційну інформацію або інформацію про переваги на рівні атрибутів), потім логіт  $P[X_i = k]$  вважається лінійним у підмножині змінних клієнта  $z_i^{(k)}$  що може бути специфічним для сегмента  $k$ :

$$\frac{P[X=k]}{1-P[X=k]} = z_i^{(k)} b^{(k)} \quad (3.1)$$

який передбачає

$$[PX_i = k] = \exp\left(z_i^{(k)} b^{(k)}\right) / \sum_{l=1}^K \exp\left(z_i^{(l)} b^{(l)}\right) \quad (3.2)$$

Як правило, оцінюються ці лінійні функції, щоб максимізувати багаточленну ймовірність, за умови обмеження, що ці ймовірності знаходяться між 0 і 1, і  $\sum_{l=1}^K P[X_i = k] = 1$ , тому було б достатньо, наприклад, обмежити функції регресії  $K$  так, щоб  $\sum_{l=1}^K z_i^{(l)} b^{(l)} = 0$ . У будь-якому випадку класифікація замовника



до відповідного сегменту як правило, виготовляється на основі найбільшої оціненої ймовірності  $P[X_i = k]$ , але перевага логістичної регресії полягає в тому, що вона також надає оцінки ймовірностей членства як функції атрибутів клієнта. У розділі про моделі прихованих класів будуть описані методи, які добре підходять для звичайних класів (наприклад, сегменти, визначені з точки зору збільшення прибутковості або задоволення клієнтських потреб), включаючи сусідню модель категорії.

У двокласному випадку Фрідман, Хейсті та Тибшірані[13] показали, що правило класифікації, побудоване на основі оцінки максимальної вірогідності моделі логістичної регресії в формулах (3.1) - (3.2), еквівалентне найкращим із доступних процедур посилення. Це має важливе значення, оскільки було показано, що підсилення забезпечує дуже ефективні «розширені» класифікаційні правила, засновані на зваженій сумі слабших класифікаційних функцій, кожна з яких базується на наявному наборі коваріативних змінних (змінних клієнта). У випадку декількох класів ( $K > 2$ ), класифікатори, засновані на максимізації багаточленової ймовірності логістичної регресії, зазвичай такі ж ефективні як і найкращі мультикласові процедури підсилення.

Логістична регресія, як правило, вважається більш безпечною та надійною процедурою, ніж лінійний дискримінантний аналіз (LDA), і її емпіричні показники, як правило, принаймні можна. Хенд та Фуді порівнювали результати LDA з іншими методами на вибраних наборах даних. У двокласних задачах Хенд[14] стверджував, що LDA працює надзвичайно добре відносно найкращого методу для кожного набору даних. Його відносним показником ефективності було пропорційне зменшення похибки (PRE),

$$PRE = (E_0 - E_{LDA}) / (E_0 - E_{Best}) \quad (3.3)$$

де  $E_0$ ,  $E_{LDA}$  та  $E_{Best}$  - це коефіцієнти неправильної класифікації для правила за замовчуванням, яке присвоює все мажоритарному класу, LDA і найбільш відомим методам, відповідно. Показник PRE для LDA завжди становив щонайменше 85% і, як правило, вище 90%. Також був 100% для двох із 10 наборів даних. Тим не менше, медіана та максимальні значення  $E_{LDA}/E_{Best}$  у цьому

дослідженні становили 1,5 та 5,9, і, як зазначав Фрідман[15], навіть незначне зменшення частоти помилок іноді є дуже важливим у деяких додатках. У роботі Фуді і Масура[16] побудовані навчальні набори різного розміру для представлення багатокласових проблем дистанційного зондування (тобто, коли інформація збирається з літаків, супутників тощо). Вони показали, що класифікатор нейронної мережі (NN) та класифікатор багатокласових векторних машин підтримки (SVM) (який вони розробляють), як правило, перевершував LDA для навчальних наборів від 15 до 100 спостережень (100 наборів кожного розміру). SVM зазвичай дещо перевершував NN, хоча ці відмінності ніколи не були статистично значущими. Крім того, правильний коефіцієнт класифікації SVM, як правило, був приблизно на 2% вищим, ніж рівень LDA, незалежно від розміру навчального набору. Ця різниця була статистично значущою ( $p < 0,01$ ) лише для класифікацій, зроблених, коли розмір навчального набору становив 100. Чжун і Фукусімах[17] також розробили новий багатокласовий метод SVM.

Для чіткого вступу до методу SVM див. Фуді і Масура[16]. Класифікатори SVM та NN мають кілька недоліків щодо логістичної регресії та LDA. Сюди входить той факт, що вони: погано справляються з відсутніми значеннями, не легко вміщують дані змішаного типу, більш чутливі до нерелевантних коваріатів, а викиди важче інтерпретувати.

### 3.3.3 Методи кластерування

У цьому розділі ми розглянемо методи розподілу даних на підгрупи, які також не надають моделі для призначення спостережень кластерам. Процедури кластеризації, які також надають модель класифікації, будуть розглянуті пізніше, коли ми обговоримо загальні моделі прихованих класів для сегментації.

Кластерний аналіз є одним з найпопулярніших методів для post-hoc описових досліджень, і в цих методах використовуються алгоритми, які можуть забезпечувати перекриття або неперекриття розділів, а серед методів, що не перекриваються, можливий як ієрархічний, так і неієрархічний підходи.

Неієрархічні методи, що використовують мінімізацію дисперсії як спосіб визначення груп, є одними з найпопулярніших і часто вважаються найефективнішими, оскільки вони більш стійкі до викидів та специфічних для вибірки аномалій. Крім того, часто важко мотивувати ієрархічну структуру з точки зору бізнесу або теорії маркетингу.

### 3.3.3.1 Описова кластеризація

Загальний post-hoc підхід кластеризації полягає в розділенні вибірки на набір  $S_K$  з  $K$  груп,

$$S_K \equiv \{G_1, \dots, G_K\} \quad (3.4)$$

де  $S_K$  – набір даних,  $K$  – номер групи,  $G$  – група, яка обрана для мінімізації певного критерію  $C(S_K)$ . Наприклад, можна вибрати розділ,  $S_K$ , що мінімізує середньозважену відстань у межах групи або міру не схожості,  $D_{ij}$  між усіма парами спостережень  $i$  та  $j$  у кожній групі:

$$C(S_K) = \sum_{k=1}^K w_k n_k^{-2} \sum_{i \in G_k} \sum_{j \in G_k} D_{ij}, \quad (3.5)$$

де  $w_k$  є специфічною вагою групи, яка сама по собі може просто бути функцією розміру групи  $n_k$ .  $D_{ij}$  може включати інформацію з багатовимірних атрибутів  $(x_{i1}, \dots, x_{ip})$  кожного клієнта  $i$ . Наприклад, слідуючи Фрідман та Меульма[17], можна визначити  $D_{ij}$  як середньозважене вимірювання подібності ознак, подібне до тих, що розроблені Гоуером,

$$D_{ji} = \sum_{l=1}^p w_l d_{ijk} \quad (3.6)$$

з

$$d_{ijk} \equiv \delta_{ijk}/s_k$$

де типово

$$\begin{aligned} & |x_{ik} - x_{jk}| \text{ або } (x_{ik} - x_{jk})^2 \text{ для числових атрибутів} \\ \delta_{ijk} &= 1 \text{ якщо } (x_{ik} \neq x_{jk}) \end{aligned} \quad (3.7)$$

0 в іншому випадку для номінальних змінних

і  $s_k$  являє собою середню відмінність для атрибута  $k$ ,

$$s_k = n^{-2} \sum_i^n \sum_j^n \delta_{ijk}$$

Фрідман та Мюльман[18] показують, як цю систему можна поширити на визначення кластерів, які визначаються з ваг, які можуть відрізнятися як за атрибутом, так і за групою, так що (6) замінюється специфічним для групи виміром відстані

$$D_{ij}^{(k)} = \sum_{l=1}^p w_{lk} d_{ijk} \quad (3.8)$$

і розділ  $S_k$  і вибірка ваг  $\{\omega_{lk}\}$  вибрані спільно для мінімізації (3.5),

де в (3.4),  $D_{ij}$  замінюється на  $D_{ij}^{(k)}$ . Фрідман та Мюльман[18] також надають алгоритми та ілюстрації. Це розширення базового підходу кластеризації є важливим, оскільки воно забезпечує спосіб виявлення структури кластера, де деякі або всі групи можуть бути помітні лише на основі підгруп атрибутів, специфічних для групи.

### 3.3.3.2 Прогнозна кластеризація

Кластерна регресія забезпечує спосіб пошуку моделей, характерних для групи. У найпростішій формі вона не надає прямого способу класифікації споживачів, але надає опис характеристик кластера разом із моделями всередині кластера для залежної змінної. У своїй ранній формі пропонувалося спільно знайти  $K$ -груповий розділ (4) та відповідний набір коефіцієнтів регресії всередині кластера, щоб мінімізувати суму внутрішньої суми квадрату залишки моделей  $K$ :

$$C(S_K) = \sum_{k=1}^K (y^{(k)} - Z^{(k)} b^k)' (y^{(k)} - Z^{(k)} b^k), \quad (3.9)$$

де  $y^{(k)}$ ,  $Z^{(k)}$  та  $b^{(k)}$  представляють залежну змінну, матрицю проектування та регресійні коефіцієнти для групи  $k$ ,  $k = 1, \dots, K$ . ДеСарбо, Олівер та Рейнгсвам[19], Ведель та Кістмейкер [20] та Ведель та Стінкамф[21] - основні статті, які розширюють цей підхід і показують, як його можна застосувати для сегментації ринку. ДеСарбо та Глісафе [22], ДеСарбо, Брюсо, Кредит та Тайчан[23] запропонували багатокритерійні форми кластерної регресії.

CHAID (Chi-Squared Automatic Interaction Detection) забезпечує ще один перспективний метод прогнозування кластеризації. Представлені Кассом[24], алгоритми були розроблені Мегідсоном[25], щоб забезпечити надзвичайно потужний метод визначення прогнозного значення як номінального, так і порядкового предикторів, коли залежна змінна також має цей тип, і забезпечує аналіз дерев, що як правило, є більш надійними, ніж ті, що надані попередніми процедурами двійкового дерева (включаючи перші процедури автоматичного інтерактивного виявлення, хоча AID також може обробляти безперервні змінні). CHAID оцінює значимість усіх можливих способів використання кожного предиктора для поділу вибірки, і послідовно вибирає найбільш значущий розділ на основі тесту на чі-квадрат значущості, який коригується з урахуванням того, що для кожного предиктора проводиться кілька тестів (тобто коригування базується на кількості категорій для кожного предиктора). Також показано, як цей метод можна поширити на кілька залежних змінних змішаної форми (безперервної, порядкової чи номінальної), спочатку підігнавши модель кластера латентних класів на основі цих множинних залежних змінних, а потім використовуючи отримані латентні класи як однофакторну категоріальну змінну в аналізі CHAID. У наступному розділі ми обговоримо кластерний аналіз прихованих класів.

