

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЗАПОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Інженерний навчально-науковий інститут ім. Ю.М. Потебні
Кафедра інформаційної економіки, підприємництва та фінансів

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

НА ТЕМУ: МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ ТА МОДЕЛІ УПРАВЛІННЯ
ІНТЕРНЕТ-МАРКЕТИНГОМ KLIONGROUP

другий (магістерський)
(рівень вищої освіти)

Виконала: студентка 2 курсу, групи 8.0512-іе-з-дн
спеціальності 051 Економіка

(шифр і назва спеціальності)

освітньої програми Інформаційна економіка

(назва освітньої програми)

Шилова Юлія Дмитрівна

(ініціали та прізвище)

Керівник доцент кафедри інформаційної економіки,
підприємництва та фінансів, доц., к.е.н.

Мержинський Є.К.

(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)

Рецензент

(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)

Запоріжжя

2024

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЗАПОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНЖЕНЕРНИЙ НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ
ІНСТИТУТ ім. Ю.М. ПОТЕБНІ**

Кафедра Інформаційної економіки, підприємництва та фінансів

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 051 Економіка
(код та назва)

Освітня програма Інформаційна економіка
(код та назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри інформаційної економіки, підприємництва та фінансів, д-р екон. наук, проф.

_____ Шапуров О.О..
(підпис)

“ _____ ” _____ 202_ р.

**З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТОВІ**

_____ Шилова Юлія Дмитрівна

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи (проекту) Математичні методи та моделі управління інтернет-маркетингом KlionGroup

керівник роботи Мержинський Євгеній Костянтинович, к.е.н., доцент
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом ЗНУ від від «01» травня 2023 року № 633-с

2. Строк подання студентом роботи 25 лютого 2024 року

3. Вихідні дані до роботи аналітичні показники маркетингової діяльності Klion Group, дані Google Analytics web-ресурса компанії Klion Group.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) 1) провести аналіз процесу формування та реалізації стратегії інтернет-маркетингу; 2) розробити структурно-логічну модель управління інтернет-маркетингом; 3) сформулювати математичні модель прогнозування OCEAN-параметрів; 4) запропонувати інтернет-маркетингові стратегії на основі рекламних профілів компанії Klion Group; 5) провести моделювання формування рекламних преференцій та прогнозування OCEAN-параметрів для Klion Group.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень) Класифікація задач Data Science, Етапи формування стратегії управління інтернет-маркетингом, Інструментарій Data Science розробки стратегії управління інтернет-маркетингом, Структурно-логічна модель управління інтернет-маркетингом, Типи реклами в управлінні інтернет-маркетингом.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1	доцент, к.е.н. кафедри інформаційної економіки, підприємництва та фінансів Мержинський Є.К.	09.10	25.10
2	доцент, к.е.н. кафедри інформаційної економіки, підприємництва та фінансів Мержинський Є.К.	25.10	29.11
3	доцент, к.е.н. кафедри інформаційної економіки, підприємництва та фінансів Мержинський Є.К.	29.11	15.01

7. Дата видачі завдання _____ 09.10.2023 _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Призначення наукових керівників. Затвердження тем дипломних робіт	01.05.2023	
2	Напрацювання теоретичного матеріалу: дослідження сутності об'єкту та предмету дослідження, критичний аналіз існуючих методологічних засад, вибір та обґрунтування напрямку проведення дослідження	01.09.2023	
3	Апробація результатів на Міжнародних та Всеукраїнських конференціях	Протягом навчального року	
4	Розробка інформаційної моделі забезпечення основних елементів концептуального підходу.	01.11.2023	
5	Збір та систематизація статистичного та нормативного матеріалу дослідження.	15.12.2023	
6	Узагальнення отриманих результатів. Оформлення роботи	30.12.2023	
7	Надання роботи та автореферату до рецензії. Нормоконтроль	25.02.2024	
8	Прилюдний захист дипломної роботи на засіданні ЕК	07.03.2024	

Студент _____
(підпис)

Ю.Д. Шилова _____
(ініціали та прізвище)

Керівник роботи _____
(підпис)

Є.К. Мержинський _____
(ініціали та прізвище)

Нормоконтроль пройдено

Нормоконтролер _____
(підпис)

_____ (ініціали та прізвище)

РЕФЕРАТ

Шилова Ю. Д. Кваліфікаційна робота магістра «Математичні методи та моделі управління інтернет-маркетингом KlionGroup»: 76 сторінок, 17 таблиць, 17 рисунків, 41 джерела літератури.

Ключові слова: ІНТЕРНЕТ-МАРКЕТИНГ, DATA SCIENCE, МОДЕЛЮВАННЯ, OCEAN МОДЕЛЬ.

В роботі вирішено актуальну проблему підвищення ефективності управління інтернет-маркетингом для обґрунтування стратегії розвитку компанії. На прикладі компанії KlionGroup було удосконалено методологічний підхід до формування рекламних переваг споживачів на базі OCEAN-параметрів, що надають змогу демонструвати кожному клієнту індивідуальний тип реклами.

ABSTRACT

Shilova Y. Master's qualifying paper «Mathematical Methods and Managing Models for Klion Group's Internet Marketing»: 76 pages, 17 figures, 17 tables 41 references, supplements.

Key words: INTERNET MARKETING, DATA SCIENCE, MODELING, OCEAN MODEL.

The work addresses the current scientific problem of improving enterprise business process management through the use of Social Media (SM) marketing tools. This ensures the effective transition of the enterprise to the utilization of SM marketing as a comprehensive system and its implementation through social networks, including the integration of specific business processes into social networks (customer service and technical support).

ЗМІСТ

ВСТУП	6
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНИЙ ОГЛЯД ПІДХОДІВ ДО УПРАВЛІННЯ ІНТЕРНЕТ-МАРКЕТИНГОМ	9
1.1. Сучасний стан та перспективи розвитку інтернет-маркетингу	9
1.2. Теоретичний огляд технологій інтернет-маркетингу в інформаційній політиці компанії Klion Group	15
1.3. Теоретичні основи застосування інструментарію Data Science в управлінні маркетинговою діяльністю підприємств	21
Висновки до розділу 1	25
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ТА МОДЕЛІ УПРАВЛІННЯ ІНТЕРНЕТ-МАРКЕТИНГОМ	27
2.1. Структурно-логічна модель управління інтернет-маркетингом	27
2.2. Математична модель формування рекламних преференцій та прогнозування OCEAN-параметрів	33
2.3. Розробка нейронної мережі для формування маркетингових рекомендацій на основі візуального контенту	45
Висновки до розділу 2	51
РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ СТРУКТУРНО-ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ МОДЕЛІ УПРАВЛІННЯ ІНТЕРНЕТ-МАРКЕТИНГОМ KLIONGROUP	52
3.1. Моделювання формування рекламних преференцій та прогнозування OCEAN-параметрів для Klion Group	52
3.2. Моделювання OCEAN-параметрів на основі даних про транзакції і зразків покупок Klion Group	60
3.3. Розробка маркетингової стратегії на основі рекламних профілів компанії Klion Group	67
Висновки до розділу 3	71
ВИСНОВКИ	72
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	75

ВСТУП

Постійне зростання доступу до Інтернету і його вплив на інформатизацію економіки та медіапростір стає все більш очевидним. Інформатизація бізнес-процесів має значний вплив на підприємства, розширюючи їхні можливості отримання інформації і покращуючи взаємодію з зацікавленими сторонами. Ці зміни також перекладаються на маркетинг, оскільки старі методи втрачають свою ефективність перед новими, спрямованими на онлайн-аудиторію. Світовий онлайн-ринок має значні темпи приросту і сягає розміру у 25% в 2021 році (7,4% у 2015р.), що демонструє популярність онлайн-продажів та їх зростання з часом, навіть під впливом складних умов нашої країни, таких як повномасштабна війна, пандемія та економічні турбулентності.

Проблеми моделювання ринкового попиту та пропозиції, а також маркетингової діяльності підприємств досліджено у працях вітчизняних науковців: В. Вітлінського, П. Григорука, В. Заруби, Т. Клебанової, І. Лук'яненко, А. Матвійчука, Т. Меркулової, М. Негрей, Л. Сергєєвої, С. Рамазанова, О. Черняка та ін. Суттєвий внесок у дослідження цифрового та інтернет-маркетингу зробили такі українські вчені як: В. Барабанова, С. Гаркавенко, С. Ілляшенко, Т. Окландер, В. Рубан та ін.

Незважаючи на широке дослідження теми з боку визнаних зарубіжних та українських вчених у методологічних, теоретичних та практичних аспектах, існує кілька невирішених питань. Зокрема, важливо розширити знання в області сучасних математичних методів та моделей інтернет-маркетингу, які ґрунтуються на використанні інструментів Data Science.

Актуальність, значимість та складність окреслених проблем, недостатній рівень їх теоретичного та емпіричного дослідження зумовили вибір теми кваліфікаційної роботи, її мети, завдання, об'єкта та предмета дослідження.

Об'єктом дослідження є процеси дослідження та впровадження математичних методів та моделей управління інтернет-маркетингом KlionGroup.

Предметом дослідження є математичні методи та моделі управління інтернет-маркетингом та інструментарій Data Science моделювання стратегії інтернет-маркетинга.

Метою дослідження є підвищення ефективності управління інтернет-маркетингом KlionGroup для обґрунтування стратегії розвитку з використанням математичного моделювання.

Для досягнення цієї мети поставлено та вирішено такі завдання:

- 1) провести аналіз процесу формування та реалізації стратегії інтернет-маркетингу;
- 2) розробити структурно-логічну модель управління інтернет-маркетингом;
- 3) сформувати математичні модель прогнозування OCEAN-параметрів;
- 4) запропонувати інтернет-маркетингові стратегії на основі рекламних профілів компанії Klion Group;
- 5) провести моделювання формування рекламних переваг та прогнозування OCEAN-параметрів для Klion Group.

Методи дослідження. Для вирішення поставлених завдань в кваліфікаційній роботі використано загальнонаукові методи дослідження, фундаментальні положення економічної теорії та методи економіко-математичного моделювання на підставі алгоритмів керованого та некерованого навчання, зокрема, нейронні мережі, лінійна регресія, ансамблювання для побудови моделей машинного навчання та алгоритми факторизації для побудови рекомендаційних систем.

Наукова новизна одержаних результатів. У кваліфікаційній роботі вирішено актуальну наукову проблему підвищення ефективності управління

інтернет-маркетингом для обґрунтування стратегії розвитку компанії. Найбільш суттєві наукові результати полягають у такому:

дістала подальшого розвитку:

структурно-логічна модель управління інтернет-маркетингом, заснована на використанні інструментарію економіко-математичного моделювання та Data Science, що підвищує ефективність аналізу конкурентного оточення, профілю цільової аудиторії, контент-стратегії та просування продукції в інтернеті;

удосконалено:

методологічний підхід до формування рекламних преференцій споживачів на базі OCEAN-параметрів, що надають змогу демонструвати кожному клієнту індивідуальний тип реклами.

Практичне та теоретичне значення дослідження полягає в тому, що запропонований підхід до моделювання OCEAN-параметрів на основі даних про транзакції і зразків покупок дозволяє здійснювати управління інтернет-маркетингом на якісно новому рівні.

Структура та обсяг кваліфікаційної роботи. Магістерська робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних літературних джерел. Загальний обсяг роботи - 76 сторінок, 17 таблиць, 17 рисунків, 41 джерело літератури.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНИЙ ОГЛЯД ПІДХОДІВ ДО УПРАВЛІННЯ ІНТЕРНЕТ-МАРКЕТИНГОМ

1.1. Сучасний стан та перспективи розвитку інтернет-маркетингу

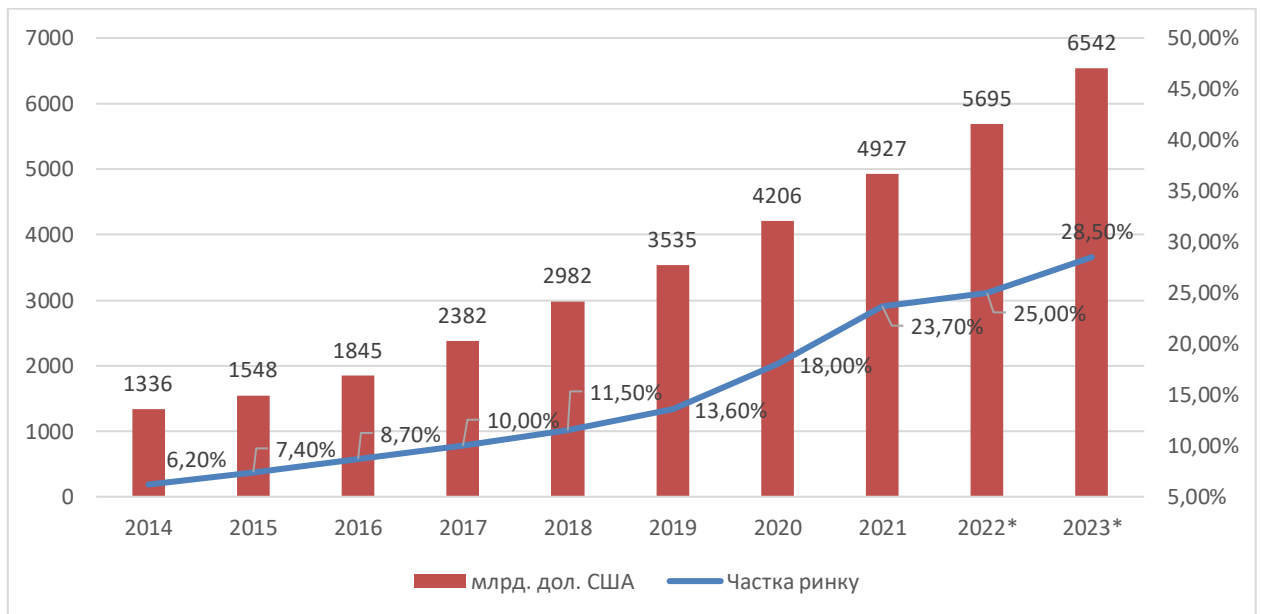
Сучасний світ характеризується стрімкими змінами, активним розвитком технологій та значним ступенем невизначеності. Продукти інтелектуальної діяльності стають основними в інформаційній економіці. ІТ-технології виступають ключовим інструментом для розробки маркетингової стратегії та сприяють прямому зв'язку з усіма учасниками ринку, що збільшує конкуренцію. Ринок пропонує широкий асортимент товарів та послуг, а споживачі легко отримують до них доступ, що спричиняє значну різноманітність цін. Все це ставить високі вимоги до сучасного маркетингу [1].

Для успіху на сучасному ринку маркетологам необхідно вміло обирати стратегії, налагоджувати контакти з покупцями, використовувати передові інструменти та технології маркетингу, а також бути завжди на крок попереду конкурентів. Сучасний маркетинг впливає не лише на функції, а й на підходи до бізнесу. Висококонкурентне середовище вимагає, щоб компанії використовували взаємопов'язані маркетингові інструменти з комплексним підходом [2].

Протягом 2014-2022 років обсяг світового онлайн-ринку продажів зріс майже в п'ять разів: з 1,336 трильйона доларів до 6,542 трильйона доларів США (2022-2023 рік – прогнозне значення). Динаміка онлайн-ринку та його частка в загальному обсязі представлені на рис. 1.1.

Прискорене зростання ринку зумовлене зростанням кількості активних користувачів і збільшенням їх досвіду покупок онлайн та інвестиціями найбільших гравців ринку в розвиток інфраструктури та рекламу. Особливим для інтернет-продажів став 2020 рік: зростання частки

онлайн-ринку до 18% перевищило прогноз, який передбачав зростання лише до 14,6%. Даний прогноз був побудований компанією eMarketer, яка досліджує цифровий маркетинг та онлайн-ринок. Причиною цього, в першу чергу, стала пандемія COVID-19 та карантинні заходи, які обмежили можливість повноцінного функціонування офлайн-ринків і сприяли активізації онлайн продажів.



* 2022-2023 роки – прогнозні значення

Рис. 1.1. Динаміка онлайн-продажів у світі (2014-2023 рр.)

Джерело: Побудовано автором

Комплексний підхід до маркетингу передбачає розгляд маркетингових дій як системи, що сприяє збільшенню ефективності зусиль у цій сфері. Ф. Котлер запропонував модель marketing-mix "4P" яка стала основою для сучасних маркетингових концепцій [3]. Сьогодні існує декілька моделей, які є основою для маркетингових систем, зокрема, концепція marketing-mix "5P", модель "7P" та "4C".

Концепція marketing-mix "5P" включає наступні елементи:

«Product включає розробку продукції і послуг, упаковки, формування брендингу, неймінгу та іміджу компанії (товарний маркетинг); - Price спрямований на визначення рівня цін, формування цінової політики, розробку механізму цінової взаємодії із покупцями та конкурентами, а також

цінових методів стимулювання збуту (ціновий маркетинг); - Place забезпечує вибір місця і часу продажу, аналіз руху товару і дистрибуції, оптимізацію каналів збуту, організацію зберігання і транспортування товару (збутовий маркетинг); - Promotion формує систему інформування потенційних клієнтів, забезпечення лояльності клієнтів, створення позитивної думки про товари, послуги і компанію та стимулювання збуту (маркетинг комунікацій); - People створює систему взаємодії між виробниками, продавцями, постачальниками і покупцями, формування кадрової політики компанії, формування потенційних клієнтів (маркетинг відносин). Як напрямок маркетингової діяльності даний елемент з'явився відносно недавно в якості доповнення до існуючої концепції "4P"» [4].

«Модель "5P" було вдосконалено і доповнено новими елементами, в результаті чого створено модель "7P". Нові елементи моделі [4]: - Process – процеси надання послуг; - Physical evidence – фізичні характеристики. Ще однією моделлю комплексного маркетингового підходу є модель "4C", центральним моментом якої є споживач. Основними елементами моделі є: - Customer value needs and wants – цінності, потреби і запити споживача; - Cost – витрати для споживача; - Convenience – доступність (зручність) для споживача; - Communication – комунікації зі споживачем. На розвиток маркетингу впливають багато елементів зовнішнього середовища: розвиток економіки, технології, інновації, зміна клімату, пандемії тощо» [5].

В сучасному маркетингу спостерігається нова технологічна тенденція - розвиток інноваційних комунікаційних засобів, які дозволяють встановлювати близькі контакти з клієнтами, збільшувати обсяги зберігання даних і прискорювати обчислення для аналізу інформації про клієнтів. В результаті цих процесів значно зростає обсяг Big Data - великих наборів даних про клієнтів.

Інтернет, зокрема мобільні телефони, значно розширюють можливості стеження за поведінкою клієнтів онлайн. Використання файлів cookies дозволяє компаніям таємно відстежувати дії клієнтів в мережі Інтернет з

врахуванням їхньої приватності. Це дає змогу здійснювати більш персоналізовану рекламу. Наприклад, Facebook став об'єктом критики через збір даних з соціальної мережі та інших додатків для смартфонів [6].

Розвиток застосування та обробки великих обсягів даних та прогрес у технологіях сприяли застосуванню Data Science в економіці в цілому, включаючи бізнес-процеси у маркетингу. На сьогоднішній день маркетинг широко використовує алгоритми та технології Data Science для персоналізованої реклами, цілеспрямованих акцій, аналізу персональних даних клієнтів та їх сегментації в реальному часі, аналізу настроїв аудиторії, інтелектуального обслуговування клієнтів тощо. Незважаючи на те, що Data Science в маркетингу є відносно новою технологією, зміни вже є суттєвими, а в майбутньому передбачається подальше зростання його впливу. Це вимагатиме розробки більш вдосконалених алгоритмів і удосконалення бізнес-процесів із залученням широкого спектру статистичних і інформаційних інструментів, машинного навчання і нейронних мереж.