#### 3.3.4 Загальні моделі прихованих класів для сегментації

Це сімейство моделей забезпечує загальний спосіб розробки механізмів сегментації, який може включати:

- гнучкі класифікаційні функції з коваріатами та/або випадковими ефектами;
- загальні лінійні моделі з предикторами, які можуть змінюватися залежно від сегмента, для представлення складних внутрішньосегментних взаємозв'язків;
- загальні особливості, що враховують внутрішні та міжсегментні залежності між компонентами багатовимірної залежної змінної.

Ми розпочнемо з обговорення моделей кластерних прихованих класів, що забезпечує загальний спосіб підгонки загальних лінійних моделей для багатовимірної залежної змінної в межах прихованих сегментів. Потім ми розглянемо більш конкретно моделі в межах сегмента, коли розглядатимемо приховану регресію класу.

### 3.3.4.1 Кластерні моделі прихованого(латентного) класу

У цій моделі залежна змінна є вектором показників результатів,  $\underline{y}_i = (y_{i1}, \dots, y_{ij})$  які безпосередньо пов'язані з маркетинговими цілями. Наприклад, сюди можуть входити постійні показники частоти покупок або зміни частоти придбання бренду товару чи послуги, неперервні показники вибору бренду чи послуги, порядкові міри задоволення чи навіть міри цього типу для кількох суміжних марок чи послуг. Він може включати будь-яку комбінацію безперервних, порядкових або номінальних змінних.

Дуже загальний підхід, який включає багато сучасних підходів до латентного класу, включаючи латентний клас та регресію "узагальненої суміші, був запропонований Вермунтом та Мегідсоном[26]. У цьому випадку ми знаходимо  $K$ -сегменти, максимізуючи ймовірність  $J$ -змінної для  $N$  спостережень,

$$L = \prod_{i=1}^N \sum_{k=1}^K P(X_i = k | \underline{z}_i^{(cov)}, \Theta^{(1)}) f_k(\underline{y}_i | \underline{z}_i^{(pred)}, \Theta_k^{(2)}) \quad (3.10)$$

де  $P(X_i = k | \underline{z}_i^{(cov)}, \Theta^{(1)})$  - ймовірність того, що клієнт з коваріантним вектором  $\underline{z}_i^{(cov)}$  та параметри  $\Theta^{(1)}$  знаходяться в латентному сегменті (кластері)  $k$ ,  $k=1, \dots, K$ ,  $f_k(\underline{y}_i | \underline{z}_i^{(pred)}, \Theta_k^{(2)})$  - це частота  $J$ -змінної всередині сегмента  $k$ , з предикторами  $\underline{z}_i^{(pred)}$  та параметрами  $\Theta_k^{(2)}$  (властивими сегменту  $k$ ).

### 3.3.4.2 Ймовірності класифікації

Стандартний підхід полягає в моделюванні логістичної ймовірності,  $P(X_i = k | \underline{z}_i^{(cov)}, \Theta^{(1)})$ , що спостереження  $i$  знаходиться в латентному сегменті  $k$ , як функція логістичної ймовірності,

$$P(X_i = k | \underline{z}_i^{(cov)}, \Theta^{(1)}) = \frac{\exp[\eta(k | \underline{z}_i^{(cov)}, \Theta^{(1)})]}{\sum_{l=1}^K \exp[\eta(l | \underline{z}_i^{(cov)}, \Theta^{(1)})]}, \quad (3.11)$$

з

$$\eta(l | \underline{z}_i^{(cov)}, \xi_j) = \gamma_{l0} + \sum_{r=1}^R \gamma_{lr} z_i^{(cov)} \quad (3.12)$$

### 3.3.4.3 Внутрішня модель сегмента

Як правило, при тренуванні цих моделей спочатку передбачається певна форма локальної незалежності, і, в крайньому випадку, можна припустити, що компоненти  $J$  групи  $y_i$  цілком незалежні від того чи знаходиться клієнт в сегменті  $k$ ,

$$f_k(\underline{y}_i | \underline{z}_i^{(pred)}, \Theta_k^{(2)}) = \prod_{j=1}^J f_{kj}(y_{ij} | z_i^{(pred)}, \Theta_{kj}^{(2)}), \quad (3.13)$$

де параметри  $\Theta_{kj}^{(2)}$  для одновимірної щільності  $f_{kj}$  зазвичай складатимуться з різної кількості компонентів залежно від математичної форми щільності  $f_{kj}$ . Тоді, базуючись на аналізі двовимірних залишків від початкового підбору (3.13), ми можемо розглянути більш реалістичні типи залежності, де нехай лише  $L$  підгрупи,  $\underline{y}_i^{(l)}$ ,  $J$  компонентів є незалежними, тобто підгрупи  $\underline{y}_i^{(l)}$ , де  $l = 1, \dots, L$ , складаються з багатовимірних, а можливо, одновимірних, взаємовиключних субвекторів,  $\underline{y}_i^{(l)}$ , вихідних результатів  $J$ , таких що:

$$(\underline{y}_i^{(1)}, \dots, \underline{y}_i^{(l)}, \dots, \underline{y}_i^{(L)}) = (y_{i1}, \dots, y_{ij}) \quad (3.14)$$

У цьому випадку  $K$ -сегменти знаходять шляхом максимізації ймовірності в (10), з

$$f_k(\underline{y}_i | \underline{z}_i^{(pred)}, \Theta_k^{(2)}) = \prod_{l=1}^L f_{kl}(\underline{y}_i^{(l)} | \underline{z}_i^{(pred)}, \Theta_{kl}^{(2)}). \quad (3.15)$$

Мутаріативний нормальний розподіл забезпечує один із найпростіших (і статистично керованих) способів моделювання залежності між змінними. Отже, ми загалом вважаємо, що безперервні компоненти,  $\underline{y}_i^{(l)}$ , є нормальними або були перетворені таким чином, що і вони є приблизно нормальними і що відповідна щільність  $f_k$  в (15) є нормальною або багатовимірною нормальною. Якщо нормальна модель явно недоречна для даного компоненту  $\underline{y}_i^{(k)}$ , що є частиною підвектору компонентів  $\underline{y}_i^{(l)}$ , простий підхід полягає у застосуванні перетворення з використанням зворотного одновимірного кумулятивного нормального розподілу до емпіричного розподілу (або масштабованих рангів)  $\underline{y}_i^{(k)}$ , наприклад,

$$\underline{y}_i^{(k)} = \Phi^{-1}\left(\frac{\text{Rank}(w_i^{(k)})}{N+1}\right) \quad (3.16)$$

де  $w_i^{(k)}$  - оригінальна безперервна (але явно ненормальна) міра.

У незвичних випадках можливо, що багатовимірний розподіл нормальних одновимірних компонентів не буде багатовимірним нормальним. Отже, як альтернативний підхід, можна розглянути можливість нормалізації цілого підвектора компонентів,  $\underline{y}_i^{(l)}$ , за допомогою багатовимірної трансформації. Особливим випадком цього останнього підходу є використання нормованих коефіцієнтів на основі вихідних компонентів.

Коли є субвектори,  $\underline{y}_i^{(l)}$ , в (14), які складаються з порядкових (або номінальних) компонентів, щільність  $f_{kl}$  в (3.15), як правило, буде обмеженою спільним багатовимірним розподілом, де імовірності категорій моделюються як порядкові (або номінальні) логістичні регресії. Таким чином, кожна з  $L$  підгруп,  $\underline{y}_i^{(l)}$ , оригінальних компонентів  $y_i$ , складається з виключно безперервних або виключно порядкових компонентів. Залежність між безперервними та порядковими (або номінальними) компонентами  $y_i$  може бути введена за допомогою додавання порядкових змінних до групи предикторів  $\underline{z}_i^{(pred)}$ . Потреба в таких прямих ефектах також визначається шляхом аналізу залишків від



попереднього підбору моделі (3.13) та наступних підборів моделі (3.15). Однак потрібно зауважити, що коли порядкові (або номінальні) змінні, які є компонентами вектора вимірювань результату, також використовуються як предиктори для інших показників результатів, це вплине на спосіб використання моделей класів для кожного залежного компонента. Якщо ці порядкові (або номінальні) змінні можна розглядати лише як вимірювання результатів, значення яких слід передбачити в рамках моделей класів, вони явно не можуть також використовуватися як предиктори. У цьому випадку може знадобитися окреме вивчення груп показників результатів.

### 3.4 Процедура вибору моделі

Гнучкий підхід полягає в тому, щоб включити всі правдоподібні коваріати для прихованого членства у класах (або сегментах). Потім можна неодноразово застосовувати наступну двоетапну процедуру, поки не буде подальшого вдосконалення відповідно до відповідного статистичного критерію. Зазвичай застосовується інформаційний критерій Байєса (BIC) або інформаційний критерій Акакайке. Крок А зосереджений на виборі предикторів та коваріацій між залежними змінними, тоді як етап Б регулює вибір коваріатів для функції класифікації в (3.11).

В кроці А з огляду на конкретний вибір коваріантів, застосовується поступова процедура вибору тих коваріантностей та предикторів, які забезпечували б кращу модель (наприклад, lower BIC); на кожному кроці визначаються найкращі коваріанти кандидатури та предиктори шляхом аналізу статистики чі-квадрата типу Лагранжа на основі двовимірних залишків результатів,  $y_i$ , і перевизначення оптимальної кількості сегментів.

В кроці Б, за умови вибору предикторів та коваріантностей на етапі А, можна було б застосувати зворотну поступову процедуру, щоб усунути

класифікаційні коваріати. На кожному кроці визначається оптимальна кількість сегментів.

Спочатку, включаючи всі можливі коваріати та визначаючи відповідні предиктори та коваріації (Крок А), перед тим, як усунути ті коваріати, які не є важливими, процедура забезпечує сприятливу вихідну точку для пошуку найкращої моделі (наприклад, lower BIC), яка відповідає з підтверджуючою залишковою діагностикою. ДеСарбо, Камакура та Ведель[28] обговорюють інші критерії вибору моделі, які є доречними для аналізу прихованих класів.