Соціальні мережі стали важливими маркетинговими платформами.

Кількість користувачів соціальних мереж активно зростає (табл. 1.1), що створює для компаній нові можливості для спілкування з клієнтами.

Таблиця 1.1

Кількість щомісячних активних користувачів найпопулярніших платформ соціальних мереж

Соціальна мережа	Кількість користувачів	Соціальна мережа	Кількість користувачів	Соціальна мережа	Кількість користувачів
Facebook	2.37 млрд	WeChat	1 млрд	LinkedIn	303 млн
YouTube	2 млрд	Qzone	572 млн	Snapchat	301 млн
WhatsApp	1.5 млрд	Tumblr	371 млн	Skype	300 млн
Messenger	1.3 млрд	Twitter	330 млн	Pinterest	291 млн
Instagram	1 млрд	Reddit	330 млн	Line	217 млн

Джерело: Побудовано на основі <https://www.appupie.com>

Використання соціальних мереж у маркетингу надає компаніям значних переваг: збільшення аудиторії, покращення зв'язку з клієнтами,

збільшення відвідуваності web-сайту, підвищення значення бренду, генерація більшої кількості потенційних клієнтів та збільшення попиту і доходу.

На сьогоднішній час відсутність компанії в соціальних мережах призводить до неефективних маркетингових стратегій. Тож можна констатувати, що соціальні мережі виступають вагомим елементом у бізнес-процесах маркетингу будь-якої компанії та покращують позиції бізнесу в конкурентному середовищі.

Інтернет-маркетинг представляє собою загальний термін, що охоплює стратегії просування продуктів та послуг у web-просторі. Завдяки новизні цієї тематики і різноманітності підходів, поняття інтернет-маркетингу наразі ще не має чіткого визначення.

Наприклад, Ф. Котлер та Г. Армстронг визначають інтернет-маркетинг як сукупність зусиль на ринку товарів та послуг з метою побудови стосунків з клієнтами через використання інтернет-інструментів [5].

Ф. Котлер розглядає інтернет-маркетинг як комплексний підхід до реклами в мережі з метою отримання зворотного зв'язку від клієнтів. Цей підхід охоплює творчі та технічні аспекти роботи в інтернеті, такі як дизайн, розробка, А/Б тестування, реклама і маркетинг [5].

Д. Рейпорт та Б. Джаворські розглядають інтернет-маркетинг як діяльність, що базується на електронних технологіях і сприяє обміну інформацією як всередині, так і між організаціями [7].

П. Сміт та Д. Чаффі характеризують інтернет-маркетинг як досягнення маркетингових цілей за допомогою цифрових технологій [8].

Згідно з поглядами Страуса Д. та Фроста Р., інтернет-маркетинг полягає в використанні електронних даних для планування та реалізації концепції просування ідей, товарів і послуг з метою обміну, який задовольняє індивідуальні та організаційні потреби [9].

На наш погляд, інтернет-маркетинг є комплексом маркетингових цінностей, контенту, стратегій та ресурсів, що ефективно застосовуються в онлайн-середовищі для забезпечення активного взаємодії зі споживачами,

створення, аналізу та утримання цільової аудиторії та досягнення конкурентних переваг з метою повного задоволення потреб клієнтів та отримання стабільного доходу.

Бізнес активно використовує інтернет-маркетинг для просування бренду, здійснення досліджень та залучення уваги аудиторії. Такий підхід до управління маркетингом, дозволяє ефективно ідентифікувати цільовий ринок, з'ясувати потреби клієнтів і особливості маркетингових сегментів, а також побудувати довгострокові відносини з клієнтами. Інтернет-маркетинг та традиційний маркетинг мають свої переваги та недоліки.

Переваги інтернет-маркетингу:

- Можливість орієнтуватися на різноманітні аудиторії - як на локальному, так і міжнародному рівні, враховуючи різні демографічні групи населення.

- Клієнти реалізують вибір щодо способів отримання реклами: YouTube, web-сайти, соціальні мережі, e-mail та інше.

- Пряма взаємодія з цільовою аудиторією через соціальні мережі.

- Відносна економічність та ефективність реклами в інтернет-маркетингу.

- Легкість аналізу результатів рекламних кампаній завдяки інструментам, таким як Google Analytics та інші статистичні інструменти.

- Можливість невеликим компаніям конкурувати з лідерами ринку та швидко розвивати свій бренд.

- Потенціал вірусного поширення реклами.

Недоліки інтернет-маркетингу:

- Недостатнє покриття Інтернету у деяких регіонах.

- Не всі вікові категорії користуються Інтернетом.

В цілому, можна констатувати, що інтернет-маркетинг постійно набирає популярності і з кожним роком зростає. В майбутньому він може стати основним маркетинговим інструментом, що замінить традиційні підходи.

1.2. Теоретичний огляд технологій інтернет-маркетингу в інформаційній політиці компанії Klion Group.

Застосування інформаційних систем в компаніях — це необхідний крок для підтримки сучасного розвитку: їх впровадження має великий вплив на безперервне і стабільне функціонування підприємства як важливий допоміжний фактор для вдосконалення багатьох галузей і сприяє подальшому розвитку будь-якого підприємства чи установи. Систематичний моніторинг інформації дозволяє підприємствам залишатися в динамічному ринковому просторі, спостерігати за змінами на ринку, реакцією споживачів, стежити за діяльністю конкурентів та інтегрувати нові технології управління бізнес-процесами та інші інновації.

Сьогодні успішність управління та розвиток бізнесу неможливі без використання сучасних інформаційно-комунікаційних технологій, зокрема інтернет-маркетингу. Для обґрунтування доцільності впровадження певних програм варто використовувати різні елементи маркетингового комплексу, які спрямовані на досягнення бажаного впливу на поведінку покупця. Одним із напрямків успішного застосування інтернет-маркетингу є співпраця маркетингологів та комунікаторів web-сайту підприємства в розробці та формуванні інформаційної політики підприємства. Це допомагає здійснювати бажаний вплив на ринок збуту та ефективно реалізовувати товари та послуги.

Дієвість та переконливість реклами можуть бути оцінені за такими характеристиками: доводи, що стосуються придбання товару, мають ґрунтуватися на важливих для покупця властивостях; об'єктивність тверджень засновується на фактичній інформації, незалежній від суб'єктивних факторів. Об'єктивна інформація в рекламі визначає вартість товару, тоді як суб'єктивні фактори можуть включати компактність, колір, вагу та інші аспекти. Достатня кількість обґрунтованих доводів переконує споживача в необхідності придбати товар чи послугу.

Людина зазвичай зосереджує увагу на подіях, здатних викликати емоції, тому одним з дієвих засобів реклами вважається її емоційний вплив на споживача.

Мабуть, найбільш переконливими доказами є приклади із власного досвіду, де автор працює в управлінні. Створивши — у числі перших — на бізнес-ринку Запоріжжя власний web-ресурс компанії Klion Group (<https://kliongroup.com>), ми переконалися у дієвості та ефективності цього кроку. Слідкуючи за контентом, кількістю відвідувань сторінок, фіксуючи зворотний зв'язок зі споживачами, побачили, що модернізація дизайну web-ресурсу компанії збільшила перегляди в 3–4,5 рази (рис. 1.2).

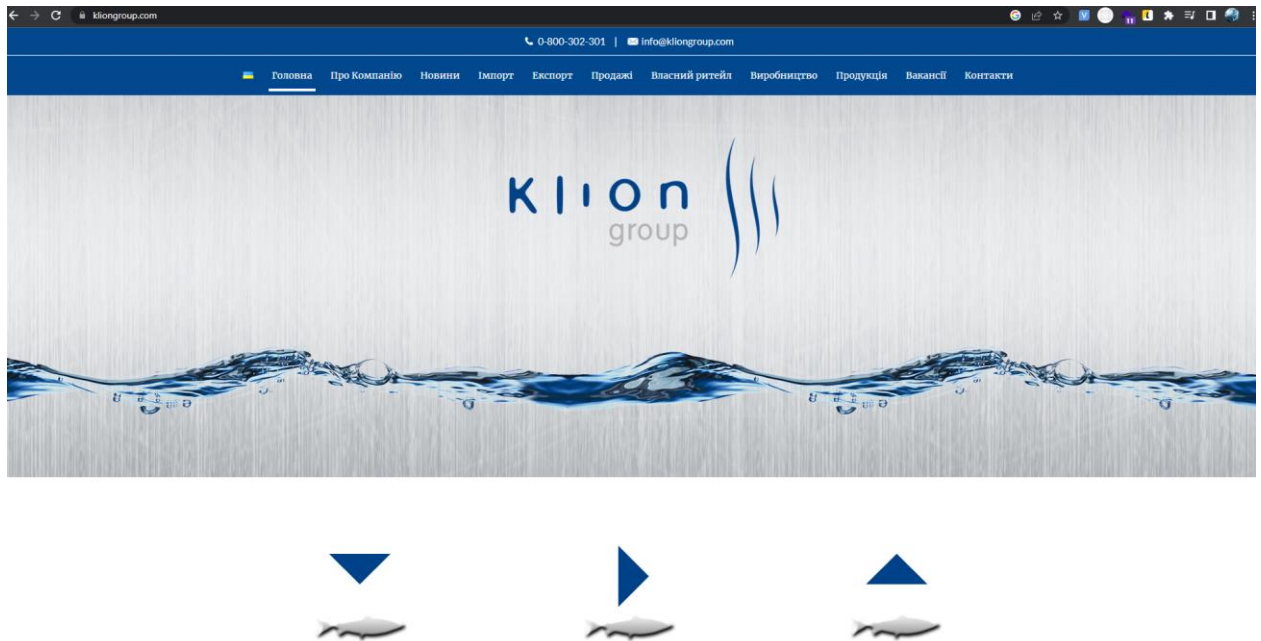


Рис. 1.2. Дизайн головної сторінки компанії Klion Group

Елементи професійно, якісно й грамотно оформленого рекламного оголошення привертають увагу, інформують та формують основне враження у споживача про властивості продукту чи послуги.

Для оптимізації роботи web-ресурсу компанія Klion Group проводить певні технічні заходи, спрямовані на збільшення швидкості відкриття сторінок інтернет-ресурсу та нового онлайн-сервісу. У майбутньому, офіційний сайт компанії Klion Group планує вдосконалити та підвищити якість наданих послуг та створити більш корисну та відкриту інформаційну платформу. Розробники інформаційної політики компанії Klion Group

враховують основні критерії оцінювання комунікаційної ефективності сайтів та web-ресурсів, оскільки це має значний вплив на продуктивний розвиток компанії і повністю відповідає меті створення інтернет-ресурсу.

Важливою є якість розробки веб-сторінки Klion Group, оскільки вона визначає рівень просування web-ресурсу в мережі Інтернет. Це гарантує успішне функціонування ресурсу та вмотивовує його характеристики, обумовлені специфікою електронного середовища.

Використання технологій інтернет-маркетингу позитивно впливає на реалізацію товарів та послуг компанії, сприяючи ефективній комунікаційній діяльності засобами Інтернет. Інструменти інтернет-маркетингу допомагають забезпечувати постійний зв'язок зі споживачами послуг, визначають характер функціонування web-ресурсів організації та підвищують рівень взаємодії з реальними та потенційними клієнтами. Для забезпечення авторитетності та стабільності web-ресурсу Klion Group, важливо, щоб інформація відповідала заявленій тематиці, була якісною, унікальною та автентичною.

Система управління гарантує зручність роботи інтернет-ресурсу компанії та його оформлення, залучаючи якомога більше відвідувачів сайту, що відповідає його масштабності та контентній цінності завдяки обслуговуванню великої кількості споживачів послуг. Постійне вдосконалення інтернет-ресурсів, ефективні методи розробки сайтів, зворотний зв'язок з цільовою аудиторією та використання онлайн-платформ є важливими у розробці та функціонуванні web-сторінок.

Стратегія розвитку інформаційної політики Klion Group передбачає не лише врахування характеристик продуктів та послуг, що виробляються, але й адекватне сприйняття цих характеристик споживачем. Це допомагає зрозуміти ставлення споживачів та клієнтів до інформації, розміщеної на web-сторінці, і забезпечує ефективну рекламу та зв'язки із громадськістю.

Серед технологій інтернет-маркетингу, які застосовує у своїй діяльності компанія Klion Group, розрізняють такі: діагностика web-ресурсів, Google Analytics, SEM (Search Engine Marketing) та SMM (Social Media

Marketing), які досліджують етапи управління інформаційною політикою та допомагають виявити можливості подальшого розширення ринку збуту продукції компанії. Сучасна інформаційна політика Klion Group формується завдяки використанню інтернет-технологій, а її успіх залежить від постійного аналізу web-ресурсу та ресурсів конкурентів. Аналіз існуючої інформаційної політики в компанії, показує недостатнє застосування інструментарію Data Science.

Ефективна інформаційна політика компанії залежить від якості його web-сторінки — головного джерела презентації товарів та послуг користувачам. Сайт компанії повинен чітко та детально представляти необхідну інформацію про компанію та її продукцію, щоб залучити якнайбільше споживачів і клієнтів, підсилити свої позиції на ринку послуг. З простої візитівки, де були представлені основні відомості про компанію, web-сторінка перетворюється на цінний та корисний інформаційний ресурс. Без координованої діяльності існування такого ресурсу, розвиток виробничих можливостей, отримання прибутку та реалізація товарів та послуг стає ускладненим.

Постійне вдосконалення та розвиток web-сторінки підприємства здійснюються завдяки використанню технологій та сервісів інтернет-маркетингу. Вони допомагають просувати сайт, залучати цільову аудиторію, а також вимірювати та аналізувати результати діяльності ресурсу. Інтернет-маркетинг сприяє підвищенню взаємодії зі споживачами та вдосконаленню взаємин між компанією і клієнтами, що сприяє досягненню успіху на ринку послуг.

Google Analytics є багатофункціональним сервісом, який використовується для оцінювання відвідувань аудиторією сайтів або додатків. Цей сервіс дозволяє диференціювати аудиторію з метою залучення потенційних споживачів послуг і товарів. Він забезпечує збір даних про час, який споживачі проводять на сайті підприємства, і виявлення їх зацікавленості в пропонованих послугах та продукції.

Технологія інтернет-маркетингу, представлена Google Analytics, дозволяє аналізувати зацікавленість цільової аудиторії у наданій на web-сторінці інформації. Це дозволяє покращити позиції компанії з питань інформаційного забезпечення просування продукції та послуг для збуту.

SMM-технології забезпечують значне покращення іміджу компанії завдяки взаємодії його web-сторінки з цільовою аудиторією. Це включає моніторинг соціальних медіа, збір контенту з різних медіа-сервісів, аналітику соціальних мереж та вивчення тенденцій. Використання таргетованої реклами в соціальних медіа, таких як Facebook і Instagram, сприяє збільшенню кількості споживачів продукції та послуг.

Ще однією важливою перевагою є просування контенту компанії через пости, що допомагає поширювати інформацію та зосереджувати увагу споживачів на перевагах продукції. Така діяльність у соціальних мережах дозволяє споживачам обмінюватися думками щодо продукту або послуги.

Ефективність інтернет-реклами в значній мірі залежить від функціонування веб-сайту, зокрема важливий аспект — наявність зворотного зв'язку між підприємством і споживачами послуг. Крім того, при наявності невеликого асортименту нових товарів, варто розглянути можливість використання технології Landing Page, що допомагає привернути увагу споживачів та розширити ринки збуту.

SEO — це ефективний інструмент інтернет-маркетингу, що значно підвищує шанси компанії бути поміченим користувачами та потенційними клієнтами, які зацікавлені в придбанні продукції та послуг [10]. Під час використання пошукових систем, назви багатьох підприємств відкриваються користувачам. Ті підприємства, що знаходяться на верхніх позиціях у пошукових результатах, мають перевагу у залученні більшої кількості споживачів. Оскільки пошук сайту компанії у мережі Інтернет може бути важким, це може призвести до втрати значної частини трафіку, що дуже важливо для успішного розвитку ринків збуту продукції.

Маркетингова тактика лідогенерації пов'язана з розширенням ринків збуту послуг та продукції, при цьому головною метою є пошук потенційних клієнтів, а також збір їх контактних даних. Інформація, така як прізвище, номер телефону та електронна пошта, збирається для використання у СМС-маркетингу, який повідомлятиме численних споживачів про нові послуги та продукцію підприємства у зручній для них спосіб.

Значної популярності набуває мобільна відеореклама. Згідно з результатами проведених досліджень, дедалі більше користувачів мережі Інтернет переглядають відео-ролики на своїх телефонах. За перше півріччя 2023 року, кількість глядачів мобільного відео перевищила 295 млн.

Система зворотного зв'язку в інформаційній політиці є надзвичайно важливою та добре підтримується сучасними технологіями інтернет-маркетингу. Серед них можна виділити вебінари, форуми та онлайн-виставки. Вебінари використовуються, зокрема, для продажу високоякісної продукції, яка потребує детального пояснення. Таргетована реклама в соціальних мережах допомагає зібрати цільову аудиторію для проведення вебінару, а оголошення про нього необхідно анонсувати, щоб зацікавити клієнтів важливою для них інформацією. Вебінар має продемонструвати перевагу товарів або послуг, зосереджуючи увагу на рекламній інформації про продукцію, яка приверне увагу майбутніх споживачів.

Всі зазначені інструменти інтернет-маркетингу, при кваліфікованому підході до їх застосування, можуть мати подвійний позитивний ефект. Використання цих інструментів дозволяє знизити витрати на рекламні заходи, залучити нових клієнтів, розширити ринок збуту та забезпечити перспективи збільшення прибутків, що відповідає успішній інформаційній політиці.

Завершальною стадією управління інформаційною політикою компанії є контролювання та аналіз отриманих результатів. Ключовим методом аналізу ефективності діяльності підприємства є KPI (Key

Performance Indicators), який визначається оцінкою відповідності фактичних результатів заздалегідь установленим значенням показників ефективності.

KPI є ефективним способом встановлення цілей інформаційної політики, проєктів та аналізу їх досягнень. Цей метод дозволяє оцінити якість виконання поставлених завдань, аналізувати позитивні та негативні результати. Щоденний моніторинг даних допомагає виявити динаміку змін, яка проявляється у розрахунках споживачів за послуги чи товари, збільшенні або зменшенні прибутків, що дозволяє оптимізувати виробничий процес.

Отже, інтернет-маркетинг є одним з основних інструментів інформаційної політики, а його технологічні механізми, такі як діагностика web-сайтів, Google Analytics, SEM і SMM, надають значні можливості для прискорення пошуку інформації про діяльність компанії та виявлення цільової аудиторії. Це дозволяє успішно реалізовувати його практичну діяльність. Описані методи та засоби просування та реалізації товарів та послуг, що базуються на технологіях інтернет-маркетингу, дозволяють зменшити витрати на рекламування продукції і значно збільшити кількість споживачів на ринку, а, отже, оптимізувати виробництво.

1.3. Теоретичні основи застосування інструментарію Data Science в управлінні маркетинговою діяльністю підприємств.

Сучасне бізнес-середовище характеризується великою невизначеністю, зростаючою конкуренцією та глобалізацією. Для успішного функціонування бізнесу необхідно приймати рішення, враховуючи безліч факторів та обширний обсяг інформації. Ефективність маркетингових рішень в значній мірі залежить від здатності аналізувати наявні дані, прогнозувати розвиток маркетингових процесів та мати системний погляд на всю організацію. Вдосконалення процесу прийняття маркетингових рішень можливе завдяки коректному використанню сучасних методів і моделей бізнес-аналізу, зокрема Data Science.

Дрю Конвей запропонував модель Data Science у вигляді діаграми Венна (рис. 1.3), що являє собою три множини знань та умінь, якими потрібно володіти, щоб стати фахівцем з даних [11]. Тут під хакерськими навичками розуміють вміння володіти конкретним інструментарієм, що дозволяє застосовувати математичні методи і моделі та виконувати операції з обробки великих об'ємів інформації.

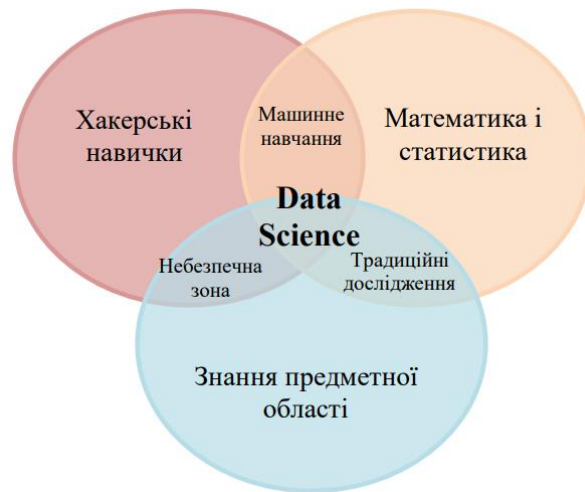


Рис.1.3. Складові елементи знань та умінь в Data Science

Джерело: [11]

Оскільки Data Science – це наука, яка знайшла себе у різних сферах від ІТ до сільського господарства, існує широка різноманітність підходів до класифікації її алгоритмів та методів. Залежно від мети дослідження, ми рекомендуємо використовувати одну з двох класифікацій: класифікація за завданнями, які вирішуються за допомогою Data Science, або класифікація алгоритмів, зосереджуючись на характеристиках даних.

Наведений список задач не є вичерпним, а лише вказує на основні групи, які часто зустрічаються в різних сферах і для вирішення яких Data Science надає комплексний підхід.

Реалізуючи поставлені завдання проблемної ситуації із застосуванням Data Science, фахівці не тільки знаходять оптимальні значення параметрів і прогнозують певні величини, вони також комунікують з підприємствами, щоб правильно встановити мету дослідження та максимізувати користь для кінцевого покупця. Крім того, отримана користь

не обмежується миттєвим результатом, моделі та методи мають прогнозувати вплив зовнішніх та внутрішніх загроз, додавання та оновлення інформації та постійно адаптуватися.

Класифікація за сферою застосування наведена узагальнено на рис.

1.4.

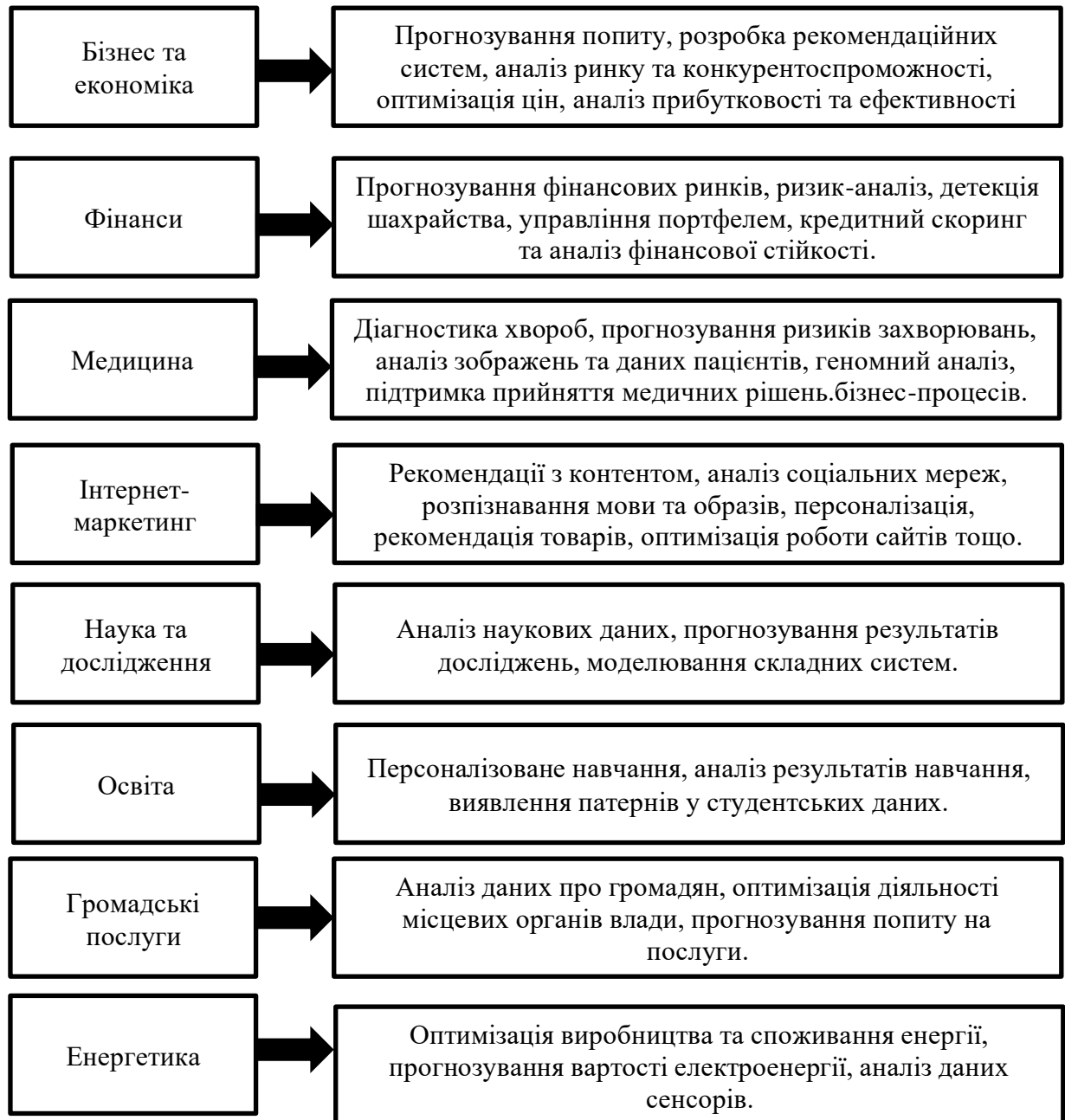


Рис. 1.4. Класифікація задач Data Science

Джерело: Побудовано автором

Алгоритми Data Science, які використовуються для аналізу даних, можна поділити на декілька класів: кероване навчання, некероване навчання, навчання з підкріпленням, ансамблі моделей, глибокі нейронні мережі (цю

групу алгоритмів можна віднести до будь-якого з попередньо зазначених класів, проте велика кількість архітектур та підходів до навчання підкреслює її значимість і можна виокремити окремо), алгоритми для роботи з часовими рядами, алгоритми для роботи з текстовими даними.

В табл. 1.2 наведені всі вищезгадані класи алгоритмів та найбільш поширені алгоритми, що відповідають кожному з них.

Таблиця 1.2

Класифікація алгоритмів Data Science [12]

Клас алгоритмів	Підклас	Алгоритм
1	2	3
Кероване навчання	Регресія	Лінійна регресія; Поліноміальна регресія; Ridge/Lasso регресія
	Класифікація	Логістична регресія; Дерево рішень; Метод опорних векторів; Наївний Байєсів класифікатор; k-найближчих сусідів
Некероване навчання	Сегментація	k-середніх; Агломеративна (ієрархічна) сегментація; DBSCAN
	Частотні алгоритми	Асоціативні правила; Апріорі
	Зменшення розмірності	Аналіз основних компонент; Сингулярний розклад матриці; Лінійний дискримінантний аналіз; TSNE
Навчання з підкріпленням	Q-навчання	Генетичні алгоритми; Табличне Q-навчання; DQN; DDQN
	Off/On-полісі алгоритми	SAC; PPO
	Алгоритми на основі моделі	Навчання з підкріпленням з використанням імовірнісних моделей
Ансамблі моделей	Bagging (бегінг)	Випадковий ліс
	Boosting (бустинг)	AdaBoost, Градієнтний бустинг
Алгоритми роботи з часовими рядами	Прогнозування на основі часових рядів	ARIMA; Prophet
	Розклад часових рядів	Розклад Фур'є; Мел-спектограми (MEL); Мел-кепстральні коефіцієнти (MFCC)
Пошук аномалій	Статистичні алгоритми	Ковзне середнє
	1-клас класифікатори	Isolation Forest, Extended Isolation Forest 1-клас SVM
	На основі негативних екземплярів	MADI
	На основі автоенкодерів	Варіаційний автоенкодер (VAE), Автоенкодер з реконструкційною помилкою тощо

Продовження табл. 1.2

1	2	3
Алгоритми роботи з текстовими даними	Частотні підходи	n-грам; TF-IDF
	Алгоритми побудови векторних репрезентацій	W2V, Doc2Vec, Bert Трансформери Універсальні енкодери
Глибокі нейронні мережі	Перцептрон	Багатошаровий перцептрон
	Згорточна нейронна мережа	DCNN
	Рекурентна нейронна мережа	Керований рекурентний блок Довга короткочасна пам'ять (LSTM)
	Генеративні змагальні мережі	GAN

Хоча всі перераховані алгоритми не є вичерпним списком методів Data Science, на нашу думку, вони становлять базовий фундамент для методів та моделей управління інтернет-маркетингом. У додаток до них, варто розглядати інші підходи та алгоритми, такі як статистичний аналіз, імітаційне моделювання та інші. Ці методи можуть знайти своє застосування у дослідженнях і практичних задачах, пов'язаних з інтернет-маркетингом.

Висновки по розділу 1.

В першому розділі було розглянуто теоретичні підходи до методів управління інтернет-маркетингом в контексті підвищення ефективності інформаційної політики компанії Klion Group. Традиційні підходи до маркетингу поступово трансформуються на користь нових, які використовують сучасні інформаційні технології, соціальні мережі та інструментарій Data Science, а також беруть до уваги нерівність доходів та диференціацію суспільства, інновації, умови вільної торгівлі та дбайливе ставлення до навколишнього середовища.

Сучасні підходи у маркетинговій діяльності зосереджуються на розробці комплексних довгострокових стратегій управління бізнесом, які включають в себе різні маркетингові цілі та завдання, такі як створення

іміджу бренду, збільшення збуту товарів, залучення нових покупців, розробка асортименту та довгострокові відносини з клієнтами.

Для успішного розвитку бізнесу надзвичайно важливо використовувати сучасні підходи бізнес-аналітики, такі як методи Data Science, які дозволяють глибоко проаналізувати бізнес-процеси, структурувати проблеми та систематизувати маркетингову діяльність. Методи та моделі управління маркетингу, що базуються на алгоритмах Data Science, дозволяють обґрунтовувати рішення та автоматизувати процеси прийняття бізнес-рішень.

Використання сучасних підходів моделювання та інструментів Data Science дозволяє визначити компоненти стратегії інтернет-маркетингу, покращити взаємодію з клієнтами і підвищити конкурентоспроможність підприємств.

РОЗДІЛ 2

МЕТОДИ ТА МОДЕЛІ УПРАВЛІННЯ ІНТЕРНЕТ-МАРКЕТИНГОМ

2.1 Структурно-логічна модель управління інтернет-маркетингом

Інтернет-маркетинг є неодмінною складовою системи управління маркетингом компанії, що використовує Інтернет та сучасні цифрові технології. Він спирається на широкий спектр каналів, таких як персональні комп'ютери, мобільні пристрої та інші електронні засоби для просування продукції. Зазначена стратегія нерозривно пов'язана з загальною маркетинговою стратегією компанії та обумовлює рішення, що стосуються сфери Інтернет-технологій. Основні етапи розробки стратегії управління інтернет-маркетингу можуть бути представлені таким чином (див. рис. 2.1):



Рис. 2.1. Етапи формування стратегії управління інтернет-маркетингом

Джерело: Узагальнено автором

Аналіз конкурентного оточення є обов'язковим для зрозуміння позиції компанії на ринку, її переваг і недоліків, загроз і можливостей. Для формування стратегії управління інтернет-маркетингом необхідно провести аналіз діяльності конкурентів, їхніх інструментів та каналів комунікації. Оцінку діяльності конкурентів в інтернеті можна здійснити за допомогою різноманітних інструментів. Деякі з них, наприклад, similarweb.com, аналізують всі сайти, але не можуть забезпечити повний огляд сайтів з невеликою кількістю відвідувачів. Тому для менших компаній, рекомендується використовувати інші інструменти, такі як semrush.com, serpstat.com.

Основні інструменти розробки стратегії інтернет-маркетингу та їх призначення наведено у табл. 2.1.

Таблиця 2.1

Інструменти розробки стратегії інтернет-маркетингу

Етап процесу розробки стратегії інтернет-маркетингу	Інструмент	Призначення
Стеження за конкурентами	similarweb.com, semrush.com, serpstat.com, ahrefs.com, buzzsumo.com, publer.pro, semanticforce.net, youscan.io, email-competitors.com	Аналітика сайтів із великою кількістю відвідувачів, Аналітика сайтів із незначною кількістю відвідувачів, малого бізнесу, нішевих товарів, Аналіз діяльності конкурентів
Аналіз та вдосконалення	GoogleAnalytics	CRM, CPC, CTR, відмови, час на сайті, глибина перегляду, ефективність конверсії, ROI, LTV
Просування через соціальний маркетинг	GoogleAnalytics, GoogleAdWords, Ahrefs, Majestic, Google Trends, Uptimebot	Оцінка ефективності рекламної компанії, Аналіз посилань, Аналіз сезонності запитів, Моніторинг стану доступності сайту
Маркетинг автоматизації	HubSpot, Marketo, ManyChat, Buffer, Sendinblue, Mailchimp, ActiveCampaign, Pardot	Використання інструментів автоматизації для оптимізації процесів маркетингу, таких як автоматична відправка електронних листів або розсилки.
Розробка контенту	YouTube, Pingdom Tools, Google Page Speed Insights, Google Mobile-Friendly Test Tool, Advego Plagiatius, eTXT	Поширення відеоконтенту, Аналіз швидкості завантаження сайту, Оцінка роботи сайту на мобільних пристроях, Оцінка унікальності

Джерело: Доповнено автором на основі [13]

Реалізація стратегії управління інтернет-маркетингом є процесом тривалого характеру, який потребує використання різноманітних засобів. Вибір конкретних засобів залежить від маркетологів та фахівців з інформаційних технологій. На більш деталізованому рівні управління стратегією інтернет-маркетингу, під час проведення аналізу даних з різних етапів зазначених на рис. 2.1. є математичні методи та моделі. Нами пропонується включити такі методи та моделі в процес розробки стратегії управління інтернет-маркетингом (див. Таблиця 2.2).

Таблиця 2.2

Інструментарій Data Science розробки стратегії управління інтернет-маркетингом [12]

Етап розробки стратегії управління	Інструментарій Data Science	Призначення
Стеження за конкурентами	Data envelopment analysis Алгоритм аналізу конкурентів з допомогою графового аналізу	Порівняльний аналіз конкурентного ринку Некерований підхід до пошуку конкурентів на основі транзакційних даних та графового аналізу
Аналіз та вдосконалення	SWOT-аналіз, логістична регресія	Аналіз загроз та можливостей, аналіз рівня досягнення максимальної ефективності
Просування через соціальний маркетинг	Сегментація (k-середніх, ієрархічна), OCEAN профайлинг, регресія (RandomForest, XGBoost)	Виділення характеристик користувачів для оцінки їх споживчих вподобань, типів потенційних рекламних повідомлень/постерів, які мають найбільшу ймовірність зацікавити користувача і максимізувати CTR
Маркетинг автоматизації	Колаборативна фільтрація на основі користувачів / товарів, SlopeOne, факторизація матриці на основі градієнтного спуску, SVD розкладу, зважена факторизація матриці, нейронні мережі	Підготовка цільових рекламних оголошень, і їх розсилки зважаючи на профайл користувача. Відображення таргетованих рекламних зображень
Розробка контенту	Сегментація (k-середніх, ієрархічна), OCEAN профайлинг, регресія (RandomForest, XGBoost)	Аналіз попередніх покупок клієнтів з метою побудови моделі для оцінки ймовірностей покупки нових товарів і побудови рекомендацій Аналіз зображень товарів для апроксимування візуальних вподобань клієнтів на основі покупок або переглядів

Підходи та алгоритми машинного навчання та Data Science використовуються для моделювання різних етапів побудови стратегій управління інтернет-маркетингу. Нами було враховано наступні етапи:

- 1) Аналіз конкурентного середовища;
- 2) Визначення цільової аудиторії;
- 3) Створення контенту;
- 4) Промоція товарів.

На рис. 2.2 продемонстровано, які джерела даних були використані для створення цих підходів та які етапи формування стратегії управління інтернет-маркетингу вони охоплюють.