### 3.5 Додавання випадкових ефектів

Можна легко узагальнити функцію класифікації в (3.11) для врахування випадкових ефектів. Це забезпечує один із способів моделювання додаткових залежностей між спостереженнями. Наприклад, уявімо, що ми хочемо підігнати поздовжню модель для вектора результатів вимірювань, взятих з одного і того ж набору домогосподарств протягом наступних періодів. Вермунт (2003) розглядає параметричні та непараметричні моделі такого роду. Звичайно, моделі безперервного випадкового ефекту, як правило, вимагають набагато менше параметрів. Як приклад такої моделі, уявімо, що ми маємо дані для  $j$ -груп (наприклад, домогосподарства) і бажаємо розглянути  $K$  латентні сегменти. Нехай  $v_{ij}$  являє собою  $i$ -тий вектор мір у домогосподарстві  $j$  ( $i = 1, \dots, n_j$ ), за яким ми спостерігаємо. Ми знаходимо  $K$  сегментів, максимізуючи ймовірність для  $N$  спостережень, ( $N = \sum_{j=1}^J n_j$ ):

$$\log L = \sum_{j=1}^J \log \int_{\xi_j}^{\Theta} \prod_{i=1}^{n_j} f(\underline{y}_{ij} | \underline{z}_{ij}^{(cov)}, \underline{z}_{ij}^{(pred)}, \xi_j, \Theta) f(\xi_j) d\xi_j \quad (13.7)$$

з

$$\begin{aligned} & f(\underline{y}_{ij} | \underline{z}_{ij}^{(cov)}, \underline{z}_{ij}^{(pred)}, \xi_j, \Theta) \\ &= \sum_{k=1}^K P(X_{ij} = k | \underline{z}_{ij}^{(cov)}, \Theta^{(1)}) f_k(\underline{y}_{ij} | \underline{z}_{ij}^{(pred)}, \Theta_k^{(2)}), \end{aligned} \quad (3.18)$$

та  $P(X_{ij} = k | \underline{z}_{ij}^{(cov)}, \Theta^{(1)})$  це логістична ймовірність того, що спостереження  $i$  від домогосподарства  $j$ , знаходиться у прихованому класі  $k$ ,

$$P(X_{ij} = k | \underline{z}_{ij}^{(cov)}, \Theta^{(1)}) = \frac{\exp[\eta(k | \underline{z}_{ij}^{(cov)}, \xi_j)]}{\sum_{l=1}^K \exp[\eta(l | \underline{z}_{ij}^{(cov)}, \xi_j)]} \quad (3.19)$$

3

$$\eta(l | \underline{z}_{ij}^{(cov)}, \xi_j) = \theta_{l0}^{(1)} + \sum_{r=1}^R \theta_{lr}^{(1)} z_{ijr}^{(cov)} + \theta_{l00}^{(1)} \xi_j \quad (3.20)$$

для  $l = 1, \dots, K$ . У (19) та (20),  $\xi_j$ ,  $j = 1, \dots, J$ , вважаються незалежними стандартними нормальними випадковими ефектами, що не є дуже обмеженими з огляду на гнучкість, яка передбачена в (20) коефіцієнтами випадкового ефекту,  $\theta_{l00}^{(1)}$ , які відповідають кожному прихованому класу  $l$ ,  $l = 1, \dots, K$ , і які підпадають під обмеження ідентифікації  $\sum_{l=1}^K \theta_{l00}^{(1)} = 0$ .

Cooil, Keiningham, Aksoy & Hsu використовують цей тип моделі для вивчення змін частки домогосподарства в мірі гаманця (одновимірною залежною змінною). Цей документ визначає 14 сегментів клієнтів та вивчає внутрішньосегментні ефекти базової лінії задоволення, зміни в задоволеності та інші змінні клієнта та ділових операцій. У такому випадку у функції класифікації використовується випадковий ефект домогосподарства (3.19).

### 3.6 Загальний аналіз сегментаційних підходів

У цьому останньому розділі, присвяченому підходам до сегментації, ми узагальнюємо методи, які є доречними в контексті об'єднаного аналізу. Це процедура, яка фокусується на оцінці переваг покупця щодо атрибутів товару, де ці переваги виводяться на основі того, як респонденти оцінюють різні профілі атрибутів товару. Можливі атрибути включають не тільки функціональні та фізичні особливості, але також такі характеристики товару, як торгова марка та ціна. У деяких випадках ці рівні атрибутів можуть бути представлені як переваги або описані в символічному або якісному вираженні. Дані переваг отримуються у

багатьох різних формах після того, як різні профілі рівнів атрибутів представлені суб'єктам. У цих аналізах було використано величезну кількість маркетингових моделей та методів статистичної оцінки. Грін та Крайгер[28] надають концептуальну основу (з емпіричними прикладами) того, як різні типи сегментаційного аналізу вписуються в контекст об'єднаного аналізу. Наприклад, ап'оріорні методи сегментації можуть проводитись із використанням сегментів, які визначаються як вибраний набір профілів атрибутів товару (набір стимулів), або за допомогою окремих рівнів атрибутів для визначення відповідних сегментів. У цьому випадку логістична регресія або інші контрольовані методи класифікації є корисними способами вивчення того, як вибрані профілі пов'язані з іншими змінними. Post-hoc підходи використовуватимуть переважно самі дані для визначення відповідних сегментів для орієнтації на дизайн продукту, і в цьому випадку моделі прихованих класів забезпечують одну з найбільш гнучких основ для аналізу.

## **4 СЕГМЕНТАЦІЯ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

### **4.1 Аналіз даних**

Ми будемо використовувати набір даних електронної комерції про покупки користувачів і спробуємо розробити модель, яка дозволить нам зробити дві речі:

- класифікувати клієнтів за сегментами
- передбачити покупки, які будуть зроблені новим клієнтом протягом наступного року і в цьому році, починаючи з його першої покупки, призначивши їм відповідний кластер/сегмент

Початкові дані в необробленому вигляді виглядають так як показано на рисунку 4.1.

	InvoiceNo	StockCode	Description	Quantity	InvoiceDate	UnitPrice	CustomerID	Country
0	536365	85123A	WHITE HANGING HEART T-LIGHT HOLDER	6	2010-12-01 08:26:00	2.55	17850	United Kingdom
1	536365	71053	WHITE METAL LANTERN	6	2010-12-01 08:26:00	3.39	17850	United Kingdom
2	536365	84406B	CREAM CUPID HEARTS COAT HANGER	8	2010-12-01 08:26:00	2.75	17850	United Kingdom
3	536365	84029G	KNITTED UNION FLAG HOT WATER BOTTLE	6	2010-12-01 08:26:00	3.39	17850	United Kingdom
4	536365	84029E	RED WOOLLY HOTTIE WHITE HEART.	6	2010-12-01 08:26:00	3.39	17850	United Kingdom

Рисунок 4.1 – необроблені дані с датасету

Так ми бачимо, що в нас є інформація про:

- InvoiceNo – номер рахунку, який був створений підчас операції
- StockCode – код товару
- Description – опис товару
- Quantity – об’єм операції
- InvoiceDate – дата та час операції
- UnitPrice – ціна за одиницю
- CustomerID – ідентифікатор клієнта
- Country – країна в якій була зроблена покупка

Цих даних нам цілком вистачить для сегментації клієнтів. Ми знаємо що вони купували, коли і в якій кількості.

#### 4.2.1 Попередній аналіз даних

Перед використанням, дані потрібно обробити, щоб збільшити точність сегментації. Спочатку треба знайти колонки де відсутні якісь дані. Виконавши операцію пошуку ми бачимо такий результат.

	InvoiceNo	StockCode	Description	Quantity	InvoiceDate	UnitPrice	CustomerID	Country
<b>column type</b>	object	object	object	int64	datetime64[ns]	float64	object	object
<b>null values (nb)</b>	0	0	1454	0	0	0	135080	0
<b>null values (%)</b>	0	0	0.268311	0	0	0	24.9267	0

Рисунок 4.2 – Результат пошуку на пусті значення

Звернувши увагу на поле CustomerID в другому рядку, ми побачимо, що близько 25% (135 000 записів) даних не мають інформації про клієнта. Без цих даних неможливо віднайти клієнта, тому для сегментації вони не мають ніякої користі і будуть видалені. В даних знаходиться інформація про користувачів з 37 країн(Додаток А). В цілому він складається з приблизно 400 000 записів. Виконавши запит типу:

```
pd.DataFrame({'products': len(df_initial['StockCode'].value_counts()),
             'transactions': len(df_initial['InvoiceNo'].value_counts()),
             'customers': len(df_initial['CustomerID'].value_counts()),
             }, columns = ['products', 'transactions', 'customers'],
             index = ['quantity'])
```

буде отримана вибірка такого вигляду як на рисунку 4.3.

	products	transactions	customers
quantity	3684	22190	4372

Рисунок 4.3 – Вибірка даних

З якого ми можемо з'ясувати, що в датасеті фігурують 3684 продукта, 4372 клієнта та 22190 транзакцій. Тепер поглянемо на кількість продуктів для кожної транзакції.

	CustomerID	InvoiceNo	Number of products
0	12346	541431	1
1	12346	C541433	1
2	12347	537626	31
3	12347	542237	29
4	12347	549222	24
5	12347	556201	18
6	12347	562032	22
7	12347	573511	47
8	12347	581180	11
9	12348	539318	17

Рисунок 4.4 – кількість придбаних продуктів кожній транзакції

З цих даних ми можемо зробити такі висновки:

- Є користувачі, які здійснювали покупки лише 1 раз та кількістю в 1 одиницю. Наприклад клієнт з ідентифікатором 12346.
- Є користувачі, які часто купляють велику кількість продуктів за 1 замовлення. Наприклад 12347.
- Якщо поглянути на атрибут InvoiceNo, то можна помітити, що він може мати префікс «С». Це показує що транзакція за цим номером була скасована і клієнт не придбав товар.

#### 4.2.2 Аналіз скасованих замовлень

Підрахувавши кількість скасованих замовлень, ми бачимо що вони становлять 16% від загального числа. Якщо взяти вибірку з 5 випадкових записів, як показано на рисунку 4.5, то ми бачимо, що коли замовлення скасовано, у нас є інші транзакції в датасеті, переважно ідентичні, за винятком змінних Quantity і InvoiceDate.

InvoiceNo	StockCode	Description	Quantity	InvoiceDate	UnitPrice	CustomerID	Country
61619	541431	23166	MEDIUM CERAMIC TOP STORAGE JAR	74215	2011-01-18 10:01:00	1.04	12346 United Kingdom
61624	C541433	23166	MEDIUM CERAMIC TOP STORAGE JAR	-74215	2011-01-18 10:17:00	1.04	12346 United Kingdom
286623	562032	22375	AIRLINE BAG VINTAGE JET SET BROWN	4	2011-08-02 08:48:00	4.25	12347 Iceland
72260	542237	84991	60 TEATIME FAIRY CAKE CASES	24	2011-01-26 14:30:00	0.55	12347 Iceland
14943	537626	22772	PINK DRAWER KNOB ACRYLIC EDWARDIAN	12	2010-12-07 14:57:00	1.25	12347 Iceland

Рисунок 4.5 – записи, які містять скасовані транзакції

Було вирішено перевірити, чи це відповідає всім записам. Для чого потрібно знайти записи, що вказують на від’ємну кількість, і перевірити, чи систематично існує замовлення, що вказує ту саму кількість (але позитивну), з однаковим описом (CustomerID, Description та UnitPrice):

```
df_check = df_initial[df_initial['Quantity'] < 0][['CustomerID', 'Quantity',
                                                'StockCode', 'Description', 'UnitPrice']]
for index, col in df_check.iterrows():
    if df_initial[(df_initial['CustomerID'] == col[0]) & (df_initial['Quantity'] == -col[1])
                  & (df_initial['Description'] == col[2])].shape[0] == 0:
        print(df_check.loc[index])
        print(15*'-'+'>'+' HYPOTHESIS NOT FULFILLED')
        break
```

```
CustomerID      14527
Quantity        -1
StockCode       D
Description      Discount
UnitPrice       27.5
Name: 141, dtype: object
```

Рисунок 4.6 – вибірка замовлень, які відповідають скасованим

Поглянувши на результати вибірки, ми бачимо, що початкова гіпотеза не підтвердилась, адже існують записи з префіксом «D», що свідчать про знижки. Якщо, відсіяти такі записи, то гіпотеза знову не підтверджується. Отже, скасування не обов'язково відповідає замовленням, які були зроблені заздалегідь.