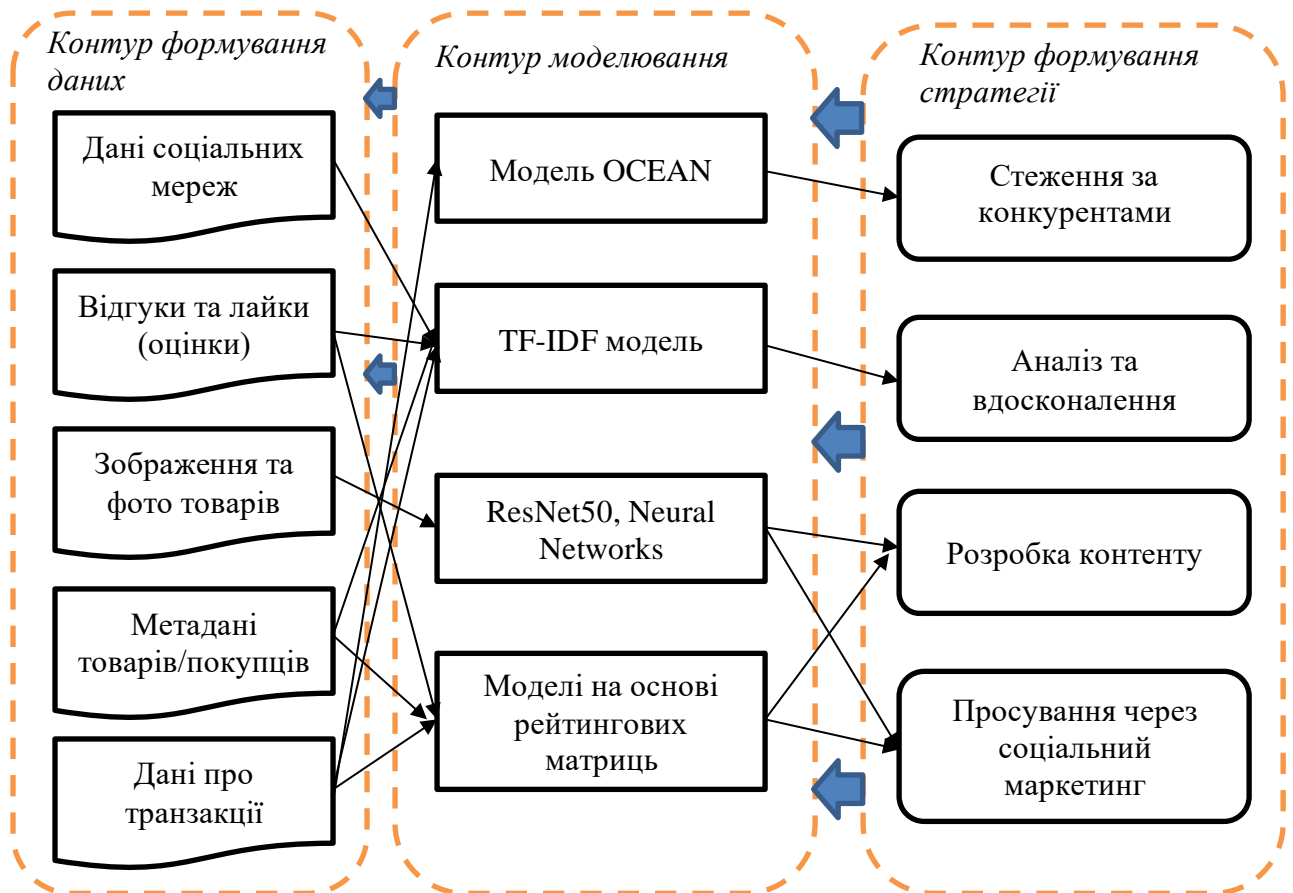


Рис. 2.2. Структурно-логічна модель управління інтернет-маркетингом

У процесі моделювання ключових етапів формування стратегії управління інтернет-маркетингом було використано різноманітні джерела

інформації, які зазвичай доступні в онлайн-ресурсах. Зокрема, були використані такі джерела даних:

1. Метадані про товари/покупців - ці дані містять характеристики споживачів (наприклад, стать, вік, купівельна здатність, інтереси) та продукції (такі як рейтинг, ціна, атрибути). Їх можна отримати під час реєстрації користувачів або аналізувати на основі вже наявних даних.

2. Дані про транзакції - інформація про попередні покупки товарів чи послуг, включаючи дату та час купівлі, ціну, спосіб оплати та доставки.

3. Відгуки та лайки - оцінки придбаних товарів за шкалою від 1 до 5 або оцінка у форматі like/dislike, а також текстовий відгук на них.

4. Інформація зі соціальних мереж - у даному випадку, дані, що надходять з популярної соціальної мережі Instagram (з використанням наявного API доступу), такі як користувацькі аватари, вказане місце проживання, перегляди тощо.

5. Зображення та фотографії товарів - це графічні зображення товарів, які представлені у форматах .png або .gif. Ці зображення використовуються для візуального опису товарів і можуть бути розміщені на різних платформах.

У дослідженні був розроблений концептуальний підхід до створення стратегії інтернет-маркетингу з використанням математичного моделювання та інструментарію Data Science. Цей підхід містить наступні компоненти:

1. Сегментація бізнесу та виявлення конкурентів (TF-IDF модель). Для аналізу конкурентного середовища, запропонований підхід базується на використанні транзакційних даних та навчанні без вчителя для ідентифікації кластерів конкурентів. Процес складається з таких компонентів: створення неорієнтованого графу, де кожна компанія представлена вершиною, а зв'язки між компаніями - ребрами, та кластеризація графу для знаходження спільних зв'язків між компаніями.

2. Побудова рекламних преференцій через профайлинг користувачів. Алгоритми для створення рекомендацій можуть допомогти визначити, які

товари рекомендувати певним споживачам. Але такі алгоритми не допоможуть зрозуміти, як саме рекламувати цей товар. Наприклад, чи доцільно відправляти споживачеві рекламні повідомлення, чи має значення для споживача візуальний контент рекламних зображень. Чи впливає на споживача бренд товару? І таких запитань може бути багато. Для створення ефективної стратегії реклами використовуються алгоритми профайлінгу споживачів, в яких використовується психометричний аналіз OCEAN (п'ять основних рис характеру: відкритість до досвіду, сумлінність, екстраверсія, доброзичливість та невротизм). На основі цього аналізу розроблено моделі, що дозволяють прогнозувати оцінки за п'ятьма основними рисами характеру (OCEAN) і, відповідно, побудувати споживчі переваги та рекламні преференції.

3. Рекомендації на основі рейтингових матриць. Рейтингові матриці є основою класичних алгоритмів рекомендацій. Вони встановлюють зв'язки між користувачами та товарами на основі оцінок (наскільки споживачам сподобався товар), кількості покупок товару, переглядів тощо. Для цього підходу важливо працювати з високорозрідженими даними (коли для кожного споживача існує мало унікальних куплених, переглянутих чи оцінених товарів). Розроблено алгоритм зваженої факторизації високорозріджених матриць, який працює з даними розрідженості 99% і більше.

4. Рекомендації на основі візуального контенту (ResNet50, Neural Networks). У сфері інтернет-маркетингу важливе значення мають зображення, що супроводять кожний товар та послугу. Вони демонструють візуальні характеристики товарів, що можуть впливати на рішення споживачів (особливо при покупці певних товарів, наприклад, морепродуктів). Аналіз такого типу даних дозволяє зрозуміти, як впливають візуальні характеристики на споживачів та їх рішення.

У даній роботі досліджено можливості підходу до створення рекомендацій та інтелектуального пошуку. Проведена оцінка існуючих

методів, що підтвердила потребу у комплексному підході до управління інтернет-маркетингом.

2.2. Математична модель формування рекламних преференцій та прогнозування OCEAN-параметрів

В нинішніх умовах дуже важливо мати глибоке розуміння про клієнтів. Такі дані, як стать, вікові показники, сфера діяльності, наявність родини, грає надзвичайно важливу роль. Та навіть ці дані недостатньо для відповіді на більш складні запитання. Для ілюстрації, які емоції переживають споживачі під час покупок? Чи є сенс рекомендувати їм певні товари? Що має перевагу для споживача: бренд, якість або ціна? Відповіді на ці питання можна знайти завдяки методології моделювання рекламних уподобань і побажань клієнтів, яка допомагає розгадати ці загадкові питання і відточує ефективність онлайн-маркетингу. Аналіз рекламних уподобань (преференцій) та вибір споживачів передбачає використання натяків з текстів (ключових слів - тегів), виготовлених споживачами, разом з даними про транзакції придбань, використовуючи алгоритми відтворення градієнту (XGBoost), ліс випадкових рішень (Random Forest), статистичні оцінки важливості слів у текстах (TF-IDF), та методи композиції моделей. Надалі, прогнозні характеристики використовуються для розробки стратегії маркетингу в мережі Інтернет.

Для створення методу аналізу особистісних відмінностей в уподобаннях споживачів була використана OCEAN-модель. Протягом 2008-2009 років проведено низку досліджень, що довели можливість отримання параметрів OCEAN з текстових джерел, таких як твіти, пости в соцмережах, форумах та чат-ботах [14-16]. Шляхом аналізу автентичних текстів, надісланих клієнтами, можна провести оцінку їхніх особистісних рис з використанням регресійних моделей. Цей підхід передбачає використання

текстів, що розміщені на сторінках соціальних мереж або, наприклад, відгуках до придбаних товарів.

Модель, яку позначають як OCEAN [17], представляє собою групу п'яти особистісних характеристик: Відкритість до нових емоцій та вподобань (Openness), Сумлінність (Conscientiousness), Зовнішність (Extraversion), Привітність інтерфейсу (Agreeableness) та Емоційна стійкість (Neuroticism). Ці п'ять аспектів часто використовуються для опису особистості. Це поняття було створено та розроблено у 1980-х роках і сьогодні широко використовується в психологічних дослідженнях для аналізу та характеристики особистості. Зараз ця модель може бути корисною не лише для психологічних аналізів, але й мати важливе застосування у бізнесі, зокрема у інтернет-маркетингу. Враховуючи OCEAN-параметри своїх клієнтів, компанії мають змогу персоналізувати свій підхід до кожного клієнта, забезпечити більш точні рекомендації, адаптувати повідомлення відповідно до характеристик цільової аудиторії та підвищити ефективність комунікації з клієнтами на новий рівень.

Розроблена нами структурно-логічна модель управління інтернет-маркетингом (рис. 2.1) базується на інноваційному підході, головною ідеєю якого є припущення, що можна розрахувати параметри моделі OCEAN на підставі аналізу зразків покупок, таких як:

- вибір між дорогими і бюджетними товарами;
- переважаючий час для покупок, а саме, робочі дні чи вихідні;
- звичаї покупця, цілодобові або часті покупки різних категорій товарів;
- загальне задоволення або незадоволеність придбаними продуктами тощо.

Наша запропонована методологія розрахунку рекламних уподобань та споживчих переваг базується на чотирьох ключових етапах [18]:

1. Передбачення параметрів OCEAN на основі текстового змісту, що створений споживачами (публікації в Facebook, відгуки під придбаними товарами, твіти);

2. Створення моделей визначення параметрів OCEAN за допомогою даних про транзакції та зразки покупок;

3. Прогнозування параметрів OCEAN для всіх клієнтів;

4. Виведення вподобань та рекламних преференцій споживачів.

Припустимо, що є n споживачів, для k з яких можна отримати текстовий контент T та оцінки $OCEAN^{labels}$ для тренування моделей машинного навчання.

$$T^k = \{t_i, \in \overline{1, P_k}\} \quad (2.1)$$

де, T^k – множина текстових записів/коментарів k -го покупця;

P_k – кількість коментарів покупця k .

Модель для прогнозування параметрів OCEAN, заснована на аналізі відгуків та коментарів, використовуючи XGBoost регресори [19] і TF-IDF подання текстового вмісту. До створення TF-IDF параметрів, текст піддавався таким обробкам:

- Вилучення стоп-слів;
- Видалення чисел;
- Перетворення тексту до нижнього регістру;
- Вилучення спеціальних символів;
- Застосування лексичного аналізу для розбиття контенту на окремі слова;
- Використання стемінгу для зведення слів до основи.

TF-IDF параметри генерувались засновані на стемінг-представленні токенованого контенту, які потім слугували для тренування моделей XGBoost.

$$t_i^{preprocess} = U_{\forall j} preprocess(t_{ij}), \forall i, \quad (2.2)$$

$$t_i^{tokenize} = tokenize(t_i^{preprocess}), \forall i, len(t_i^{tokenize}) = l_i, \quad (2.3)$$

$$Features_i^{words} = (tf(t_1, d) * idf(t_1, D), \dots, tf(t_n, d) * idf(t_n, D)), \forall i, \quad (2.4)$$

$$tf(t, d) = \frac{n_t}{\sum_k n_k}, \quad (2.5)$$

$$idf(t, D) = \log \frac{|D|}{|\{D_i \in D, t \in Dd_i\}|}, \quad (2.6)$$

де t_{ij} – j -ий текстовий запис (коментар чи допис в соціальній мережі) i -го користувача;

$t_i^{preprocess}$ – текстовий контент i -го споживача, опрацьований з використанням вище наведених підходів;

$t_i^{tokenize}$ – текстовий контент i -го споживача, токенізований на слова у формі векторів довжиною l_i ;

$Features_i^{words}$ – фічі-вектор для текстового контенту i -го споживача на основа TF-IDF характеристик по словах;

$tf(t, d)$ – частота слова t в тексті d ;

$idf(t, D)$ – зворотна частота слова t серед D текстів.

Після створення $Features_i^{words}$ векторних представлень і отримання $OCEAN^{labels}$, можна приступити до навчання моделей для регресії, використовуючи метод XGBoost. Метод екстремального підсилення градієнта діє на базі бустінгу дерев і дозволяє отримати результативну модель для класифікації чи регресії. Це досягається через доволі оперативний процес навчання та обмежені витрати обчислювальних ресурсів.

$$XGBoost_{OCEAN}^{words} = f(Features_i^{words}) \approx OCEAN_i^{labels}, \quad (2.7)$$

де $OCEAN_i^{labels}$ – 5 OCEAN-параметрів для навчання i -го користувача;

$XGBoost_{OCEAN}^{words}$ – 5 моделей XGBoost для прогнозу OCEAN-параметрів.

Наступним етапом процесу моделювання є розвиток нової стратегії для визначення параметрів за шкалою OCEAN. Цей підхід передбачає можливість прогнозування цих параметрів, використовуючи інформацію з транзакційних даних. Отримані моделі призначаються для екстраполяції

параметрів за шкалою OCEAN на інших $n-k$ користувачів, для яких немає наявного текстового контенту. Іншими словами, це стосується випадків, де неможливо зробити передбачення параметрів за шкалою OCEAN першою моделлю. Для тренування цих декількох моделей прогнозування OCEAN та агрегування їх прогнозів до комбінованої моделі ми рекомендуємо використовувати метод «Випадкового Лісу» [20] та лінійну регресію. Випадковий Ліс – це алгоритм з нелінійним підходом, який заснований на комбінації рішень на основі методу бустінгу. Це підвищує стійкість до надмірного навчання. Додатково, цей метод відрізняється простотою налаштування гіперпараметрів та демонструє високу точність при використанні стандартних оцінок.

У складі цього ансамблю містяться три різні моделі:

- Модель, заснована на історичних покупках;
- Модель вподобань;
- Модель патернів покупок.

Модель, яка ґрунтується на покупках, використовує репрезентацію TF-IDF для категорій/тегів товарів, які були куплені клієнтом. Будь-який товар може бути описаний одним або декількома тегами. Припустимо, що n_{tags} - це загальна кількість унікальних тегів серед усіх товарів. Тоді кожного клієнта можна представити вектором довжиною n_{tags} , де кожен елемент відображає оцінку TF-IDF для цього тегу, пов'язаного з даним споживачем.

$$Features_i^{tags} = (tf(t_1, i) \cdot idf(t_1, n), \dots, tf(t_{n_{tags}}, i) \cdot idf(t_{n_{tags}}, n)), \forall i \in [1, n], \quad (2.8)$$

$$tf(t, i) = \frac{n_{ti}}{\sum_k n_{ki}}, \quad (2.9)$$

$$idf(t, n) = \log \frac{|n|}{|\{n_i \in n, t \in t_i\}|}, \quad (2.10)$$

де $Features_i^{tags}$ – фічі-вектор для i -го споживача на основі TF-IDF характеристик;

$tf(t, i)$ – частота тегу t i -го споживача;

$idf(t, n)$ – зворотна частота тегу t серед n споживачів;

n_{ti} – кількість разів, які тег t зустрічається серед покупок споживача i ;

$\sum_k n_{ki}$ – всі теги, які зустрічаються серед покупок споживача i ;

$|n|$ – кількість споживачів;

$\{|n_i \in n, t \in t_i|\}$ – кількість споживачів, серед усіх, у кого зустрічається

тег t .

Після формування $Features_i^{tags}$ векторів, і маючи $OCEAN_i$ можна приступити до навчання регресійних моделей.

$$RF_{OCEAN}^{tags} = f(Features_i^{tags}) \approx OCEAN_i, \quad (2.11)$$

де RF_{OCEAN}^{tags} – 5 моделей RF для прогнозу OCEAN характеристик.

Створена модель базується на оцінках, які були надіслані клієнтами щодо товарів. Оскільки більшість покупців переглядають в основному обмежену кількість продукції на сайті, ці вектори виявилися розрідженими та надзвичайно об'ємними. З огляду на те, що тренувати модель на основі таких великих та розріджених векторів важко, був використаний метод головних компонент для зменшення розмірності.

Важливо зауважити, на підставі проведених досліджень було підтверджено, що точність оцінок для моделей вподобань зросла порівняно з моделлю, яка базується на історичних покупках. Це свідчить про те, що вектор оцінок споживачів містить більше інформації про характеристики $OCEAN$, ніж вектор тегів.

Припустимо, що у вибірці є m товарів. $rate_j^i$ – оцінка товару j споживачем i .

$$Features_i^{rates} = (rate_1^i, \dots, rate_m^i), \forall i \in [1, n], \quad (2.12)$$

$$Features_i^{rates_pca} = PCA_1(Features_i^{rates}), \forall i \in [1, n], \quad (2.13)$$

$$RF_{OCEAN}^{rates} = f(Features_i^{rates_pca}) \approx OCEAN_i, \quad (2.14)$$

де $Features_i^{rates}$ – вектор оцінок i -го споживача всіх m товарів;
 $Features_i^{rates_pca}$ – фічі-вектор i -го товару після проекції з допомогою PCA на l -мірний простір;
 RF_{OCEAN}^{rates} – 5 моделей RF для прогнозу OCEAN характеристик на основі PCA оцінок.

Остання складова комбінації моделей - це модель для аналізу зразків покупок. Ця зазначена модель побудована на основі характеристик зразків покупок, які були створені вручну. Повний перелік цих характеристик для даної моделі можна знайти в таблиці 2.3.

$$Features_i^{patterns} = (BrandStability_i, \dots, ProductSale_i), \forall i \in [1, n], \quad (2.15)$$

де $Features_i^{patterns}$ – вектор зразків покупок i -го покупця довжиною 17 елементів;

$RF_{OCEAN}^{patterns}$ – 5 моделей RF для прогнозу OCEAN характеристик на основі зразків покупок клієнтів.

Таблиця 2.3

Параметри моделі формування зразків покупок [21]

Категорія	Характеристика	Опис
1	2	3
Торговий знак	Brand Stability	Коефіцієнт зміни бренду серед різних категорій
Торговий знак	Brand Preference	Чи покупець надає перевагу одному бренду, чи бренд не має для нього значення
Вартість	Price Preference	1 – якщо покупець завжди обирає найдорожчий товар, 0 – якщо найдешевший
Вартість	Price Preference_Category	Те ж, що і Price Preference, але детально для кожної категорії товарів
Товари	Product Preference_Category	Пропорція куплених товарів з кожної категорії
Товари	Product Preference_Category	Показує, чи покупець купляє товари з високими рейтингами продажу, чи ні
Оцінка	Average Rate	Показує, чи покупцеві все подобається, чи ні
Оцінка	Best Product Buyers	Показує середній рейтинг товарів, що придбав покупець (не враховуючи його власних оцінок)
Оцінка	Customer Rate Diversity	Показує, чи думка покупця відрізняється від думок інших покупців

Продовження табл. 2.3.

1	2	3
Час	Purchase Frequency	Середній час між транзакціями
Час	Weekend Buyer	Частина транзакцій у вихідні дні
Час	Nigh Buyer	Частина покупок від 20:00 до 6:00
Транзакція	Average Transaction Length	Показує середню кількість товарів на одну покупку
Транзакція	Average Check	Середня сума витрачена на одну покупку
Транзакція	One Item Buyer	1 – якщо покупець завжди купує одну категорію товарів за один раз, 0 – якщо присутні різні категорії в одній покупці
Товари	Promotion Applied	Показує застосування промо-кодів/кодів на знижку
Товари	Product Sale	Покупець купує товар по знижці

Для врахування індивідуальних даних, які містить кожна з трьох моделей, було запропоновано лінійну регресію з метою максимізації достовірності та ефективності прогнозу:

$$Lin_{OCEAN} = \beta_0 + \beta_1 \cdot OCEAN_i^{tags} + \beta_2 \cdot OCEAN_i^{rates} + \beta_3 \cdot OCEAN_i^{patterns} \quad (2.16)$$

де $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3$, – коефіцієнти лінійної регресії;

Lin_{OCEAN} – фінальна OCEAN модель на основі замовлень, як комбінація 3-ох моделей;

$OCEAN_i^{tags}$ – OCEAN-параметри i -го споживача на основі тегів;

$OCEAN_i^{rates}$ – OCEAN- параметри i -го споживача на основі оцінок товарів;

$OCEAN_i^{patterns}$ – OCEAN- параметри i -го споживача на основі зразків покупок.

Для моделі Lin_{OCEAN} необхідно здійснювати навчання на індивідуальних даних, але з врахуванням таких даних, що не брали участь під час навчання попередніх моделей, щоб уникнути можливості виникнення перенавантаження через занадто глибоке навчання на попередніх вибірках.

Після отримання аналітичної структури для передбачення особистісних рис покупців, є можливість оцінити OCEAN для інших n -к клієнтів, які не мають жодних текстових даних. Цей процес складається з трьох фаз:

1. Побудова характеристичних репрезентацій для 3-ох моделей:

$$\begin{aligned} Features_i^{tags}, \forall i \in [k + 1, n], \\ Features_i^{rates}, \forall i \in [k + 1, n], \\ Features_i^{patterns}, \forall i \in [k + 1, n]. \end{aligned} \quad (2.17)$$

2. Оцінка OCEAN на основі 3-ох моделей:

$$\begin{aligned} OCEAN_i^{tags} &= RF_{OCEAN}^{tags}(Features_i^{tags}), \\ OCEAN_i^{rates} &= RF_{OCEAN}^{rates}(Features_i^{rates}), \end{aligned} \quad (2.18)$$

$$OCEAN_i^{patterns} = RF_{OCEAN}^{patterns}(Features_i^{patterns}). \quad (2.19)$$

3. Прогнозування фінальних OCEAN-параметрів на основі комбінації моделей:

$$OCEAN_i = Lin_{OCEAN}(OCEAN_i^{tags}, OCEAN_i^{rates}, OCEAN_i^{patterns}), \quad (2.20)$$

На цьому етапі, з використанням зазначених моделей (2.17-2.20), треба сформулювати значення прогнозу параметрів OCEAN для всіх користувачів, засновані на вмісті тексту і/або історичних транзакцій. Далі, у наступному кроці алгоритму, визначається тип рекламного матеріалу та його форма, що найбільш ефективно взаємодіє з кожним окремим споживачем, з урахуванням його особистих уподобань. Для цього ми розробляємо правила інтерпретації параметрів за шкалою OCEAN. Процес створення цих правил ґрунтується на результаті проведених досліджень.

П'ять параметрів OCEAN розділяються на три групи, які використовуються для подальшої інтерпретації (табл. 2.4).

Таблиця 2.4

Категорії OCEAN-параметрів

Діапазон		Категорія OCEAN-параметрів
Нижня границя	Верхня границя	
0	0,3	Незначна
0,3	0,65	Помірна
0,65	1	Значна

Роль параметрів у групах "Незначна" та "Значна" має важливе значення при формуванні планів рекламних дій в онлайн сегменті. Приклади профілів покупців, які відображають їх уявлення про рекламу і власні вибори щодо неї, представлені в таблиці 2.5.

Таблиця 2.5

**Рекламні преференції для різних типів клієнтів в залежності від
OCEAN-параметрів**

1	OCEAN-параметр	
	Незначна категорія	Значна категорія
	2	3
Openness	<p>Переважає наявність на web-ресурсі елегантного дизайну, приділяючи менше уваги функціональності та іншим характеристикам товару. Інформація, надана в рекламі, може виявитись недостатньо ефективною для миттєвої покупки товару, що підкреслює важливість варіанту "отримати додаткову інформацію". Інтерес споживача зосереджений на можливості огляду товару перед покупкою, отже, можливості web-ресурсу мати такий функціонал, як: "гарантійне повернення коштів" та "самовивіз від магазину" матимуть переконливу вагу.</p>	<p>Проявляє підвищений інтерес до різних характеристик та асортименту продукції на web-ресурсі. Здатний здійснювати покупки через Інтернет, тому можливість швидкої онлайн-купівлі є рекомендованою фічею. Приділяє більше уваги якості та надійності продукції, ніж його стильному оформленню.</p>
Conscientiousness	<p>Віддає перевагу рекламі з акцентом на перетворення, де можна побачити, який унікальний досвід надається продуктом, ніж масивом звичайної інформації про нього. Менше звертає увагу на недоліки товару, тому односторонній підхід в рекламі буде більш доцільним. Віддає перевагу неповторній рекламі, яка фокусується на конкретному продукті, а не проводить порівняння з іншими. Не звертає увагу на престиж та модність, прагне знайти справжню цінність у товарі.</p>	<p>Віддає пріоритет рекламі, де важливіше передати інформацію про товар, а не привабливий зовнішній вигляд. Зацікавлений у порівняльній рекламі, що дозволяє зіставити різні наявні на ринку опції. Має більше довіри до різнобічної реклами, оскільки може визначити переваги і недоліки продукту.</p>

Продовження табл. 2.5

1	2	3
Extraversion	Віддає перевагу відтінкам пурпурного та червоного кольору. Сама реклама може виявитись недостатньою для спонукання до негайного придбання товарів, тому опція "дізнатися більше" є бажаною. Не звертає увагу на розповсюдженість та обізнаність бренду продукту.	Прагне до акцентованої реклами, де показано, яке враження надає продукція, а не навантаженню текстової інформації про товар. Схильність придбати товар сильно залежить від враження від реклами, тому рекомендується опція швидкої покупки. Розуміння персональної цінності товару для клієнта має важливе значення. Виявляє захоплення жовтими та зеленими відтінками. На покупця впливає настрої моди (популярності) брендів і продукту.
Agreeableness	Віддає перевагу інформаційній характеристиці, а не модному оформленню товару. Має схильність до порівняльних оглядів, щоб оцінити доступні варіанти на ринку. Схильний також до впливу відчуття престижу та модного стилю. Покупець прагне оцінити товар перед придбанням, тому можливості "гарантійного повернення коштів" та "особистого відвідування найближчого пункту продажів" відзначається як перевага.	Прагне підкреслення унікальності продукту у рекламі, концентруючись на конкретному асортименті, а не порівнюючи його з іншими. Проявляє велике бажання здійснювати покупки в Інтернеті, тому пропонована можливість швидкої онлайн-купівлі є рекомендованою. Не приділяє особливий уваги престижу та моді, а зосереджується на справжній цінності товару. Поведінка має значущий вплив на його рішення.
Neuroticism	Приділяє перевагу інформаційному вигляді, а не акцентованому на дизайні рекламі. Віддає перевагу непорівняльній рекламі, яка зосереджується на конкретному виробі, а не на порівнянні його з іншими. Покупець надає перевагу можливості огляду товару перед покупкою, отже, варіанти "повернення коштів" або "резервування в найближчій точці" будуть вважатися додатковою перевагою.	Віддає перевагу рекламі, що змінює сприйняття, де важливіше демонструвати, яке враження створює товар, аніж навантажувати інформацією. Зацікавлений у порівняльних оглядах для визначення варіантів на ринку. Прихильний до відтінків пурпурного та червоного кольору. Не погано відноситься до можливості покупки і Інтернеті, тому рекомендується надавати можливість "швидкої покупки".

Варіанти рекламних підходів, що застосовуються в залежності від параметрів OCEAN клієнтів, зазначені у таблиці 2.6.

Зокрема, для клієнта з параметрами OCEAN [0,6; 0,22; 0,87; 0,59; 0,65], застосування описаного вище методу побудови рекламних вподобань матиме такі результати:

Типи реклами в управлінні інтернет-маркетингом

Тип	Опис
Ретаргетингова реклама (Retargeting Advertising)	Цей тип реклами спирається на відстеження історії перегляду споживачем продуктів чи послуг на web-ресурсі. Потім реклама відображається перед цими споживачами на інших сайтах або соціальних мережах, нагадуючи їм про товари або послуги, які їх зацікавили. Для того, щоб рекламу вважали за ретаргетингову, вона має мати такі особливості: 1. Вона має зробити враження від використання продукту більш насиченим, теплим, захоплюючим і/або приємним, ніж воно видається з простого об'єктивного опису товару. 2. Вона повинна настільки зміцнити зв'язок між враженням від реклами та досвідом використання назви, що споживачі не можуть взагалі пригадати назву без узгодження її з враженнями, створеними рекламою.
Реклама з контекстним спрямуванням (Contextual Advertising)	Комбінує враження від використання (споживання) рекламованої назви з особливим набором психологічних аспектів, які зазвичай, без впливу реклами, не пов'язані з враженнями від використання назви в такій мірі. Рекламні оголошення вибираються на основі ключових слів або тематики web-сторінки, що забезпечує більшу релевантність для аудиторії. Для того, щоб такий тип реклами відповідав вищезазначеному опису, необхідно мати такі характеристики: 1. Включати точні, важливі деталі про назву продукту. 2. Презентувати контент, що має вагу для потенційного клієнта відразу. 3. Передавати дані, які клієнт зможе легко перевірити.
Динамічна реклама (Dynamic Advertising)	Маркетингова тактика, де компанія демонструє, як її товари або послуги виходять за рамки конкуренції, проводячи паралельний аналіз переваг і недоліків в межах рекламного банеру. Важливо, щоб web-ресурси пропонували рекламу, яка показує точні товари, які клієнти дивилися або додали до свого кошика, щоб заохотити їх до покупки.

Джерело: Розроблено автором на основі праць [22-26]

- Клієнт віддаватиме перевагу рекламі з фокусом на трансформації, яка дозволяє розгледіти ідентифікувати певний досвід, що пропонується продуктом, а не надмірній інформації про продукт;

- Рівень занепокоєння клієнта стосовно недоліків продукту є незначним, тому більш однобічний підхід до реклами відповідатиме його інтересам;

- Клієнт буде віддавати перевагу непорівняльній рекламі, яка акцентує увагу на конкретному продукті, а не порівнює його з іншими;

- Рекомендовано використовувати можливість швидкого замовлення товару, оскільки бажання клієнта придбати його сильно пов'язане із ставленням до реклами;

- Має сенс продемонструвати клієнту індивідуалізовану цінність продукту.

- Відзначено, що клієнт показує перевагу жовтому та зеленому колірним гамам;

- Зазначено вплив моди (популярності) брендів та самого продукту на клієнта.

Запропонований підхід дозволяє точно визначати рекламні переваги споживачів на базі OCEAN-параметрів, досягаючи точності між 0,5 та 0,78 для R^2 , використовуючи історію переглядів або власноруч створений контент. На основі обчислених характеристик та аналізу, сформовані рекламні преференції, що надають змогу демонструвати кожному клієнту індивідуальний тип реклами.

2.3. Розробка нейронної мережі для формування маркетингових рекомендацій на основі візуального контенту.

Постійне збільшення обсягів продажів через інтернет-платформи створює необхідність у розробці великого обсягу візуального ресурсу, який виконує важливу роль у процесі вибору товару кінцевим споживачем. Вміння автоматично аналізувати цей контент буде важливим для оптимізації витрат та підвищення обсягів продажів за допомогою ефективних маркетингових дій [27].

На сучасному рівні маркетингових заходів, що використовуються на web-ресурсах, існує багато підходів до розробки рекомендаційних систем для споживачів, від використання атрибутів товарів до аналізу лайків та оцінок, що їх залишили покупці. В кваліфікаційній роботі пропонується додати до процесу формування рекомендацій інформацію, яка була отримана в

результаті аналізу візуального вмісту, зокрема, зображень продуктів. Інформація, що міститься у зображеннях, описується пікселями. Проте, представлення зображення у вигляді матриці пікселів не є найкращим способом передачі характеристик зображення, оскільки такий підхід сильно залежить від позиції об'єкта на зображенні, рівня освітленості та інших факторів. Більш вірогідним способом є використання "глибинних" характеристик зображень, які можна отримати за допомогою нейронних мереж. Таким чином, наявність векторних представлень візуального вмісту дозволить системі здійснювати пошук "потенційно цікавого" вмісту для кожного споживача, виходячи з його минулих вподобань або поточних інтересів.

Ще одним важливим аспектом у сфері управління інтернет-маркетингу є процес тегування вмісту (створення ключових слів для сторінки товару web-сайта). Теги відіграють ключову роль у пошуку відповідного товару. З огляду на постійний приріст асортименту товарів в інтернет-магазинах, ручне тегування потребує значних зусиль. У даному дослідженні пропонується підхід до створення класифікаторів зображень для передбачення тегів на основі обмеженої кількості позначених даних.

Аналіз проблемних питань, пов'язаних з пошуковим механізмом в інтернет-магазинах, які часто застосовують пошук за ключовими словами, розглянуто в джерелі [28]. В управлінні інтернет-маркетингом такий вид пошуку виявляється непродуктивним та значною мірою залежить від окремого клієнта. У згаданому дослідженні вчені виставили на розгляд "розумну" пошукову систему для онлайн магазинів.

У роботі [29] було продемонстровано комплексний підхід до цього питання. Вчені представили цілісний метод візуального пошуку і рекомендацій. Дослідники виступили з пропозицією єдиної моделі VisNet на основі глибокої нейронної мережі для аналізу характеристик зображень на декількох семантичних рівнях. В обох згаданих дослідженнях науковці працювали з значними об'ємами даних для побудови класифікатора.

Для побудови класифікаторів використовується метод донавчання («Fine-tuning») [29], який виявляється досить ефективним при обмеженому обсязі навчальних даних. Згідно з цим методом, натренована модель використовується для подібної класифікаційної задачі. Ваги і ядра перших шарів моделі, відповідних за базові риси, залишаються незмінними, тоді як останній шар перенавчається для точної класифікації.

Існують різні методи реалізації "донавчання", наприклад:

1. Заміна останнього шару навченої моделі на SOFTMAX-шар, що відповідає поставленій задачі;
2. Використання невеликого кроку під час навчання, оскільки попередньо навчені ваги зазвичай мають добрі результати, і необхідно уникнути швидкого розкльовування їх від оптимального значення.
3. "Заморожують" ваги декількох стартових шарів раніше навченої мережі.

«Fine-tuning» застосовується для навчання, коли доступність даних, обчислювальних ресурсів або часу обмежена. Найточніші глибокі нейронні мережі навчаються на мільйонних даних протягом кількох днів, при наявності значних обчислювальних ресурсів. При "точному налаштуванні" ми можемо використовувати наявні моделі, але лише "адаптувати" їх до нового завдання.

Для «Fine-tuning» потрібна вихідна навчена модель. В кваліфікаційній роботі ми вибрали кілька архітектур згорткових нейромереж з різними типами повнозв'язних шарів. Серед вибраних моделей були VGG16 [30], ResNet50 [31] та MobileNet [32], кожна з яких навчена на підмножині ImageNet [33] (1000 класів зображень, 1,28 мільйонів картинок з позначками).

Новий алгоритм до формування маркетингових рекомендацій на основі візуального контенту, який запропонував вчений Гнот Т.В., включає такі кроки [34]:

1. Відсікти останні повнозв'язні шари початкової моделі;

2. Додати власні повнозв'язні шари з активацією RELU [35], залежно від конфігурації;
3. Включити фінальний шар з активацією SOFTMAX;
4. Заморозити всі ваги, крім нових доданих;
5. Навчання нових ваг протягом n епох з оптимізатором ADAM [36] ($n \sim 10-20$);
6. Розморозити всі ваги;
7. Виконати "точне налаштування" всіх ваг протягом n епох за допомогою невеликого кроку навчання, як 0,001, та оптимізатора SGD [37].

Для реалізації рекомендацій на підставі візуального вмісту, потрібно перетворити зображення в числовий векторний формат. Це дозволить нам пропонувати клієнту подібні товари, що мають близькі візуальні характеристики. Наприклад, якщо користувач зацікавився товаром, який представлений зображенням a_i , ми можемо рекомендувати інші товари, які представлені зображеннями $a_{j,\dots,k}$, $dist(a_i, a_{j,\dots,k}) \rightarrow min$, тобто відстань між векторами a_i та $a_{j,\dots,k} \in$ мінімальною.

Векторні характеристики зображень товарів на web-ресурсах можна отримати, використовуючи моделі для класифікацій. Передостанні шари нейронної мережі, перед повнозв'язними шарами, які виконують класифікацію, містять деталізовані характеристики зображення, важливі для класифікації. І їх можна використовувати як числовий опис вмісту. Припустимо, що у нас є l різних типів атрибутів для продукції. Атрибутом може бути будь-яка візуальна характеристика (наприклад, якщо це морепродукти компанії Klion Group, то типи атрибутів: упаковка, категорія, малюнки тощо).

$A_i = \{a_1, \dots, a_{L_i}\}, \forall i \in [1, l]$ – набір товарів кількістю L_i , для яких відоме значення атрибута i . Відповідно, щоб отримати значення атрибута i для решти товарів, необхідно розробити прогнозу модель. Побудувавши прогнозу модель для i -го атрибута NN_i , можна отримати описові вектори всіх товарів, які будуть відображати числове представлення товарів,

спрямоване щодо атрибута i . Якщо описовий вектор зображення має k елементів, це означає, що товари, які мають однакове значення атрибута i , будуть розташовані ближче одне до одного в k -вимірному просторі, порівняно з векторами, які описують товари з різними атрибутами.

З метою врахування всіх наявних атрибутів, необхідно поєднати характеристичні вектори на підставі всіх l моделей. Це надасть можливість висвітлити продукцію компанії з різних сторін, включаючи найбільшу кількість його візуальних особливостей. Виконуючи порівняння $l \cdot k$ – мірних векторів, підхід дозволяє відшукувувати найбільш візуально схожі продукти ($l \cdot k$ позначає, що на основі всіх l моделей будуть отримані характеристичні вектори однакової довжини).

Алгоритм створення рекомендацій на основі візуальних ресурсів складається із наступних етапів:

1. Розробка l класифікаційних моделей з метою автоматизованого виведення описових міток m для зображень.

$$NN_i = f(A_i) \rightarrow attr_i, \forall i \in [1, l], \quad (2.21)$$

де NN_i – підготовлена нейронна мережа на A_i навчених даних для передбачення i -го атрибуту;

$attr_i$ – група значень атрибуту i .

2. Отримання векторів глибинних характеристик розміром k для кожного з m зображень, базуючись на кожній з l розроблених моделей.

$$features_{ji} = NN_extractor_i(a_j), \forall j \in [1, m], \forall i \in [1, l], \quad (2.22)$$

де $features_{ji}$ – вектор глибинних характеристик для j -го товару, отриманий із i -ї моделі;

$NN_extractor_i$ – компонент, що виокремлює глибинні характеристики (шар нейронної мережі, що передує класифікаційним шарам) при використанні i -ї моделі;

a_j – зображення товару j .

3. Консолідація числових описових атрибутів всіх фото із навчального набору, заснована на l створених моделях, у єдиний вектор, який має довжину $l \cdot k$.

$$features_j = \cup_i features_{ji}, \forall j \in [1, m], \quad (2.23)$$

де $features_j$ – об'єднаний характеристичний вектор довжиною $l \cdot k$, створений на підставі i векторів глибинних атрибутів.