Тому було вирішено створити нову змінну в датасеті, яка вказує, чи частина транзакції була скасована. Що стосується анулювання без аналогів, деякі з них, ймовірно, пов'язані з тим, що замовлення на купівлю були виконані до початку введення бази даних і тому не встигли туди потрапити. Далі була зроблена перевірка скасованих замовлень і наявність відповідних аналогів. Серед цих



записів, є рядки, які відповідають записам, що вказують на скасування, але для яких попередньо немає замовлення, та ті які його мають. Для покращення результатів, було вирішено видалити всі ці записи, які, відповідно, складають ~ 1,4% та 0,2% від усіх даних.

#### 4.2.3 Аналіз ціни кошика клієнта

Для аналізу кошика, було додано додаткову змінну під назвою TotalPrice, яка містить в собі сумму замовлення. В датасеті, всі замовлення розбиті за товарами, тому, всі рядки було згруповано за номером транзакції, після чого можна зробити висновок, щодо розподілу розміру кошика.

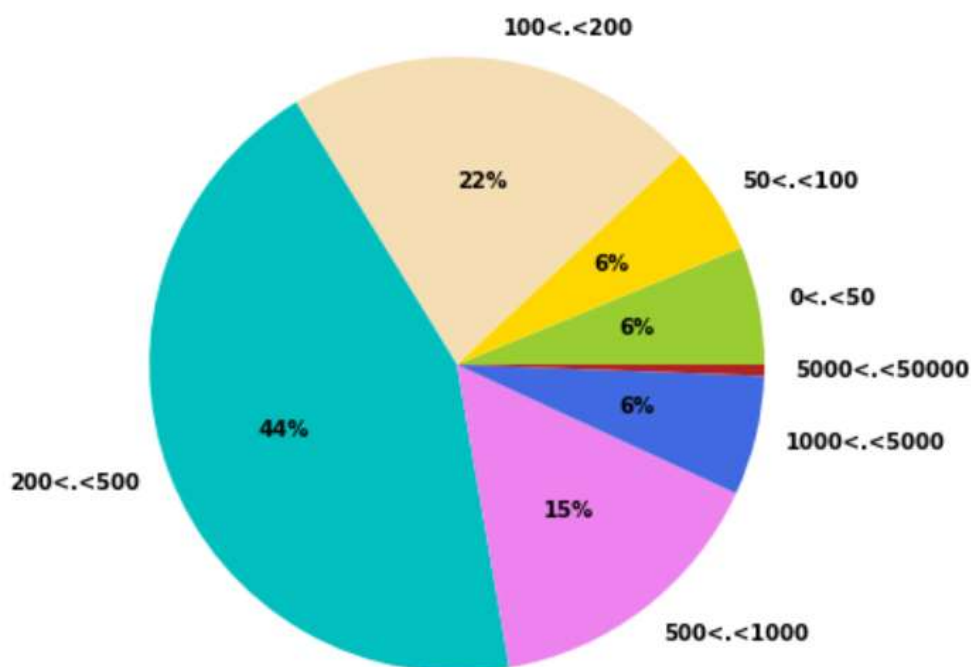


Рисунок 4.7 – розподіл цін кошика по клієнтам

З рисунку 4.7 можна зробити висновки, що переважна більшість замовлень стосується відносно великих покупок, враховуючи, що 65% покупок мають ціну вище 200 фунтів стерлінгів.

#### 4.2.4 Аналіз продуктових категорій

В датасеті товари однозначно ідентифікуються за допомогою змінної StockCode. Короткий опис продуктів наведено у змінній Description. У цьому розділі буде використано останньої змінної, щоб згрупувати товари за різними категоріями.

На першому кроці я дістаю із змінної Description ту інформацію, яка виявиться корисною. Для цього була написана функція, приймає в якості вхідних даних рядок даних та аналізує вміст стовпця Description, виконуючи такі операції:

- знаходження назв (власні, загальні), що містяться в описі товарів
- для кожного імені вона дістає корінь слова та агрегує набір імен, пов'язаних із цим конкретним коренем
- підраховує, скільки разів кожен корінь з'являється в наборі даних
- коли кілька слів підходять для одного кореня, то ключове слово, пов'язане з цим коренем, є найкоротшим ім'ям (це систематично вибирає однину, коли є варіанти однини/множини)

В результаті аналізу було створено список найпопулярніших ключових слів (Додаток Б)

#### 4.2.5 Визначення продуктових категорій

Список отриманий вище містить понад 1400 ключових слів, які найчастіше зустрічаються у понад 200 продуктах. Однак, досліджуючи зміст списку, було з'ясовано, що деякі слова не мають сенсу. Інші не несуть інформації, наприклад кольори. Тому такі слова було відкинуто з подальшого аналізу, а також вирішено розглянути лише слова, які з'являються більше 13 разів, це 193 слова. Тепер використаємо ці ключові слова для створення груп продуктів. По-перше, визначаємо матрицю  $X$  як:

$$\begin{pmatrix} a_{1,1} & \cdots & a_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{M,1} & \cdots & a_{M,N} \end{pmatrix}$$

де стовпці це ключові слова, а рядки – продукти, значення  $a = 1$ , якщо опис продукту містить ключове слово і  $a = 0$ , якщо не містить.

### 4.3 Продуктові кластери

#### 4.3.1 Створення продуктивних кластерів

У цьому розділі ми згрупуємо продукти за різними класами. У випадку матриць з двійковим кодуванням найбільш доцільною метрикою для обчислення відстаней є метрика Хеммінга. Звернемо увагу, що метод `kmeans` `sklearn` використовує Евклідову відстань, яку можна використовувати, але це не найкращий вибір у випадку категоріальних змінних. Однак, щоб використовувати метрику Хеммінга, нам потрібно використовувати пакет `kmodes`, який не доступний на поточній платформі. Отже, використаємо метод `kmeans`.

Для того, щоб визначити (приблизно) кількість кластерів, що найкраще представляють дані, використаємо силуетну оцінку. В результат якої наведено в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Силуетні оцінки кластерів

Кількість кластерів, $n$	Оцінка
3	0.09751688498995637
4	0.12609893747265383
5	0.1466257603527048
6	0.14861342533737415
7	0.15083317916457992
8	0.15054954899418788
9	0.1480858139817441

На практиці отримані вище бали можна вважати еквівалентними, оскільки, залежно від пробігу, бали  $0,1 \pm 0,05$  будуть отримані для всіх кластерів з  $n > 3$  (ми

отримуємо трохи нижчі бали для першого кластера). З іншого боку, при  $n > 5$  деякі кластери містять дуже мало елементів. Набір даних буде розділено на 5 кластерів. Для того, щоб забезпечити хорошу класифікацію при кожному запуску, повторюємо оцінку, поки не отримаємо найкращий можливий результат, який у даному випадку становить близько 0,15.

#### 4.3.1 Характеристика вмісту кластерів

Для того, щоб мати уявлення про якість класифікації, ми можемо представити силуетні оцінки кожного елемента в різних кластерах.

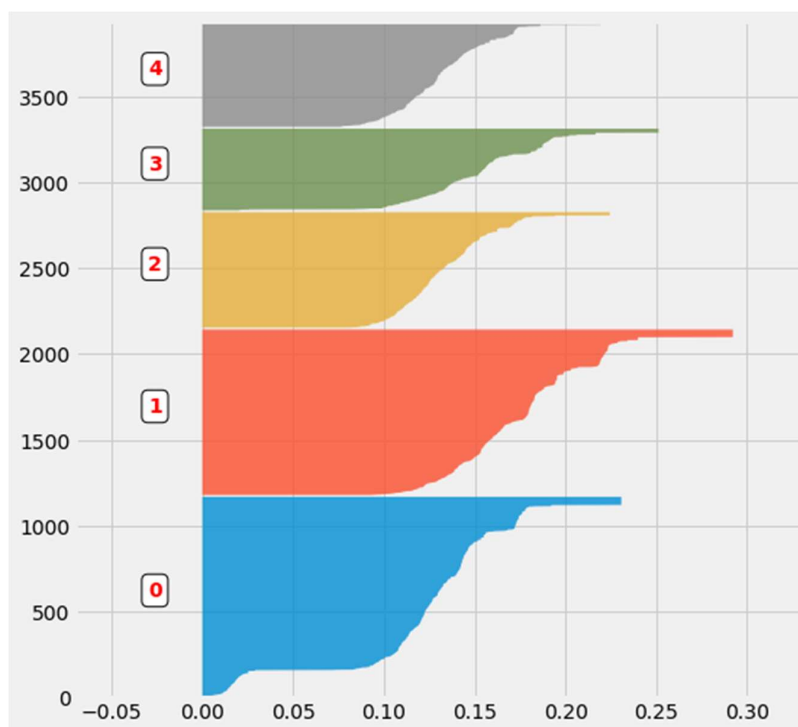


Рисунок 4.8 – силуетне представлення кластерів

Тепер ми можемо поглянути на тип об'єктів, які представляє кожен кластер. Для того, щоб отримати загальний огляд їх змісту, визначимо, які ключові слова є найпоширенішими в кожному з них і виведемо результат, як хмари слів(Рис. 4.9).