4. Побудова моделі наближення алгоритму найближчих сусідів (з використанням алгоритму Annoy) [38] для оптимізованого пошуку.

$$search_{model} = Annoy(features_1, \dots, features_m). \quad (2.24)$$

5. Припустимо, є нове надходження (фото для пошуку) x , для якого маємо завдання рекомендувати найбільш відповідні товари. Виконавши аналогічні розрахунки із цим новим зображенням, ми отримаємо описовий вектор n , позначений як $features_x$.

$$features_x = \cup_i NN_extractor_i(x). \quad (2.25)$$

6. Завдяки використанню моделі Annoy та вимірюванню відстані типу Евкліда, визначити набір найкраще асоційованих товарів, які варто вважати перспективними варіантами для рекомендацій.

$$search_{model}(features_x) \rightarrow top\ most\ similar. \quad (2.26)$$

Використання візуального контенту на web-ресурсах та інтернет-платформах є поширеним підходом, і воно може вплинути на збільшення попиту на товари та забезпечити точні рекомендації для відповідних покупців. Такий підхід до управління інтернет-маркетингом вимагає перетворення всіх візуальних даних у числовий формат, здатний до правильного порівняння та оцінки. З метою досягнення цієї мети, був вдосконалений підхід до "налаштування" нейронних мереж, та поєднані отримані глибинні атрибути у комбіновані характеристичні вектори. Ця стратегія дозволяє поєднати високоякісні вектори для знаходження товарів зі схожими характеристиками.

Висновки по розділу 2.

У другому розділі кваліфікаційної роботи запропоновано основні кроки впровадження стратегії управління інтернет-маркетингу, які включають: визначення місії та цінностей; створення продукту/послуги; аналіз конкурентного середовища; оцінка системи показників результативності; розробка профілю цільової аудиторії; наповнення контентом; рекламування продукції. Розроблено структурно-логічну модель управління інтернет-маркетингом, що заснована на використанні інструментарію економіко-математичного моделювання та Data Science. Для аналізу конкурентного оточення, профілю цільової аудиторії, контент-стратегії та просування продукції рекомендовано використовувати відповідний інструментарій Data Science.

Розроблена математична модель для виявлення рекламних вподобань покупців, що базується на гіпотезі, що використання моделей машинного навчання на основі зразків покупок може забезпечити отримання параметрів типу OCEAN. Такі зразки включають: історія попередніх покупок споживачів; категорії товарів, яким він ставив лайкі; оцінки товарів, які були придбані; задоволеність покупками клієнта; вибір продуктів з вищою вартістю; покупки в робочі або вихідні дні; значущість бренду для клієнта; реакція на акції та знижки тощо.

Під час створення рекомендацій, заснованих на візуальному змісті, був розроблений підхід для знаходження найближчих сусідів з використанням візуального змісту. Цей метод використовує нейронні мережі для створення глибоких репрезентацій зображень. Також, підходи до доналаштування нейронних мереж та об'єднання глибинних атрибутів були вдосконалені та використані для створення поєднаних характеристичних векторів. Це дозволяє поєднати високоякісні вектори для пошуку товарів із схожими характеристиками.

РОЗДІЛ 3

РЕАЛІЗАЦІЯ СТРУКТУРНО-ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ МОДЕЛІ УПРАВЛІННЯ ІНТЕРНЕТ-МАРКЕТИНГОМ KLION GROUP

3.1. Моделювання формування рекламних переваг та прогнозування OCEAN-параметрів для Klion Group

Новий підхід до розкриття вподобань у рекламі серед споживачів продукції Klion Group заснований на OCEAN-параметрах, включає кілька етапів:

1. Прогнозування OCEAN-параметрів на основі змісту тексту, створеного користувачами (пости в соціальних мережах, коментарі під придбаними товарами);

2. Розробка моделей для визначення OCEAN-параметрів на основі транзакційних даних та зразків покупок;

3. Прогнозування OCEAN-параметрів для всіх споживачів;

4. Виявлення вподобань та рекламних переваг клієнтів.

Для тестування цього алгоритму був використаний набір даних з плагіну Google Analytics інтернет-магазину <https://veladis.ua>, який включає інформацію про транзакції та відгуки користувачів щодо товарів. Ці дані містять відгуки клієнтів та метадані товарів. Інформація включає назву товару, дату покупки, оцінку, бренд, ціну, коментар та зображення.

Загалом, оброблений набір даних включає інформацію щодо близько 3500 користувачів та 200 товарів. Під час передобробки деякі споживачі були виключені (за відсутністю коментарів) разом з коментарями, мінімальна довжина яких становила менше 15 слів.

Як було відзначено раніше, OCEAN-параметри можна отримати з текстової інформації, яку надають покупці. Для розмітки даних був використаний сервіс IBM Watson, який дозволяє передбачити особливості характеру особи за її текстовими висловлюваннями. Перед тим, як

використовувати цей сервіс для аналізу даних, коментарі до товарів були піддані очищенню від шуму та розділені на частини, які містять 2500 символів (ця кількість була вибрана, щоб отримувати стабільні результати від API сервісу, як показано на рисунку 3.1).

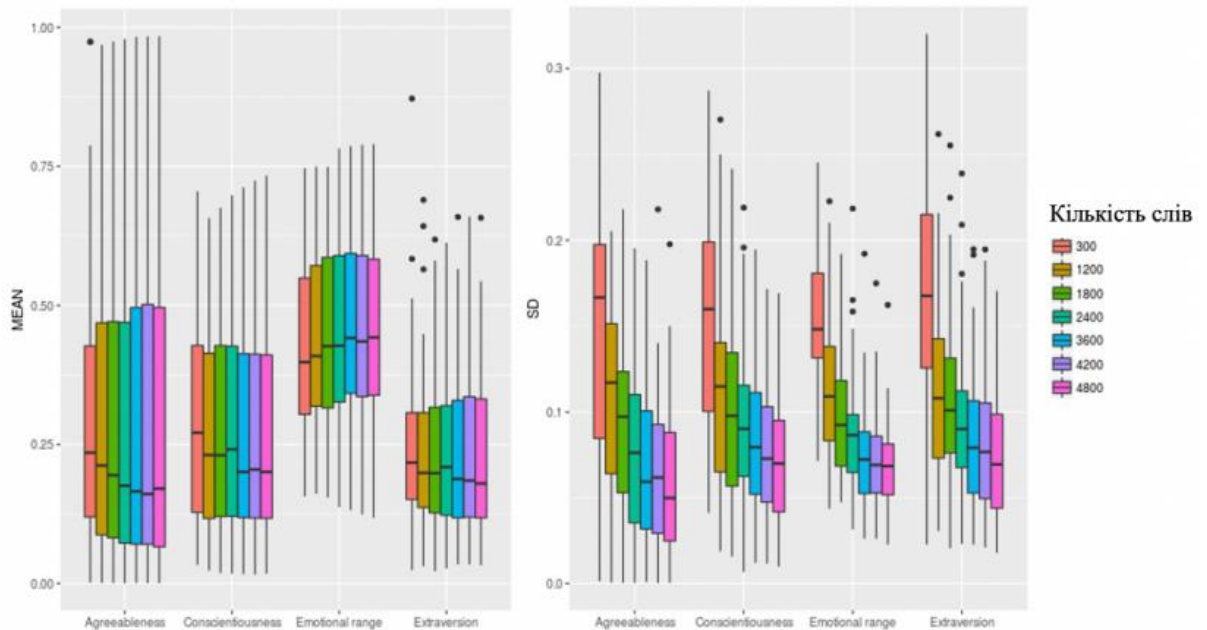


Рис. 3.1. Розподіл MEAN і SD параметрів при використанні різної кількості слів для прогнозу

Для клієнтів, чий коментарі склалися з більшої кількості слів, було отримано кілька передбачених значень для кожної з OCEAN-параметрів і розраховано їх середнє значення. Графіки на рисунку 3.1 демонструють розподіли середнього значення (MEAN) та середньоквадратичного відхилення (SD) параметрів різних характеристик в залежності від кількості слів. Ці графіки ілюструють:

- Зменшення різниці між параметрами при зростанні кількості слів, на основі яких була здійснена оцінка;
- Стабільніше середнє значення параметрів з'являється при використанні коментарів із 2500 символів і більше.

Здійснивши аналіз, було зроблено висновок, що розбиття всього текстового контенту споживачів на частини по 2400 слів дозволяє

передбачати параметри на основі кожної з цих частин та об'єднання їх усередненням для досягнення більшої стабільності результатів. Діаграма "ящик з вусами" (boxplot) на рисунку 3.2 демонструє розподіл оцінок всіх користувачів.

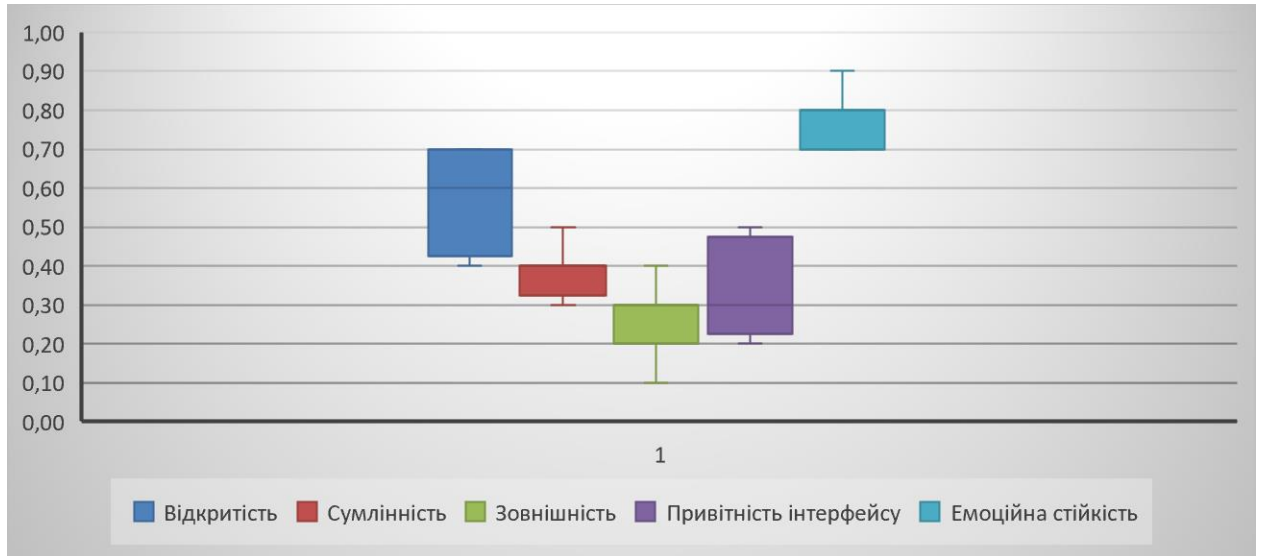


Рис. 3.2. Розподіл OCEAN-параметрів

Для перевірки ефективності підходу, було порівняно точність прогнозованих параметрів з реальними OCEAN-параметрами, отриманими з опитувань 120 клієнтів, з використанням їхніх коментарів у соціальних мережах. На рис. 3.2 розрахована кореляція між реальними і прогнозованими параметрами за кількістю слів у відгуках на товари web-ресурсу.

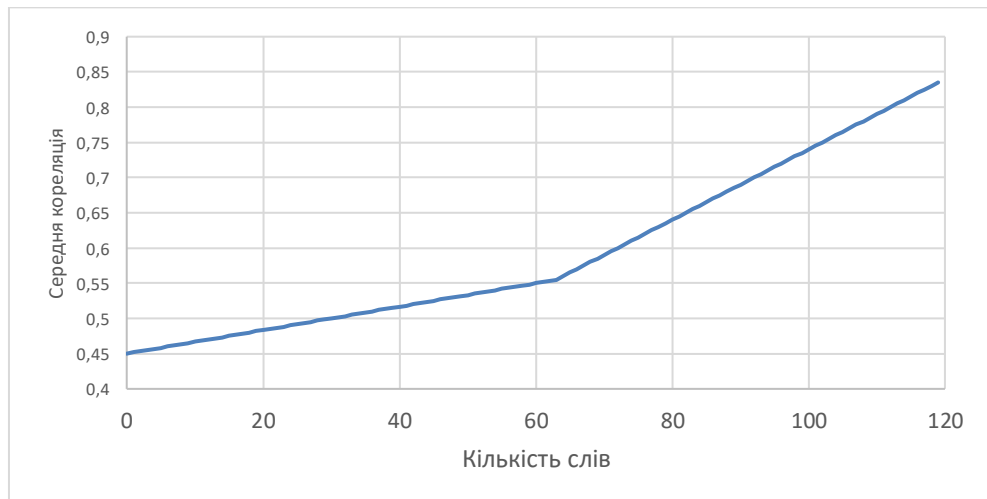


Рис. 3.2. Кореляція між спрогнозованими та зібраними на основі опитувальників параметрами

Розподіл кореляції між реальними і прогнозованими параметрами представлений на рис. 3.3.

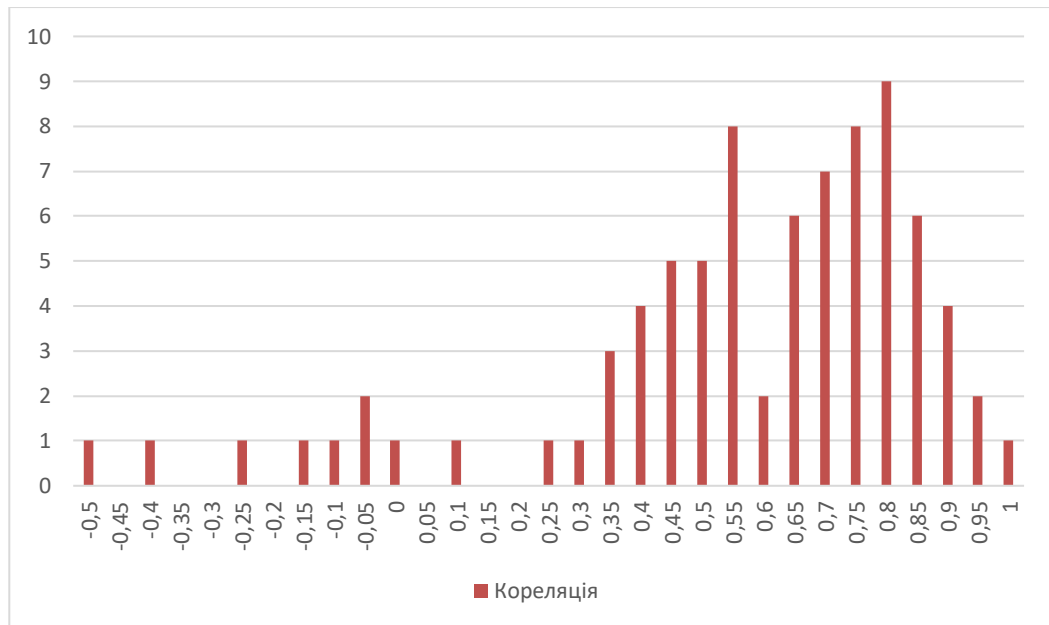
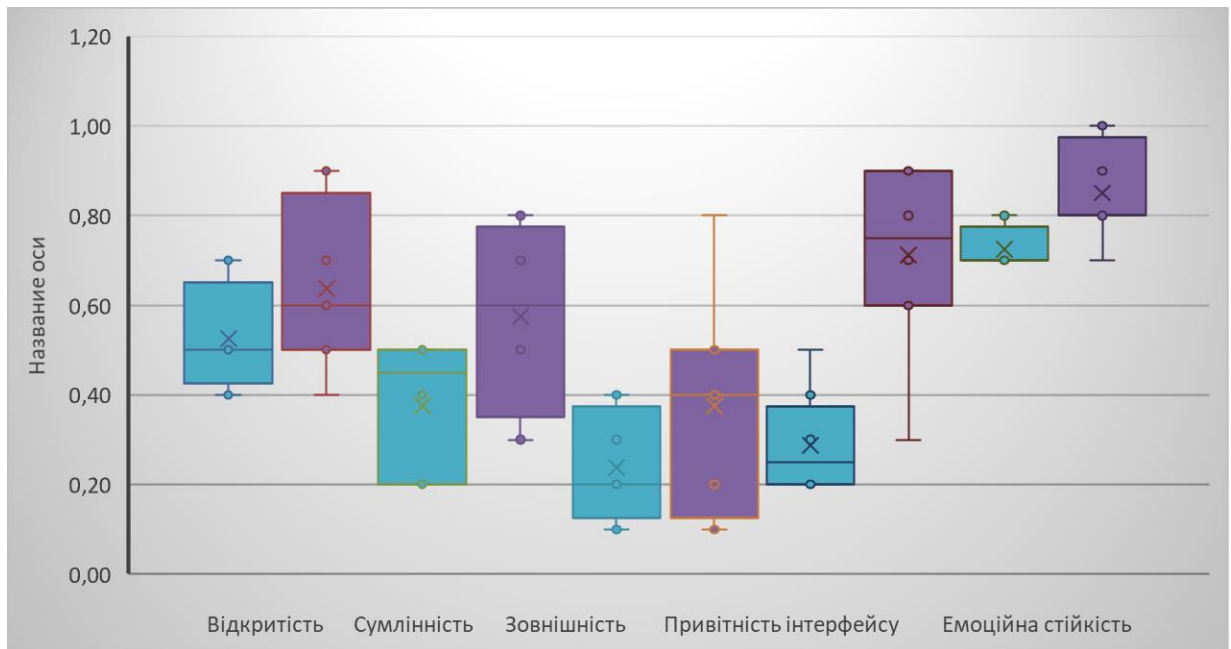


Рис. 3.3. Розподіл кореляції між реальними і прогнозованими параметрами

Аналіз результатів на рис. 3.2. показує, що збільшення кількості слів призводить до підвищення точності прогнозу. Натомість рис. 3.3. демонструє, що більшість спостережень зосереджена у проміжку між 0,65 та 0,95. Це може свідчити про високу адекватність моделі в прогнозуванні параметрів OCEAN.

Важливо наголосити, що порівняння розподілів фактичних та прогнозованих параметрів підтверджує попередні висновки (див. рис. 3.3). Навіть із певною асиметрією, параметри відображають реальні закономірності та прогножуються зі значною точністю. Наприклад, середня кореляція між фактичними та передбаченими оцінками для текстів, що включають понад 120 слів, становить 0,84. Для наочності порівняння розподілів див. рис. 3.4.



■ - прогностні параметри, ■ - реальні параметри

Рис. 3.4. Розподіл реальних та розрахованих параметрів

На цьому етапі нами розраховано параметри OCEAN, які були спрогнозовані для всіх клієнтів з наявним текстовим вмістом. Графічне зображення профілю покупця *K* можна розглянути на рисунку 3.5. Ці нові результати показують високий рівень відкритості, емоційної стійкості та сумлінності, в той час як зовнішність та привітність інтерфейсу виявилися на нижчому рівні.