Рисунок 4.9 – Хмари слів для кластерів

З цього подання ми бачимо, що, наприклад, один із кластерів містить об'єкти, які можуть бути пов'язані з подарунками (ключові слова: Christmas, packaging, card, ...). Інша група скоріше містила б предмети розкоші та прикраси (ключові слова: necklace, bracelet, lace, silver, ...). Тим не менше, також можна помітити, що багато слів трапляються в різних кластерах, і тому важко чітко їх розрізнити. Для того, щоб переконатися, що ці кластери справді відрізняються, розглянемо їх склад. Враховуючи велику кількість змінних початкової матриці, спочатку розрахуємо PCA:

```
pca = PCA()
```

```
pca.fit(matrix)
```

```
pca_samples = pca.transform(matrix)
```

а потім перевіримо величину варіативності, в кожному компоненті:

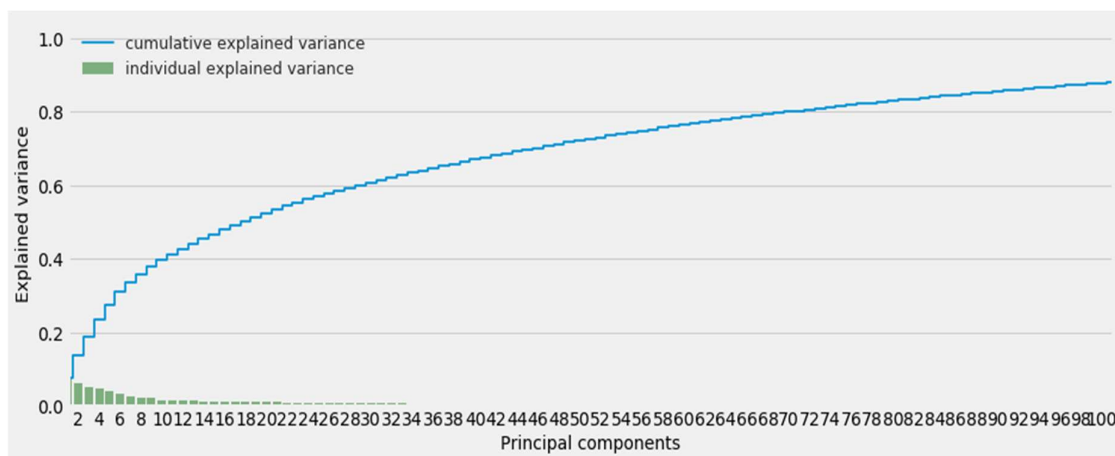


Рисунок 4.10 – Графік різноманітності

Ми бачимо, що кількість компонентів, необхідних для пояснення даних, надзвичайно важлива: нам потрібно більше 100 компонентів, щоб пояснити 90% варіативності даних. Але було вирішено зберегти лише обмежену кількість компонентів, оскільки це розкладання виконується лише для візуалізації даних:

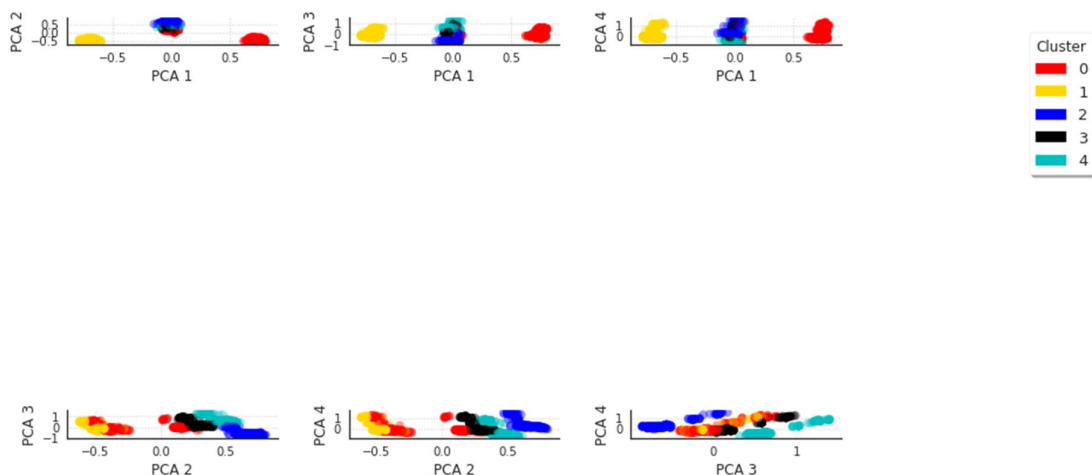


Рисунок 4.11 – Графік PCA

## 4.4 Кластери клієнтів

### 4.4.1 Форматування даних

У попередньому розділі різні продукти були згруповані в п'ять кластерів. Для того, щоб провести решту аналізу, потрібно ввести цю інформацію у фрейм даних. Для цього створено категоріальну змінну `categ_product`, де вказано кластер кожного товару:

	InvoiceNo	Description	categ_product
0	536365	WHITE HANGING HEART T-LIGHT HOLDER	2
1	536365	WHITE METAL LANTERN	4
2	536365	CREAM CUPID HEARTS COAT HANGER	4
3	536365	KNITTED UNION FLAG HOT WATER BOTTLE	4
4	536365	RED WOOLLY HOTTIE WHITE HEART.	4
5	536365	SET 7 BABUSHKA NESTING BOXES	3
6	536365	GLASS STAR FROSTED T-LIGHT HOLDER	4
7	536366	HAND WARMER UNION JACK	2
8	536366	HAND WARMER RED POLKA DOT	0
9	536367	ASSORTED COLOUR BIRD ORNAMENT	0

Рисуно 4.12 – Продукти з кластерами

До цього часу інформація, що стосується одного замовлення, була розділена на кілька рядків фрейму даних (по одному рядку на товар). Було вирішено агрегувати інформацію, щоб на 1 замовлення приходився 1 рядок. Було створено новий фрейм даних, який містить для кожного замовлення кількість кошика, а також спосіб його розподілу між 5 категоріями товарів. Фрейм даних `basket_price` містить інформацію за 12 місяців. Пізніше однією з цілей буде розробка моделі, здатної характеризувати та передбачати звички клієнтів, які відвідують сайт, і це, з першого їх відвідування. Для того, щоб мати можливість реалістично протестувати модель, набір даних було розділено, зберігаючи перші 10 місяців для розробки моделі та наступні два місяці для тестування. Далі записи

було погруповано за користувачами. Таким чином, можна визначити кількість покупок, здійснених користувачем, а також мінімальну, максимальну, середню суму та загальну суму, витрачену під час усіх відвідувань. Нарешті, додаємо дві додаткові змінні, які вказують кількість днів, що минули з моменту першої покупки (FirstPurchase) і кількість днів з моменту останньої покупки (LastPurchase). Категорія клієнтів, що представляє особливий інтерес, - це категорія клієнтів, які роблять лише одну покупку. Однією з цілей може бути, наприклад, націлювання на цих клієнтів з метою їх утримання. Цей тип клієнтів представляє 1/3 перелічених клієнтів.

#### 4.4.2 Створення категорій користувачів

Датафрейм `transactions_per_user` містить результат усіх операцій, які були виконані. Кожен запис у цьому фреймі даних відповідає певному клієнту. Використаємо цю інформацію для характеристики різних типів клієнтів та збержемо лише підмножину змінних. На практиці різні обрані змінні мають досить різні діапазони варіацій, і перед продовженням аналізу було створено матрицю, де ці дані стандартизуються. Далі створюємо кластери клієнтів. На практиці перед створенням цих кластерів цікаво визначити базу меншої розмірності, що дозволяє описати матрицю `scaled_matrix`. У цьому випадку використаємо цю базу для того, щоб створити представлення різних кластерів і таким чином перевірити якість поділу різних груп. Тому виконаємо PCA заздалегідь і представимо величину дисперсії, що пояснюється кожним із компонентів:



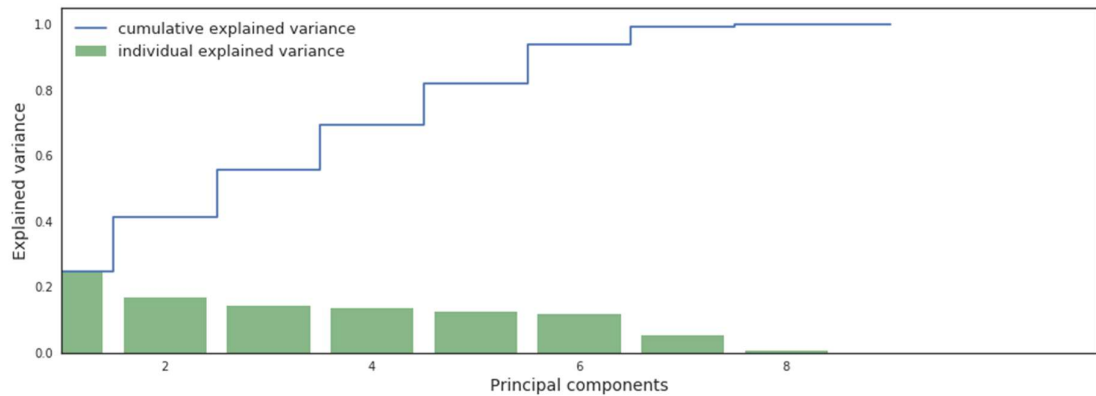


Рисунок 4.13 – Дисперсія клієнтів

На наступному етапі визначаємо кластери клієнтів із стандартизованої матриці, яка була визначена раніше, і використовуємо алгоритм k-means від scikit-learn. Обираємо кількість кластерів на основі силуетної оцінки, яка показує, що найкращий бал отримується з 11 кластерів. Існує певна розбіжність у розмірах клієнтських груп, які були створені. Тому спробуємо тепер зрозуміти зміст цих кластерів, щоб підтвердити (чи ні) це конкретне розділення. Спочатку використаємо результат PCA щоб створити представлення різних кластерів:

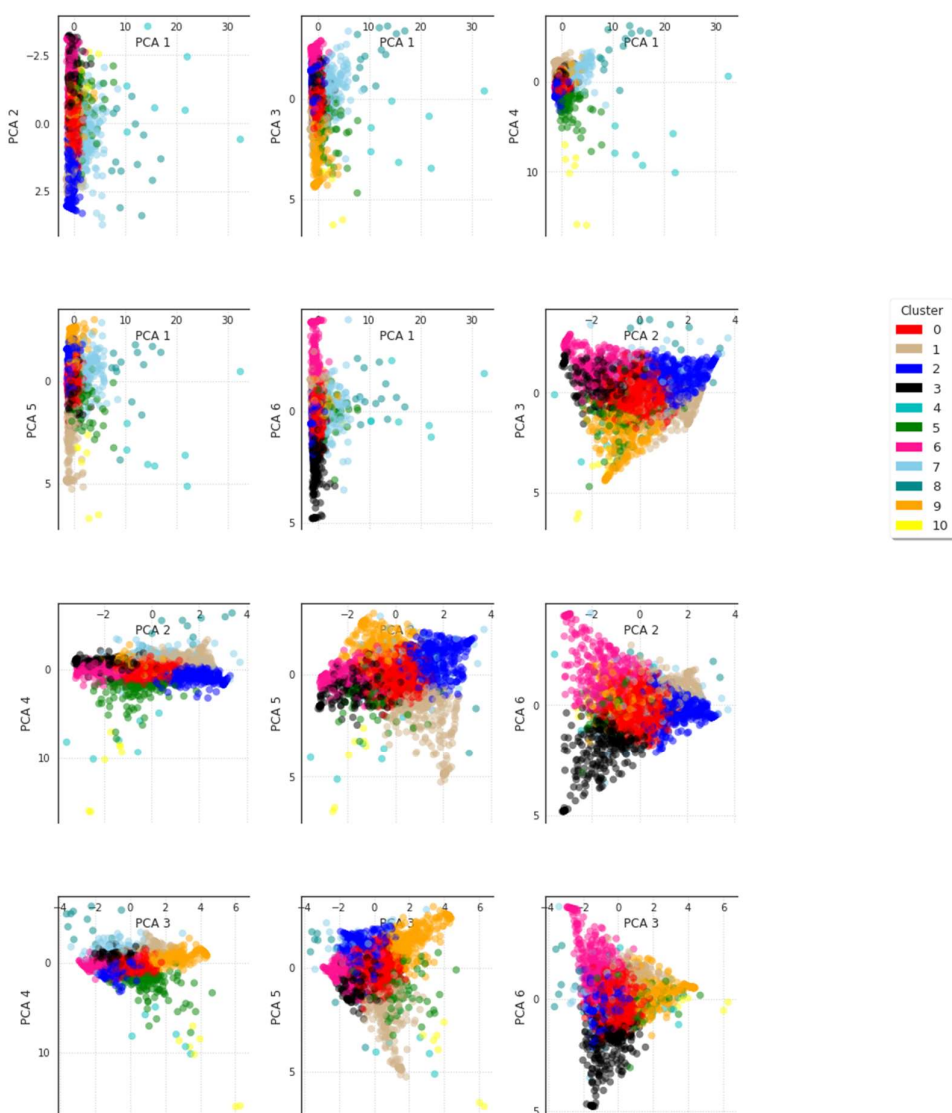


Рисунок 4.14 – PCA клієнтських кластерів

З цієї репрезентації видно, наприклад, що перший основний компонент дозволяє відокремити найменші кластери від решти. У більш загальному плані ми бачимо, що завжди існує подання, в якому два кластери здаватимуться різними.