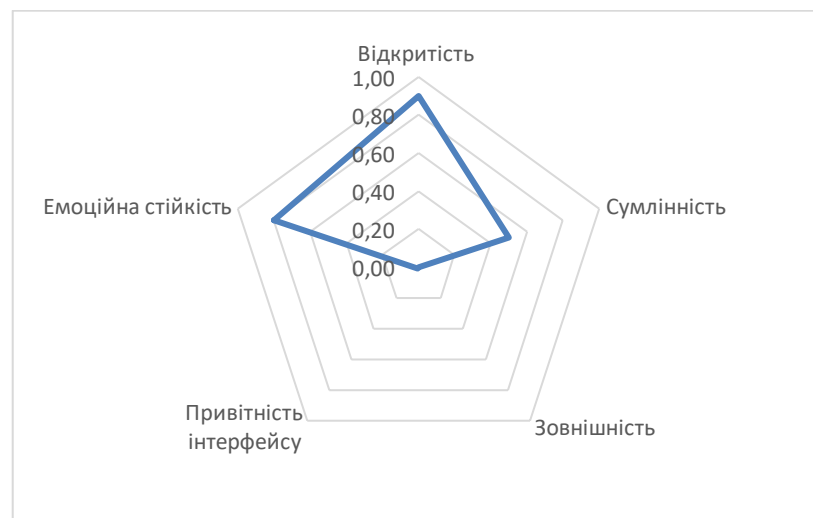


Рис. 3.5. OCEAN-параметри для покупця *K*

Застосування параметрів OCEAN, дозволяє моделювати широкий спектр споживчих переваг, які описують кожного покупця. Наприклад, уподобання клієнта K вказують на те, що:

- дбає про смак та якість при придбанні продукції;
- віддає перевагу офлайн магазинам;
- використовує дебетові картки для покупок та інше.

Наступним етапом стає розширення методології на натреновані моделі, використовуючи XGBoost алгоритм на базі дерев та TF-IDF представлення текстового вмісту. Процес підготовки даних включає наступні кроки:

1. Вилучення коментарів, що містять менше 15 слів.
2. Виключення споживачів, які входять у топ 10% за кількістю коментарів, а також тих, хто залишив менше 4 коментарів. Ця фільтрація сприяє усуненню викидів і допомагає отримати більш достовірні моделі.

3. Очищення коментарів від загальних описів товарів. Зазвичай, перший фрагмент коментаря містить загальний опис придбаного продукту, тоді як другий фрагмент виражає емоції покупця від товару. Оскільки саме друга частина містить більше особистих думок покупця, вона надає більше інформації про його особистість. В кваліфікаційній роботі було вирішено сконцентрувати аналіз на останніх 120 словах у великих коментарях, які підлягають подальшій обробці. Процес обробки має такі етапи:

4. Токенізація та очищення. Перш за все, текст розбивається на окремі слова. Після цього проводиться наступна обробка [39]:

- Вилучення розділових тегів.
- Прибирання пунктуаційних символів.
- Видалення подвійних пробілів.
- Видалення чисел.
- Вилучення стоп-слів.
- Вилучення коротких слів (з менше, ніж 5 літерами).
- Перетворення тексту до нижнього регістру.

– Використання стемінгу для зведення слів до їхніх основних форм.

Після цих етапів текст буде готовий для побудови характеристик TF-IDF.

5. Поєднання токенизованих коментарів в єдиний вектор для кожного із споживачів.

6. Відсів слів, які вживаються менше ніж у 20% споживачів або більше ніж у 80%.

7. Побудова векторів частоти появи термів (TF) для кожного індивідуального споживача. В результаті отримуємо матрицю розміром 3541x2154, яка зображена на рисунку 3.6.

Акції	Безкоштовна доставка	Вибір	Гарантія	Дегустація	Європейська риба	Знижки	Інгредієнти	Корзина	Лососі	Морепродукти	Найкращий вибір	Онлайн-замовлення	Постачальники	Рибні делікатеси	Спеціальні пропозиції	Тунець	Консерви
0	1	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	1
0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	2
0	1	1	1	1	1	2	1	0	1	0	3	1	1	1	1	0	1
0	1	1	1	1	1	0	0	0	2	0	0	1	5	1	0	1	0
1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1
0	1	0	1	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
1	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0	1	5	0	0	0	0	1
1	1	0	1	0	1	0	1	0	2	0	0	4	1	1	1	0	1
2	1	0	1	0	3	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0	1	1
0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1	0	1	0	1	1
0	0	1	1	1	1	2	0	1	1	0	3	0	1	0	1	1	1
0	1	1	0	1	1	1	0	1	2	1	0	0	5	1	1	1	0
1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	1
0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	0	1	1	1	1	1

Рис. 3.6. Фрагмент матриці TF-вектору споживачів

8. Обчислення IDF для кожного слова (загалом у побудованому словнику є 2154 слів після процесингу), представлено в табл. 3.1.

Таблиця 3.1.

Фрагмент IDF-репрезентації слів

Терм	IDF ваги
Анчоус	3,58
Барабуль	3,88
Вугор	3,22
Горбуш	3,99
Дорад	1,59
Жерех	1,12
Зубат	1,14
Ікр	3,61
Камбал	2,25
Лосос	2,36

9. Обчислення TF-IDF характеристик для навчання моделей.

Для оптимізації гіперпараметрів було використано алгоритм Tree-Structured Parzen Estimators (TPE) [40]. Цей алгоритм проявив вищу ефективність порівняно з пошуком по сітці (Grid-Search), особливо при обробці значної кількості гіперпараметрів, які є характерними для XGBoost. Однією з найбільших переваг TPE є його здатність працювати з нерівномірними просторами гіперпараметрів. Наприклад, коли один гіперпараметр є неперервним, інший - категоріальним, а третій - дискретним, але суміжні значення взаємодіють між собою.

При навчанні XGBoost зі стандартними параметрами для прогнозу "Відкритості", ми отримали RMSE 0.0216. Проте, після 100 ітерацій використання алгоритму TPE для оптимізації гіперпараметрів, ми знизили RMSE до 0.0084. Важливо зазначити, що XGBoost має велику кількість гіперпараметрів, серед яких ми вибрали для оптимізації такі: `colsample_bytree`, `learning_rate`, `max_depth`, `min_child_weight`, `subsample`. Додатково, в таблиці 3.2 наведено тестові значення п'яти різних моделей.

Таблиця 3.2

Точності XGBoost моделей на основі текстових даних

Характеристика	Середнє RMSE	Тестове RMSE	Тестове R ²
Відкритість	0,0216	0,0084	0,863
Сумлінність	0,0253	0,0145	0,742
Зовнішність	0,0214	0,0152	0,698
Привітність інтерфейсу	0,0521	0,0143	0,924
Емоційна стійкість	0,0235	0,0095	0,832

Як можна побачити з результатів, R² моделей коливається в рамках 0,69- 0,92, що є хорошим результатом.

3.2. Моделювання OCEAN-параметрів на основі даних про транзакції і зразків покупок Klion Group

В управлінні інтернет-маркетингом є типова ситуація, коли не всі клієнти залишають відгуки, або їхні профілі в соціальних мережах не доступні для аналізу через політику API. Це робить неможливим отримання повних даних для визначення параметрів OCEAN. Ця обмеженість у свою чергу зменшує точність управлінських механізмів в інтернет-маркетингу щодо формування цільової аудиторії та налаштування реклами на web-ресурсі.

Для того щоб розширити можливість застосування OCEAN-параметрів до всіх клієнтів, було розроблено кілька моделей, які дозволяють нам передбачити ці параметри на основі даних про їхні транзакції. Основна методика включає в себе два підходи: використання випадкового лісу (Random Forest) та застосування лінійної регресії для об'єднання результатів.

Алгоритм моделювання «Випадковий ліс» є нелінійним методом, він є ансамблем дерев рішень, заснованим на бустрапінгу. Це зменшує ймовірність перенавчання та полегшує підбір параметрів, забезпечуючи при цьому високу точність навіть при стандартних налаштуваннях. Комбінування результатів здійснюється за допомогою лінійної регресії, яка дозволяє об'єднати прогнози в ансамбль.

Побудована таким чином агрегація моделей включає наступні компоненти:

1. Модель історії покупок клієнта, яка базується на TF-IDF представленні категорій/тегів товарів, які були куплені раніше. Кожен товар описується декількома тегами, що дозволяє нам створити їх векторне представлення.

2. Модель особистих вподобань, яка враховує індивідуальні відмінності клієнтів.

3. Модель зразків покупок, яка допомагає виявити повторювані закономірності у покупках.

Всі ці компоненти працюють разом, щоб створити більш точний та виважений образ клієнтів, який допомагає нам в управлінні інтернет-маркетингом щодо прогнозу параметрів за OCEAN.

Будь-який продукт на сайті можна описати одним або декількома тегами (ключовими словами). Для прикладу, аналіз web-ресурсу компанії Klion Group та торгівельної марки Veladis, одного з продуктів описано 3 тегами на рис. 3.7.

Теги:

- 1. Паста креветочна**
- 2. Veladis**
- 3. Ікорка**



Рис. 3.7. Теги для продукції web-ресурсу <https://veladis.ua/products/>

Тег «Паста креветочна» присутній у 5 з 200 товарів у базі даних, які аналізуються, тож це досить унікальна характеристика товару, що викликає значну IDF оцінку (рис. 3.8).



Рис. 3.8. Продукція Klion Group з тегом «Паста креветочна»

Зовсім на протилежному полюсі стоїть тег "Veladis", який має своє місце в описі не менше ніж в 180 товарів. Таким чином, цей тег втрачає свою унікальність, і важливість інформації, яку він несе та його не доцільно застосовувати в аналізі. В подальшому, при оновленні web-ресурсу, нами

пропонується уникати таких загальних тегів при описі продукції компанії Klion Group.

Аналіз аналітичної системи Google Analytics web-ресурсу компанії Klion Group показує, що дані, які ми отримали з відгуків, містять в собі 415 унікальних тегів, що представляють різноманітні категорії товарів. Це відкриває можливість зобразити кожного окремого клієнта як 415-вимірний вектор характеристик за допомогою представлення TF-IDF, заснованого на придбаній ним продукції.

На практиці цей процес можливо реалізувати наступним чином:

1. Алгоритм визначає унікальні та загальні теги. Так, у наданих даних ми зустрічаємо теги, що відносяться до категорій та їх підкатегорій. І це означає, що якщо ви бачите тег підкатегорії, обов'язково знайдете також і відповідний тег категорії у описі товару. Щоб уникнути зайвого збільшення об'єму такого вектора, нами було прийнято рішення об'єднати подібні теги в один - наприклад, тег "main_category_norm". Аналіз web-ресурсу компанії Klion Group вказує на те, що унікальна кількість базових категорій становить 16 (див. табл.3.3).

Таблиця 3.3.

Аналіз бази даних категорії тегів web-ресурсу компанії Klion Group

key	main_category	number_subcategories
1	РИБНІ ЗАКУСКИ "СМАЧНА ФІШКА	3
2	СКУМБРІЯ В МАРИНАДІ	3
3	ФОРШМАК	1
4	РИБА З ОВОЧАМИ	4
5	РАТЕ З ІКРИ ТА РИБИ	6
6	КАВ'ЯР "ФІЛАДЕЛЬФІЯ"	2
7	ІКРА ПРОБІЙНА	12
8	ІКРА АТЛАНТИЧНИХ РИБ В СОУСІ	6
9	ІКРА ЛОСОСЕВА ЗЕРНИСТА	4
10	ПАСТА "ІКОРКА" ДЕЛІКАТЕСНА	4
11	ПАСТА КРЕВЕТОЧНА	5
12	ПРЕСЕРВИ РИБНІ	22
13	ПРЕСЕРВИ З МОРЕПРОДУКТІВ	8
14	ФАРШ РИБНИЙ	4
15	МОРЕПРОДУКТИ МОРОЖЕНІ	13
16	РИБА МОРОЖЕНА	23

2. Наступним кроком обчислюються інверсні IDF-характеристики для всіх тегів, включаючи "main_category_norm", а також розраховуються TF-характеристики для кожної можливої пари клієнт-тег (див. табл. 3.4).

Таблиця 3.4.

Приклад нормалізації тегів

main_category	category_name	main_category_norm
Риба з овочами	Палтус з овочами	Риба палтус з овочами
Ікра пробійна	Ікра тріски	Ікра пробійна тріски

Важливо підкреслити, що IDF характеристики стають меншими відносно кількості покупців, які обрали товари з певним тегом, тоді як TF-характеристики відображають конкретну кількість придбаних покупцем товарів із відповідним тегом.

3. На завершальному етапі відбувається обчислення TF-IDF векторів для всіх можливих клієнт-товар варіантів. Це досягається шляхом добутку матриць IDF і TF, а також перетворенням таблиці до формату "wide", де кожен тег представлений окремим стовпцем. В результаті виникає матриця розміром (842, 415), яка містить функціональні характеристики для навчання.

Наступний етап передбачає підбір найкращих параметрів і навчання п'яти регресійних моделей на основі алгоритму Random Forest для прогнозу параметрів OCEAN. До цього кроку, множину споживачів вже розділено на навчальні, валідаційні та тестові вибірки (70%, 25%, 5%), розподілені випадковим чином. Під час тренування на навчальних вибірках відбувається навчання всіх моделей Random Forest, валідаційна вибірка служить для навчання ансамблю моделей. У свою чергу, тестова вибірка використовується для оцінки кінцевого результату та точності прогнозування.

Оптимальний параметр *metrix*, який визначає кількість важливих функцій з усіх передбачуваних змінних для навчання окремого дерева, був підібраний за допомогою 5-кратної крос-валідації. Використовуючи 110 дерев, алгоритм Random Forest був навчений.

Оцінки точності для п'яти моделей, на базі тестових даних, представлені в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5.

Точність моделей на основі історичних покупок

Характеристика	Середнє RMSE	Тестове RMSE	Тестове R²
Відкритість	0,025	0,018	0,445
Сумлінність	0,036	0,028	0,358
Зовнішність	0,027	0,019	0,205
Привітність інтерфейсу	0,055	0,025	0,745
Емоційна стійкість	0,034	0,022	0,536

Значення "Середнє RMSE" вказує на квадратний корінь середньої квадратичної помилки (RMSE) при передбаченні середнього значення для кожного споживача в тестовій вибірці. Отримані значення RMSE для тестових даних менше за середні, що свідчить про те, що модель вдалося вивчити характерні зразки в даних, що дозволило успішно передбачати параметри OCEAN. Особливо варто відзначити, що з високою точністю були передбачені параметри для таких аспектів, як «Привітність інтерфейсу» та «Емоційна стійкість».

Останньою з множини моделей для прогнозування параметрів OCEAN є модель зразків покупок. Її навчання базується на характеристиках клієнтів, які відображають здійснені покупки та їх зразки: відношення до бренду, уподобання за ціновою категорією, реакція на рейтинги товарів та багато іншого. Перелік проаналізованих факторів для цієї прогнозовної моделі наведений у таблиці 2.3. Всього було створено 25 різних зразків, які виявили свою корисність (див. табл. 3.6).

Фрагмент аналітичної таблиці зразків покупок

id	BrandStability	BrandPreference	AverageRate	BestProductBuyers	...
V0025	0.24	0.96	3.62	0.7	...
V0267	0.08	0.23	4.83	0.79	...
V0184	0.68	0.54	4.52	0.69	...
V0002	0.61	0.14	4.40	0.59	...
V0002	0.25	0.16	3.25	0.71	...
V0056	0.33	0.67	4.19	0.49	...
V0019	0.58	0.85	4.03	0.84	...
...

Під час навчання моделі Random Forest було виконано підбір оптимальних параметрів та оцінка точності за допомогою 5-fold крос-валідації, використовуючи метод grid search. Процес крос-валідації включає розбиття вибірки на однакову кількість підвбірок, після чого модель навчається на $n-1$ підвбірках та перевіряється на залишковій n -й підвбірці. Цю процедуру повторюємо n раз, обчислюючи крос-валідаційні метрики на основі результатів усіх ітерацій. В процесі grid search ми перебираємо всі можливі комбінації гіперпараметрів, зазначених у вхідному списку, для знаходження оптимальних значень. У табл. 3.7 подані результати підбору гіперпараметрів для всіх п'яти моделей. Оцінка крос-валідації здійснювалася за допомогою параметрів *metrix* (кількість змінних, вибраних для розгляду при побудові кожного дерева) та *nmetrix* (кількість дерев у лісі) на основі коефіцієнта детермінації R^2 .

"BestProductBuyers" стає ключовою складовою для формування прогнозу моделі "Відкритості", тоді як "AverageRate" виявляється важливою характеристикою для прогнозу "Привітність інтерфейсу". Зауваженням, підтвердженим даними, слугує спостереження, що для передбачення параметрів OCEAN значущими факторами є аспекти, пов'язані зі ставленням

споживачів до уподобань рибної продукції (наприклад, їхні оцінки та частота покупок).

Таблиця 3.7.

Аналіз точності моделей на основі зразків покупок

mmatrix matrix	Крос-валідаційна R ²														
	300	400	500	300	400	500	300	400	500	300	400	500	300	400	500
	Відкритість			Сумлінність			Зовнішність			Привітність інтерфейсу			Емоційна стійкість		
5	0,459	0,453	0,455	0,495	0,494	0,498	0,256	0,263	0,253	0,732	0,741	0,733	0,542	0,551	0,554
10	0,458	0,453	0,455	0,486	0,494	0,495	0,254	0,261	0,251	0,733	0,740	0,731	0,541	0,549	0,557
15	0,458	0,453	0,454	0,485	0,493	0,492	0,251	0,254	0,249	0,726	0,736	0,732	0,532	0,544	0,552
16	0,466	0,452	0,451	0,485	0,488	0,489	0,241	0,251	0,248	0,723	0,734	0,730	0,533	0,543	0,551
17	0,455	0,452	0,451	0,499	0,485	0,488	0,241	0,250	0,251	0,726	0,739	0,729	0,530	0,541	0,549
18	0,455	0,452	0,451	0,477	0,475	0,482	0,238	0,241	0,248	0,721	0,739	0,728	0,530	0,532	0,548
19	0,454	0,452	0,451	0,477	0,475	0,475	0,234	0,245	0,246	0,721	0,742	0,728	0,521	0,533	0,541
20	0,454	0,451	0,451	0,476	0,475	0,473	0,234	0,245	0,242	0,716	0,745	0,731	0,522	0,534	0,542

Отримані тестові оцінки для моделі на основі зразків наведено в табл.

3.8.

Таблиця 3.8.

Точність моделей на основі зразків покупок

Характеристика	Середнє RMSE	Тестове RMSE	Тестове R ²
Відкритість	0,022	0,017	0,438
Сумлінність	0,034	0,024	0,412
Зовнішність	0,027	0,024	0,215
Привітність інтерфейсу	0,054	0,025	0,725
Емоційна стійкість	0,033	0,022	0,546

На рис. 3.9 зазначено порівняння розрахованих OCEAN-параметрів за допомогою моделі на основі контенту і з моделлю на основі зразків покупок.

Результати порівняння дозволяють зробити висновок, що отримані на основі двох підходів параметри OCEAN є досить близькими.