Як і у випадку з категоріями товарів, інший спосіб поглянути на якість розділення - це переглянути оцінки силуетів різних кластерів.

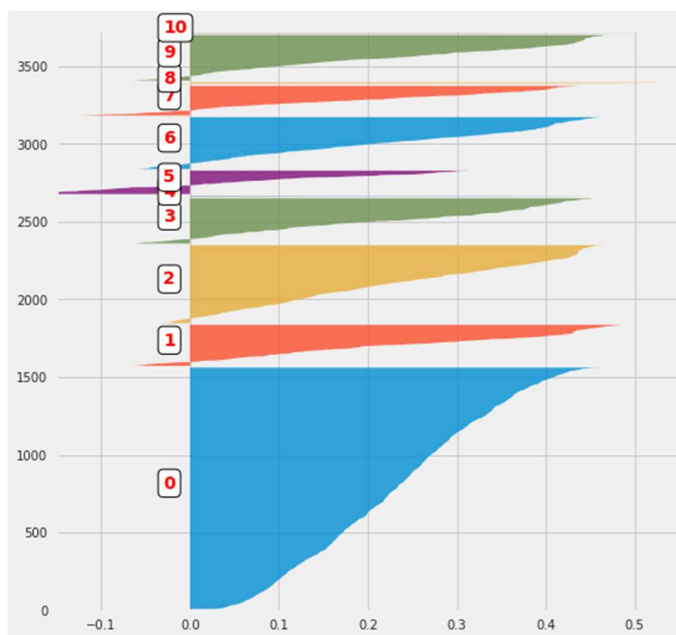


Рисунок 4.15 – Оцінки силуетів кластерів

На цьому етапі ми переконались, що різні кластери дійсно є несумісними (принаймні, глобально). Залишається зрозуміти звички споживачів у кожному кластері. Для цього я починаю з додавання до датафрейму `selected_customers` змінної, яка визначає кластер, до якого належить кожен клієнт. Потім усереднюємо вміст, спочатку вибираючи різні групи клієнтів. Це дає доступ, наприклад, до середньої ціни кошиків, кількості відвідувань або загальної суми, витраченої клієнтами різних кластерів. Також можна визначити кількість клієнтів у кожній групі. Нарешті, я реорганізуємо вміст датафрейму, упорядковуючи різні кластери: спочатку стосовно суми, витраченої в кожній категорії товарів, а потім, відповідно до загальної витраченої суми. В кінці створюємо візуалізацію різних морфотипів(Додаток), що дозволить мати загальне представлення вмісту кожного кластера. Наприклад, можна побачити, що перші 5 кластерів відповідають значній перевазі покупок у певній категорії товарів. Інші кластери будуть відрізнятися середніми значеннями витрати кошिका, загальної суми витрачених клієнтами або загальної кількості відвідувань.

## 4.5 Класифікація клієнтів

У цій частині метою буде скоригувати класифікатор, який класифікує клієнтів за різними категоріями, встановленими в попередньому розділі, тобто сегментує їх. Мета - зробити цю класифікацію можливою під час першого відвідування клієнта. Для досягнення цієї мети протестуємо кілька класифікаторів, впроваджених у scikit-learn. По-перше, для спрощення їх використання створимо клас, який дозволяє взаємодіяти з декількома функціональними можливостями, спільними для цих різних класифікаторів:

```
class Class_Fit(object):  
    def __init__(self, clf, params=None):  
        if params:  
            self.clf = clf(**params)  
        else:  
            self.clf = clf()  
  
    def train(self, x_train, y_train):  
        self.clf.fit(x_train, y_train)  
  
    def predict(self, x):  
        return self.clf.predict(x)  
  
    def grid_search(self, parameters, Kfold):  
        self.grid = GridSearchCV(estimator = self.clf, param_grid =  
parameters, cv = Kfold)  
  
    def grid_fit(self, X, Y):  
        self.grid.fit(X, Y)
```

```
def grid_predict(self, X, Y):
    self.predictions = self.grid.predict(X)
    print("Precision: {:.2f} % ".format(100*metrics.accuracy_score(Y,
self.predictions)))
```

Оскільки мета полягає у визначенні класу(сегменту), до якого належить клієнт, за першого його відвідування, беремо лише змінні, що описують вміст кошика, і ігноруємо ті, які пов'язані з частотою відвідувань або варіації ціни кошика з часом. Після чого розділимо дані на тренувальні та тестові. Далі ми протестуємо декілька класифікаторів, та оберемо найкращий.

#### 4.5.1 Перевірка підходів класифікації

Першим класифікатором, є класифікатор SVC. Типовий спосіб перевірити якість класифікації - намалювати криву навчання. Зокрема, цей тип кривих дозволяє виявити можливі недоліки в моделі, пов'язані, наприклад, із надмірною або недостатньою класифікацією. Це також показує, яку користь можна отримати від більшої вибірки даних. Для того, щоб намалювати цю криву, використаємо бібліотеку scikit-learn.

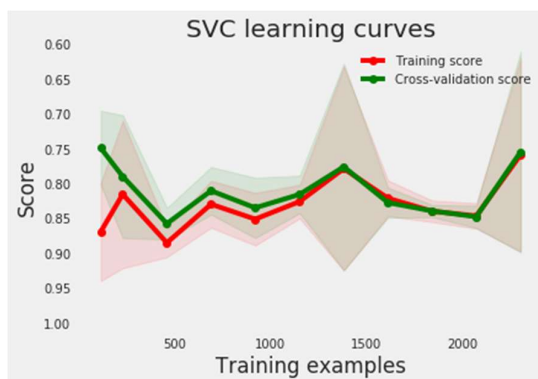


Рисунок 4.15 – Крива навчання SVC

На цій кривій(рис. 4.15) ми бачимо, що крива тренування та перехресної перевірки збігаються до тієї ж межі, доки збільшується обсяг вибірки. Це характерно для моделювання з малою дисперсією і доводить, що модель не

страждає від переповнення даними. Крім того, ми можемо бачити, що точність тренувальної кривої є правильною, що є синонімом низького зміщення. Отже, модель не відповідає даним.

Далі представлено ще кілька методів класифікації.

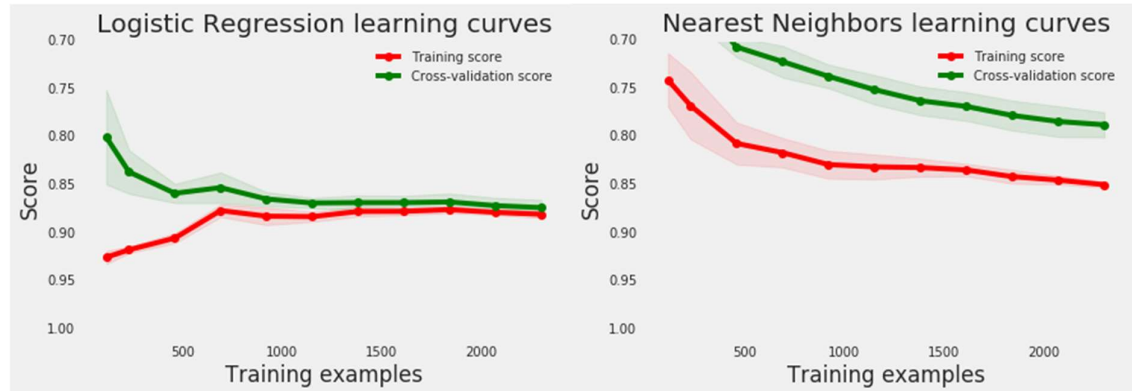


Рисунок 4.16 – Логістична регресія та метод «Найближчого сусіда»



Рисунок 4.17 – Дерево рішень та метод «Випадкового лісу»

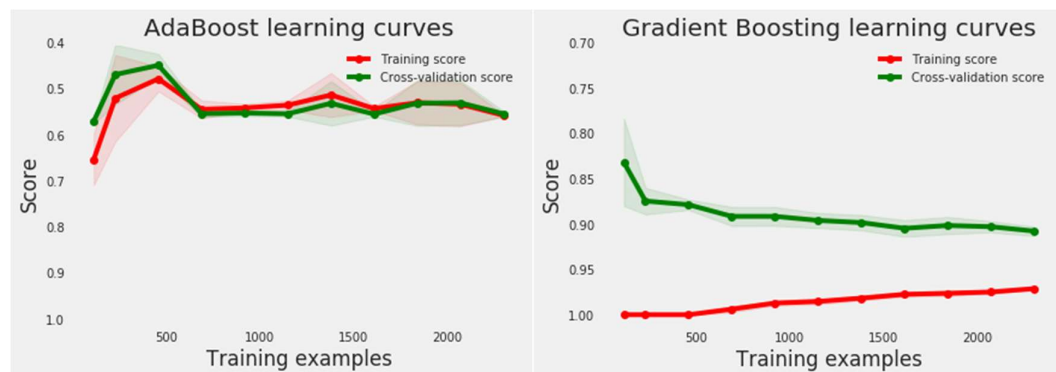


Рисунок 4.17 – AdaBoost та метод градієнтного посилення

Нарешті, результати різних класифікаторів, представлені в попередніх розділах, можуть бути об'єднані для вдосконалення моделі класифікації. Цього можна досягти, вибравши категорію замовника як ту, на яку вказує більшість класифікаторів. Для цього використаємо метод `VotingClassifier` пакета `sklearn`. На першому кроці налаштуємо параметри різних класифікаторів, використовуючи найкращі попередньо знайдені параметри, потім створимо класифікатор, який об'єднує результати різних класифікаторів, потренуємо його та нарешті створимо передбачення для моделі, результат якого показує 90% точності.

#### 4.5.2 Перевірка передбачень

У попередньому розділі було продемонстровано декілька класифікаторів для класифікації клієнтів. До цього моменту весь аналіз базувався на даних перших 10 місяців. У цьому розділі протестуємо модель на останніх двох місяцях з набору даних, який зберігався у датафреймі `set_test`. На першому кроці перегрупуємо ці дані за тією ж процедурою, що і на навчальному наборі. Однак трохи виправимо їх, щоб врахувати різницю в часі між двома наборами даних і вагами змінних `count` та `sum`, щоб отримати еквівалентність з тренувальним набором.

Потім конвертуємо датафрейм у матрицю і збережемо лише змінні, що визначають категорію, до якої належать клієнти. На цьому етапі використаємо метод нормалізації, який застосовувався на навчальному наборі. Кожен рядок цієї матриці містить купівельні звички споживача. На цьому етапі мова йде про використання цих звичок для визначення категорії, до якої належить споживач. На цьому етапі важливо мати на увазі, що цей етап не відповідає самому етапу класифікації. Тут ми готуємо тестові дані, визначаючи категорію, до якої належать клієнти. Однак у цьому визначенні використовуються дані, отримані протягом 2 місяців (через змінні `count`, `min`, `max` та `sum`).

Тут мова йде про використання наявних даних протягом двох місяців та використання цих даних для визначення категорії, до якої належать клієнти. Потім класифікатор можна протестувати, порівнявши його прогнози з цими категоріями. Для того, щоб визначити категорію, до якої належать клієнти, використаємо екземпляр методу `kmeans`. Метод `predict` цього екземпляра обчислює відстань споживачів від центрів 11 класів клієнтів, і найменша відстань визначатиме належність до різних категорій. Нарешті, для завершення підготовки класифікатора достатньо вибрати змінні, на які він діє

```
columns = ['mean', 'categ_0', 'categ_1', 'categ_2', 'categ_3', 'categ_4']
X = transactions_per_user[columns]
```

Залишається лише вивчити прогнози різних класифікаторів, які пройшли навчання раніше.

Таблиця 4.2 – Точність різних алгоритмів класифікації

Метод	Точність, %
Support Vector Machine	62.92
Logostic Regression	72.68
k-Nearest Neighbors	67.78
Decision Tree	73.27
Random Forest	75.93
Gradient Boosting	76.05

Нарешті, можна поліпшити якість класифікатора, поєднавши відповідні прогнози. Були поєднані прогнози Random Forest, Gradient Boosting та k-Nearest Neighbors, оскільки це призводить до невеликого поліпшення прогнозів, в результаті чого ми отримали точність 76.83%.



## ВИСНОВОК

В ході дослідження було проаналізовано сучасні маркетингові тренди, інструменти маркетингових компаній та основні етапи побудови та виконання маркетингових кампаній.

Так кампаніям потрібно підбрати максимально доречну пропозицію під кожного клієнта використовуючи накопичені данні. Отже вони мають їх обробити та використати. А зважаючи на те, що даних стає дедалі більше, то звичайна людина вже не в змозі їх обробити. Тому до цього залучають нейронні мережі, які розроблені спеціально для таких цілей.

Так зараз нейронні мережі в маркетингу використовуються в найбільших компаніях світу, таких як Google, Amazon, Facebook. Що надає їм змогу ментально пристосовуватись до зміни ринку і пропонувати широкий вибір пропозицій звичайним клієнтам та багатофункціональні платформи для реклами різним маркетинговим компаніям.

Можливість використання нейронних мереж та машинного навчання в маркетингу досить широка. Одним з основних етапів підготовки маркетингових кампаній є обробка та класифікація даних про клієнтів, для підбору найбільш релевантних пропозицій. Самей цей етап є одним з ключових, безперечно, сегментація ринку є однією з найважливіших концепцій маркетингу. Насправді, тематичне дослідження Мігроса ілюструє, як фірми можуть будувати нові та винахідливі підходи, що забезпечують велику цінність. A-priori та спеціально розроблений Post-hoc аналіз є одними з найважливіших підходів, які фірма повинна розглянути. Тим не менше, варто звернути увагу на статистичні методи, які є гнучкими та корисними у багатьох різних середовищах бізнесу та даних. Розглянуто деякі нещодавно розроблені методи, що забезпечують дуже потужні інструменти для аналізу сегментації.

Для Post-hoc описового аналізу нові кластерні алгоритми є важливими інструментами пошуку, щоб визначити, чи слід використовувати різні комбінації змінних клієнта для визначення різних сегментів. Ці інструменти можуть забезпечити єдиний спосіб ідентифікації певних типів сегментів клієнтів. Вони також надають нові способи перегляду структури сегментації.

Саме кластерні алгоритми були застосовані в рамках розробки рішення по сегментації клієнтів. Так спочатку продукти, а потім і клієнти були розбиті на кластери, після чого проаналізовані алгоритмами. А завдяки поєднанню різних алгоритмів вдалося підвищити точність, що показує ефективність такої стратегії.

## ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

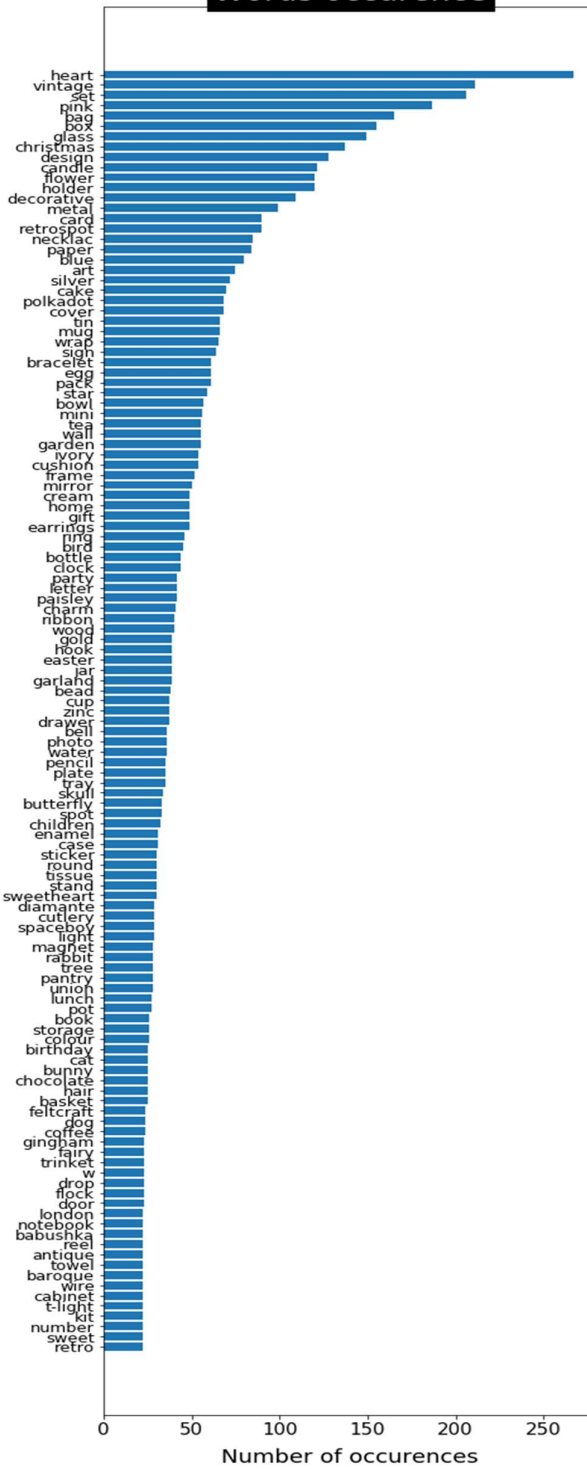
1. Азарнова Т. В. Оптимизация управления рынком труда и занятостью населения в регионе на основе моделей функционально-маркетинговой эффективности и качества: дис. Азарновой Т. В. д-ра техн. наук / Т. В. Азарнова. – Воронеж, 2010.
2. Еванс Дж. Р., Берман Б. Маркетинг. 2002 р.
3. Житарюк М. Г. Реклама і зв'язки з громадськістю: конспект лекцій. Навчальний посібник. Електронне видання. Вінниця, 2015. – 165 с
4. Котлер Філіп. Маркетинг від А до Я. 80 концепцій, які повинен знати кожен менеджер.
5. Лаврова Ю. В. «Маркетинг. Класичні положення і особливості застосування на транспорті: конспект лекцій [для студ. вищ. навч. закл.]» / Ю. В. Лаврова - Харків: Вид-во ХНАДУ, 2012. - 227 с.
6. Новотарський М. А., Нестеренко Б. Б. Штучні нейронні мережі: обчислення. Інститут математики НАН України Київ 2004
7. Регіз Маккена. Marketing is Everything. 1991.
8. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети. Винница : Инверсум-Винница, 1999.
9. Сафронова Н. Б., Коротков А. В. Маркетинговые исследования 2012.
10. Старіков А. Застосування нейронних мереж для задач класифікації.
11. Таранюк Л. М., Мельник Л. Г. Система оцінювання вартості реінжинірингових заходів з використанням нейромережних технологій на підприємстві. Механізм регулювання економіки. 2009. № 3. Т. 1.
12. Храбатин О. І., Яворська Л. В. Маркетинг. Навчальний посібник для учнів/студентів професійних навчальних закладів із спеціальності «Комерційна діяльність». Івано-Франківськ Лілея НВ 2014.

13. Friedman, J.H., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2000). Additive logistic regression: a statistical view of boosting. *Annals of Statistics*, 28, 337-407.
14. Hand, D. (2006). Classifier technology and the illusion of progress. *Statistical Science*, 27, 1-14.
15. Friedman, J.H. (2006). Comment: Classifier technology and the illusion of progress. *Statistical Science*, 21, 15-18.
16. Foody, G.M., & Mathur, A. (2004). A relative evaluation of multiclass Image classification by support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42, 1335-1343
17. Libai, B., Narayandas, D., & Humby, C. (2002). Toward an individual customer profitability model. *Journal of Service Marketing*, 5 (1), 69-76.
18. Friedman, J.H. & Meulman, J.J. (2004). Clustering objects on subsets of attributes. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 66, Part 4, 815-849.
19. DeSarbo, W.S., Oliver, R.L., & Rangaswamy, A. (1989). A simulated annealing methodology for clusterwise linear regression. *Psychometrika*, 54, 707-736.
20. Wedel, M. & Kistemaker, C. (1989). Consumer benefit segmentation using clusterwise linear regression. *International Journal of Research in Marketing*, 6, 45-59.
21. Wedel, M. & Kistemaker, C. (1989). A clusterwise regression method for simultaneous fuzzy market structuring and benefit segmentation. *Journal of Marketing Research*, 28, (November) 385-96
22. DeSarbo, W. S. & Grisaffe, D. (1998). Combinational optimization approaches to constrained market segmentation: an application to industrial market segmentation. *Marketing Letters*, 9 (2), 115-134.
23. Brusco, M. J., Cradit, J.D., & Tashchian, A. (2003). Multicriterion clusterwise regression for joint segmentation settings: an application to customer value. *Journal of Marketing Research*, 40, 225-234.

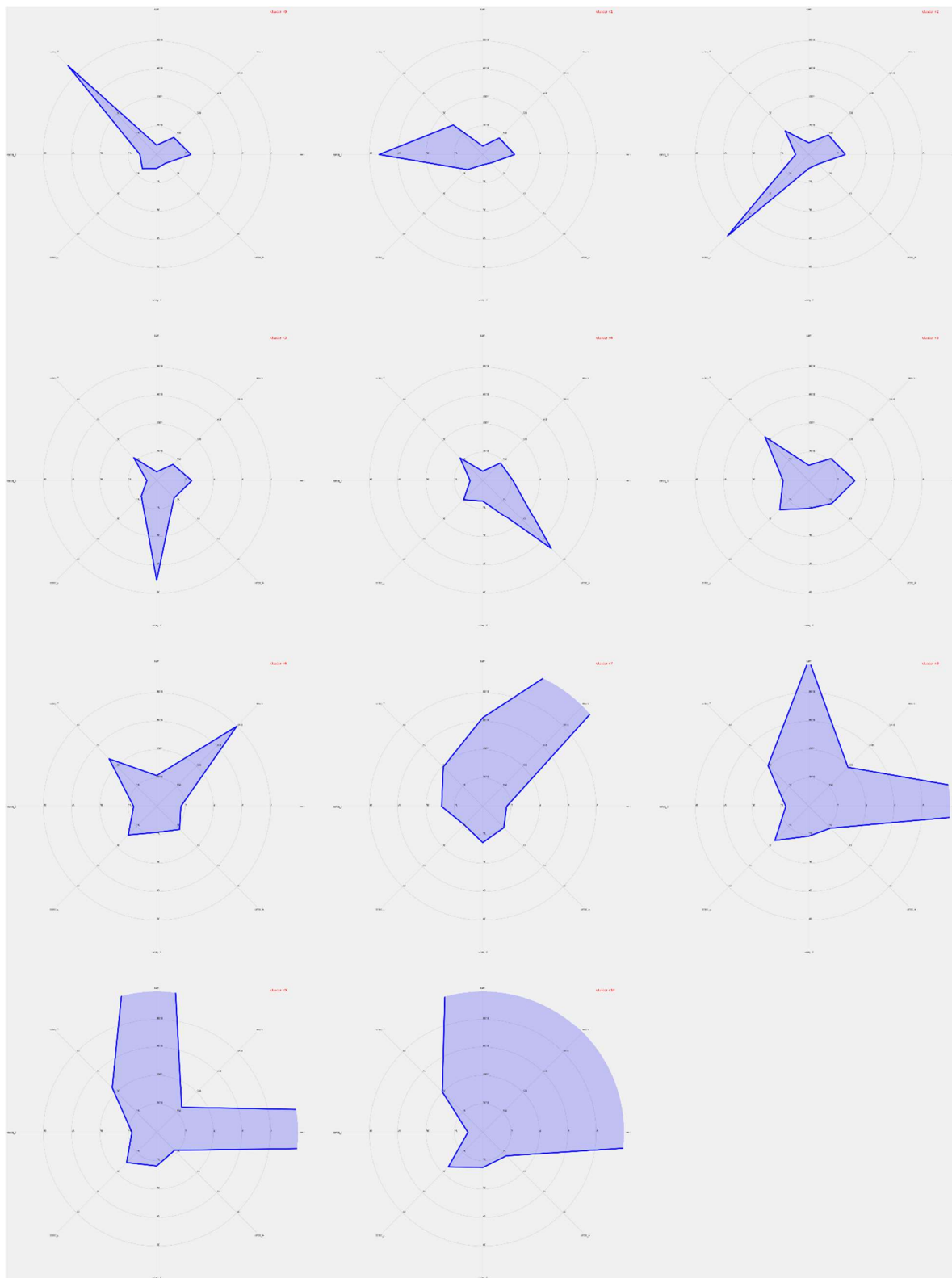
24. Magidson, J. (1992). Chi-squared analysis of a scalable dependent variable. Proceeding of the 1992 Annual Meeting of the American Statistical Association, Section on Statistical Education.
25. Verhoef, P.C., Spring, P.N., Hoekstra, J.C. & Leeflang, P.S.H. (2002). The commercial use of segmentation and predictive modeling techniques for database marketing in the Netherlands. *Decision Support Systems*, 34, 471-481.
26. Vermunt, J.K. & Magidson, J. (2005). *Technical Guide for Latent GOLD 4.0: Basic and Advanced*. Belmont, MA: Statistical Innovations Inc.
27. Chaney, P., Cooil, B. & Jeter, D. (2006). A classification of firms based on earnings attributes. Unpublished manuscript, available at SSRN: <http://ssrn.com>.
28. Green, P. & Krieger, A. (1991). Segmenting markets with conjoint analysis. *Journal of Marketing*, 55, 20-31.

# Додаток А

## Words occurrence



# Додаток Б



## Додаток В



ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ

НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ  
ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

КАФЕДРА ІНЖЕНЕРІЇ ПРОГРАМНОГО  
ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ



# ДОСЛІДЖЕННЯ ТА РОЗРОБКА НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ МАРКЕТИНГОВИХ КОМПАНІЙ

**Студентка:** Старостюк Денис Вікторович, ПДМ-61

**Науковий керівник:** к.т.н., доц., Щербина Ірина  
Сергіївна

Київ-2021

## АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ

**Проблема:** ріст даних маркетинговій сфері.

**Вирішення:** використання систем, для обробки великих обсягів даних, зокрема на етапі сегментації.

**Об'єкт дослідження:** маркетингові кампанії та інструменти при їх використанні.

**Предмет роботи:** нейронна мережа для сегментації клієнтів маркетингової кампанії.

**Мета:** оптимізація використання ресурсів на маркетингову кампанію та підвищення релевантності маркетингових пропозицій та кампаній.

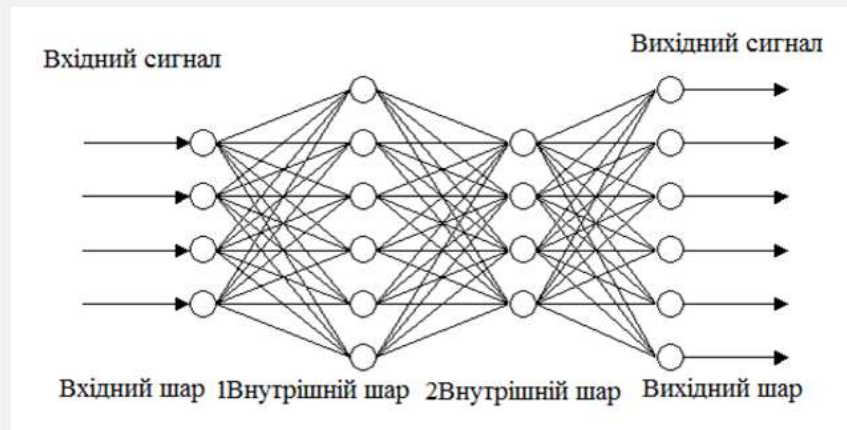
**Завдання:** розробка нейронної мережі, що допомагає групувати та класифікувати клієнтів на основі вхідних даних.



# МАРКЕТИНГ. ОСНОВНІ ПОНЯТТЯ. КОМПЛЕКС МАРКЕТИНГОВИХ РІШЕНЬ



## НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ. ОСНОВИ



4

## ІСНУЮЧЕ ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

Логотип та назва	Недоліки	Переваги
	<p><u>CleverTap</u></p> <p>Висока ціна, аналітика користувачів працює не бездоганно</p>	<p>Це комплексне рішення, яке забезпечує поєднання аналітичних функцій із надійними інструментами автоматизації, які допомагають зрозуміти дії клієнта та створювати кампанії</p>
	<p><u>Mixpanel</u></p> <p>Проблеми при інтеграції з окремими платформами, обмежений функціонал</p>	<p>Швидкість, інтеграція з веб-платформами</p>
	<p><u>AppsFlyer</u></p> <p>Працює лише на мобільних платформах, незручні звіти щодо аналітик, дороговизна</p>	<p>Зручний інтерфейс, добре розпізнає фейкові дані, простий у використанні, дороговизна</p>

5

## СЕГМЕНТАЦІЯ. ОСНОВНІ АЛГОРИТМИ

- Кластерний аналіз(Прогнозова кластеризація)  $c(S_k) = \sum_{k=1}^K (y^{(k)} - z^{(k)} b^k)' (y^{(k)} - z^{(k)} b^k)$ ,
- Сегментація на основі прихованих класів(Кластерні моделі прихованих класів, класифікація імовірностей)
- Сегментація на основі контрольної класифікації

$$\frac{[PX=k]}{1-P[X=k]} = z_i^{(k)} b^{(k)}$$

$$[PX_i = k] = \exp(z_i^{(k)} b^{(k)}) / \sum_{l=1}^K \exp(z_i^{(l)} b^{(l)})$$

6

## ОБРОБКА ВХІДНИХ ДАНИХ

Призначення	Формула
РСА	$cov(X_i, X_j) = E[(X_i - \mu_i)(X_j - \mu_j)] = E[X_i X_j] - \mu_i \mu_j$
Силуетна оцінка	$(B - A) / \max(A, B)$
K-means	$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} (x_j - \mu_i)^2$

7

## ЕТАПИ РОЗРОБКИ РІШЕННЯ



8

## РЕЗУЛЬТАТИ ТЕСТУВАНЬ

Метод	Точність, %
Support Vector Machine	62.92
Logostic Regression	72.68
k-Nearest Neighbors	67.78
Decision Tree	73.27
Random Forest	75.93
Gradient Boosting	76.05
Random Forest, Gradient Boosting та k-Nearest Neighbors	76.83

9

## ЗАСОБИ ДЛЯ РОЗРОБКИ ПЗ



30

## ВИСНОВКИ

- Проаналізовано інструменти сучасного маркетингу та наявність машинного навчання в їх функціоналі.
- Проаналізовано існуючі моделі та методи сегментації, направлені на вирішення аналогічних проблем
- Вибрані існуючі моделі та класифікатори, які найбільше відповідають завданню роботи. Моделі вдосконалені в бік сегментації клієнтів.
- Описаний алгоритм та принципи роботи створеної моделі.
- В основі принципів проектування системи додатку використані широкоживані технології та бібліотеки.
- Розглянута доцільність та перспективи використання розробленого рішення.

31

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!