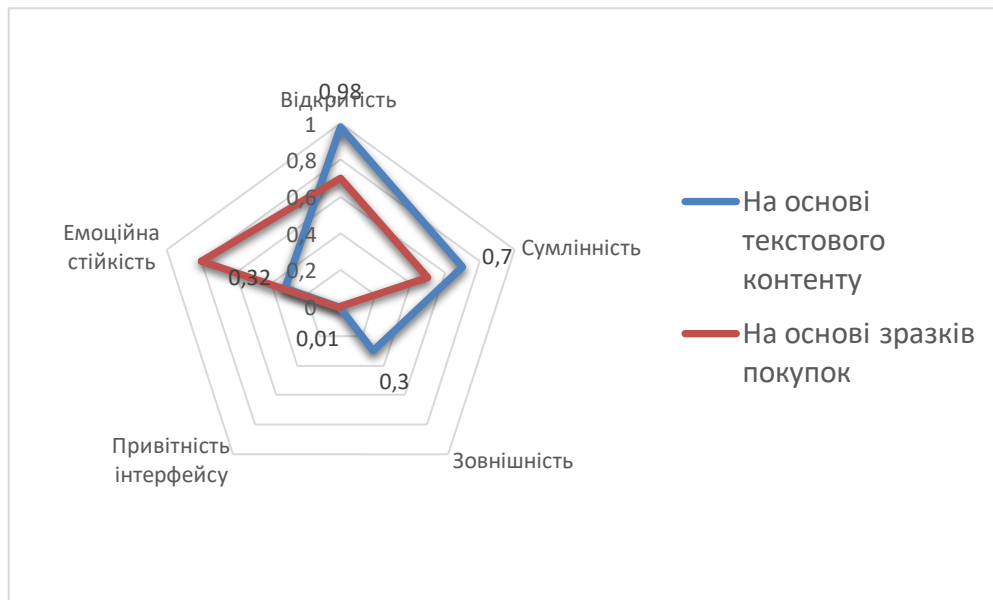


Рис. 3.9. Порівняння OCEAN-параметрів на основі різних моделей

3.3. Розробка маркетингової стратегії на основі рекламних профілів компанії Klion Group

Прогнозуючи параметри OCEAN за допомогою одного з двох можливих підходів для всіх споживачів, відкривається можливість класифікувати їх та розробляти маркетингові стратегії на основі їхніх рекламних вподобань. Для аналізу був взятий постійний покупець інтернет-магазину Klion Group, деталі щодо його рекламних вподобань було розраховано та наведено в табл. 3.9.

Таблиця 3.9.

Рекламні преференції одного з постійних клієнтів Klion Group

	Аналіз OCEAN		
	Рівень	Параметр	Пропонований маркетинговий захід
Відкритість	Значний	0,842	Проявляє більше зацікавленості до різних характеристик товару, аніж до його модного естетичного дизайну. Виявляє виразне бажання здійснювати покупки онлайн, отже, рекомендується надати можливість швидкої покупки. Віддає перевагу перевіреному бренду. Схильний оцінювати надійність товару вище, ніж його стиль.

Продовження табл. 3.9.

Сумлінність	Помірний	0,541	Підхід на основі зазначено значення показника не визначений.
Зовнішність	Незначний	0,015	Почуває певну симпатію до відтінків синього та червоного. Вважає, що сама реклама може бути недостатньою для того, щоб спонукати до миттєвої покупки, тому можливість "дізнатися більше про продукт" вважає за бажану. Відноситься до популярності бренду товару не так уважно.
Привітність інтерфейсу	Незначний	0,024	Віддає перевагу інформаційно-орієнтованій рекламі, відмінності стилю йому не так важливі. Прихильний до порівняльних рекламних стратегій, які дозволяють оцінити всі можливі варіанти на ринку. Вразливий до впливу останніх модних тенденцій. Потенційний покупець віддає перевагу можливості фізично оглянути товар перед придбанням, тому варіанти "повернення грошей за гарантією" та "самовивіз з найближчого магазину" вигідні.
Емоційна стійкість	Значний	0,874	Віддає перевагу рекламі, яка зосереджується на трансформаційних аспектах, демонструючи враження від використання товару. Зацікавлений у порівняльних рекламних стратегіях, які дозволяють зрозуміти варіативність ринкових пропозицій. Що стосується кольорових вподобань, відтінки пурпурного та червоного є пріоритетом. Позитивно сприймає можливість здійснювати покупки онлайн, отже, рекомендується реалізувати функцію "швидкої покупки".

Маркетингова стратегія управління профілями клієнтів Klion Group була удосконалена завдяки використанню інформації з соціальних мереж. Це дозволяє робити аналіз нових клієнтів, навіть якщо в базі даних відсутні історичні транзакції або текстові коментарі. Дослідження охоплює дані з Twitter та Facebook, який забезпечує текстовий контент (твіти) через відкрите API та коментарі через FacebookAPI. Методологія отримання профілю клієнта полягала в наступному:

1. Виділення групи клієнтів із бази даних з відомим ім'ям, прізвищем та місцем проживання [41];

2. Пошук кандидатів для кожного клієнта за допомогою твітер-API, з використанням "twitter name" поля та ім'я/прізвище та співставлення з Facebook іменем;

3. Відсіювання кандидатів без інформації про місце проживання та співставлення інших з Facebook-профілем на основі найменшої відстані між місцем проживання та локацією з Facebook, з обмеженням в 40 км.

Досліджений метод залучив близько 400 клієнтів, дозволив співставити 22% споживачів та отримати OCEAN-профілі для 11% (передумовою було наявність щонайменше 50 слів у коментарях стрічці Facebook або твітера). Оцінка точності профілів здійснювалася на основі розмічених даних. Як показано на рис. 3.10, точність відповідності користувачів знижується зі збільшенням відстані.



Рис. 3.10. Розподіл точності отриманих профілів клієнтів Klion Group в залежності від відстані (у км)

За можливості отримати OCEAN-профілі, використовуючи платформи соціальних мереж, маємо можливість проводити оцінку профілів будь-яких акаунтів. Як ілюстрація цього, після проведення аналізу Twitter-акаунта та передбачення OCEAN-характеристик для Валерія Маркуса (https://twitter.com/Valerii_Markus), результати відображені на рис. 3.11.

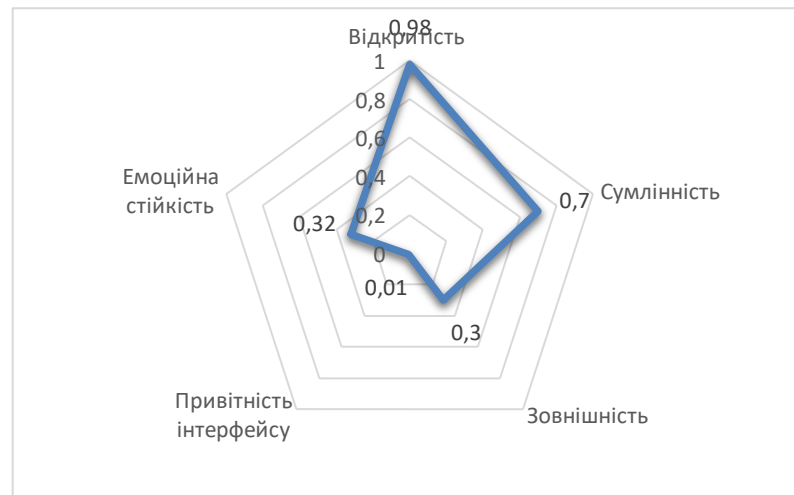


Рис. 3.11. OCEAN-профіль потенційного клієнта

Аналіз параметрів за шкалою OCEAN, пов'язаних з Валерієм Маркусом, дозволяє зробити припущення, що він проявляє інтровертні риси, супроводжуючи це низьким рівнем привітності інтерфейсу (вказує на його схильність не приділяти увагу іншим думкам чи ідеям, вчиняючи відповідно до своїх уподобань). Прогнозування параметрів OCEAN було побудовано на основі 59 останніх твітів. Як результат, розроблено методику, що дозволяє точно визначати психотип користувачів з точністю від 0,45 до 0,81 на основі транзакційних даних та від 0,62 до 0,83 на основі текстових даних.

Використовуючи обчислений профіль та психологічні дослідження, розроблено рекламні профілі, які допомагають асоціювати кожного споживача із найефективнішим типом цільової аудиторії та реклами. Цей механізм було апробовано у роботі з клієнтами компанії Klion Group, що дозволило асоціювати 12% її споживачів із профілями в Twitter, та 14% споживачів з Facebook та передбачити їх параметри за шкалою OCEAN та рекламні вподобання на основі текстового контенту.

Такий підхід дозволив класифікувати дані для 62% споживачів та вивести їх рекламні вподобання на основі їх споживчих та покупних звичок. Ця маркетингова стратегія призвела до прийняття управлінських рішень щодо налаштування персоналізованої реклами для цільової аудиторії, а

показник клікабельності CTR збільшився в діапазоні 2,8-4,1% для різних груп покупців.

Висновки до розділу 3.

У третьому розділі було запропоновано низку напрямів інтернет-маркетингової стратегії, спрямованих на виявлення індивідуальних рекламних вподобань споживачів компанії Klion Group. Розроблено підходи до забезпечення персоналізованої реклами на сайті компанії. Для створення профілів клієнтів розроблено рекомендації на основі результатів моделювання з використанням показників OCEAN. Для отримання цих показників використано бустінг-алгоритми, такі як XGBoost, а також випадковий ліс, де дані включають текстовий контент та зразки транзакцій покупок. Дослідження вказує, що для оцінки психотипу користувача досить враховувати власні тексти або транзакції.

Проведено аналіз аналітичної системи Google Analytics web-ресурсу компанії Klion Group, що показує неефективність ключових слів та тегів при описі товарів інтернет-магазину. Виділено базу унікальних тегів та загальних які не впливають на опис товарної позиції.

Проаналізовано джерела для визначення стратегії формування цільової аудиторії залежно від профілів користувачів, що дозволило створити набір правил для персоналізованої реклами.

ВИСНОВКИ

У результаті проведеного дослідження вирішено актуальну проблему підвищення ефективності управління інтернет-маркетингом для обґрунтування стратегії розвитку компанії. На прикладі компанії KlionGroup було удосконалено методологічний підхід до формування рекламних преференцій споживачів на базі OCEAN-параметрів, що надають змогу демонструвати кожному клієнту індивідуальний тип реклами та структурно-логічна модель управління інтернет-маркетингом, заснована на використанні інструментарію економіко-математичного моделювання та Data Science, що підвищує ефективність аналізу конкурентного оточення, профілю цільової аудиторії, контент-стратегії та просування продукції в інтернеті.

Основними результатами кваліфікаційної роботи є:

Розглянуто теоретичні підходи до методів управління інтернет-маркетингом в контексті підвищення ефективності інформаційної політики компанії Klion Group. Визначено, що традиційні підходи до маркетингу поступово трансформуються на користь нових, які використовують сучасні інформаційні технології, соціальні мережі та інструментарій Data Science, а також беруть до уваги нерівність доходів та диференціацію суспільства, інновації, умови вільної торгівлі та дбайливе ставлення до навколишнього середовища.

Зазначено, що сучасні підходи у маркетинговій діяльності зосереджуються на розробці комплексних довгострокових стратегій управління бізнесом, які включають в себе різні маркетингові цілі та завдання, такі як створення іміджу бренду, збільшення збуту товарів, залучення нових покупців, розробка асортименту та довгострокові відносини з клієнтами. Відмічено, що для успішного розвитку бізнесу надзвичайно важливо використовувати сучасні підходи бізнес-аналітики, такі як методи Data Science, які дозволяють глибоко проаналізувати бізнес-процеси, структурувати проблеми та систематизувати маркетингову діяльність.

Методи та моделі управління маркетингу, що базуються на алгоритмах Data Science, дозволяють обґрунтовувати рішення та автоматизувати процеси прийняття бізнес-рішень. Використання сучасних підходів моделювання та інструментів Data Science дозволяє визначити компоненти стратегії інтернет-маркетингу, покращити взаємодію з клієнтами і підвищити конкурентоспроможність підприємств.

Запропоновано основні кроки впровадження стратегії управління інтернет-маркетингу, які включають: визначення місії та цінностей; створення продукту/послуги; аналіз конкурентного середовища; оцінка системи показників результативності; розробка профілю цільової аудиторії; наповнення контентом; рекламування продукції. Розроблено структурно-логічну модель управління інтернет-маркетингом, що заснована на використанні інструментарію економіко-математичного моделювання та Data Science. Для аналізу конкурентного оточення, профілю цільової аудиторії, контент-стратегії та просування продукції рекомендовано використовувати відповідний інструментарій Data Science.

Розроблена математична модель для виявлення рекламних вподобань покупців, що базується на гіпотезі, що використання моделей машинного навчання на основі зразків покупок може забезпечити отримання параметрів типу OCEAN. Такі зразки включають: історія попередніх покупок споживачів; категорії товарів, яким він ставив лайкі; оцінки товарів, які були придбані; задоволеність покупками клієнта; вибір продуктів з вищою вартістю; покупки в робочі або вихідні дні; значущість бренду для клієнта; реакція на акції та знижки тощо.

Під час створення рекомендацій, заснованих на візуальному змісті, був розроблений підхід для знаходження найближчих сусідів з використанням візуального змісту. Цей метод використовує нейронні мережі для створення глибоких репрезентацій зображень. Також, підходи до доналаштування нейронних мереж та об'єднання глибоких атрибутів були вдосконалені та використані для створення поєднаних характеристичних

векторів. Це дозволяє поєднати високоякісні вектори для пошуку товарів із схожими характеристиками.

Запропоновано низку напрямів інтернет-маркетингової стратегії, спрямованих на виявлення індивідуальних рекламних вподобань споживачів компанії Klion Group. Розроблено підходи до забезпечення персоналізованої реклами на сайті компанії. Для створення профілів клієнтів розроблено рекомендації на основі результатів моделювання з використанням показників OCEAN. Для отримання цих показників використано бустінг-алгоритми, такі як XGBoost, а також випадковий ліс, де дані включають текстовий контент та зразки транзакцій покупок. Дослідження вказує, що для оцінки психотипу користувача досить враховувати власні тексти або транзакції.

Проведено аналіз аналітичної системи Google Analytics web-ресурсу компанії Klion Group, що показує неефективність ключових слів та тегів при описі товарів інтернет-магазину. Виділено базу унікальних тегів та загальних які не впливають на опис товарної позиції.

Проаналізовано джерела для визначення стратегії формування цільової аудиторії залежно від профілів користувачів, що дозволило створити набір правил для персоналізованої реклами.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Меркулова Т. В., Лубенець С. В., Янголенко А. А. Комплексна оцінка ефективності Інтернет-магазинів в електронній комерції. Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Сер. Економічна. 2019. № 96. Р. 43-54.
2. Заруба В. Я. Парфентенко І. А. Кількісні методи в управлінні маркетингом: Навч.-метод. посіб. Харків: НТУ «ХПІ», 2020. 106 с.
3. Багорка М. О., Кадирус І. Г. Упровадження маркетингової концепції управління в практичну діяльність аграрних підприємств. Науково-виробничий журнал «Держава та регіони». Серія «Економіка та підприємництво». № 1 (118). 2021. С. 42-47.
4. Дергачова В. В. Глобалізація бізнесу та Інтернет-маркетинг: перспективи і проблеми. Дніпро : Крок, 2018. 216 с.
5. Kotler P, Armstrong G. Defining Marketing and the Marketing Process. Principles of Marketing, 14th Edition, New Jersey: Pearson Prentice Hall. 2012.
6. Brown Allison J. "Should I Stay or Should I Leave?": Exploring (Dis)continued Facebook Use After the Cambridge Analytica Scandal. Social Media+ Society 6, no. 1. 2020. 2056305120913884.
7. Rayport J. F., Jaworski B. J. Introduction to e-Commerce. New York: McGraw-Hill, 2002. 664 p.
8. Smith P. R., Chaffey D. E-Marketing excellence: at the heart of e-Business. Oxford, UK: Butterworth Heinemann, 2005. 641 p.
9. Strauss J., Frost R. E-Marketing. NJ, USA: Prentice Hall; 7th edition, 2013. 496 p.
10. Сімаков К.І., Валіна В.Г., Лауніконіс В.П., Будовій М.Ю. Особливості державного управління в умовах цифрової трансформації України. Економічний вісник Донбасу. 2021. № 1 (63). С. 179-185.

11. Conway Drew. The Data Science Venn Diagram. URL: <http://drewconway.com/zia/2013/3/26/the-data-science-venn-diagram> (дата звернення: 3.11.2023).

12. Гнот Т. В., Негрей М. В. Data Science в аналізі проблем природокористування. Глобальні та регіональні проблеми інформатизації в суспільстві та природокористуванні: матеріали III Міжнар. наук.-практ. конф., 25-26 червня 2015 р. Київ: ТОВ "НВП Інтерсервіс", 2015. С.35-36.

13. Гнот Т. Концептуальні підходи до моделювання стратегії Інтернет-маркетингу. Східна Європа: економіка, бізнес та управління. 2020. №3(26). С.152 – 158.

14. Lisa A. Fast, David C. Funder. Personality as manifest in word use: correlations with self-report, acquaintance report, and behavior. *Journal of Personality and Social Psychology*. 2008. Vol. 94. No. 2. P. 334-346.

15. Gill A. J., Nowson S., Oberlander J. What Are They Blogging About? Personality, Topic and Motivation in Blogs. *Proceedings of the Third International Conference on Weblogs and Social Media, ICWSM 2009*. San Jose, California, USA, May 17-20, 2009.

16. Hirsh J. B., Peterson J. B. Personality and language use in self-narratives. *Journal of Research in Personality*. 2009. № 43. P. 524-527.

17. Big Five Personality traits. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Big_Five_personality_traits (дата звернення: 23.11.2023).

18. Гнот Т. В., Негрей М. В. Моделювання психометричних характеристик клієнтів. Big data analytics: Моделювання та інформаційні технології: матеріали міжнар. наук. симпозіуму/ за ред. д.е.н., професора А. А. Мазаракі, д.т.н., професора Н. В. Притульської. Київ., 20 березня 2019. С.8-11.

19. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proc. ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discov. Data Min.* 13–17-Aug, 2016. P. 785–794.

20. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001. № 45. P. 5–32. URL: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324> (дата звернення: 12.11.2023).
21. Гнот Т. В. Автотегування та використання візуальних характеристик зображень в інтернет-маркетингу. *Інтелект XXI (IndexCopernicus; GoogleScholar)*. 2018. № 3. С. 111–116.
22. Jacob B. Hirsh, Sonia K. Kang, Galen V. Bodenhausen. Personalized Persuasion: Tailoring Persuasive Appeals to Recipients' Personality Traits. *Psychological Science*. 2012. №23(6). P. 578-581.
23. Jacob B. Hirsh, Sonia K. Kang, Galen V. Bodenhausen. Personalized Persuasion: Tailoring Persuasive Appeals to Recipients' Personality Traits. *Psychological Science*. 2012. №23(6). P. 578-581.
24. Bosnjak M. Personality determinants of online shopping: Explaining online purchase intentions using a hierarchical approach. *Journal of Business Research*. 2007. № 60(6). P. 597-605.
25. Myers Susan D., Sen S., Alexandrov A. The moderating effect of personality traits on attitudes toward advertisements: A contingency framework. *Management & Marketing Challenges for Knowledge Society*. 2010. Vol. 5. No. 3. P. 3-20.
26. Christopher P. Puto, William D. Wells. Informational and Transformational Advertising: the Differential Effects of Time. *Advances in Consumer Research*. 1984. Vol. 11. P. 638-643.
27. Hnot T. Recommendations Based on Visual Content. Integration, Harmonization and Knowledge Transfer: proceedings of the 14th International Conference on ICT in Education, Research and Industrial Applications (SciVerse Scopus). Kyiv, 14-17 May, 2018. P. 485-487.
183. Luyang Chen, Fan Yang, Heqing Yang. Image-based Product Recommendation System with Convolutional Neural Networks, Stanford, 2017. URL: <http://cs231n.stanford.edu/reports/2017/pdfs/105.pdf> (дата звернення: 5.10.2023).

28. Shankar D., Narumanchi S., Ananya H., Kompalli P., Chaudhury K. Deep learning based large scale visual recommendation and search for e-commerce. arXiv preprint arXiv:1703.02344, 2017.
29. Ec Lin Z.; Ji K.; Kang M.; Leng X.; Zou H. Deep Convolutional Highway Unit Network for SAR Target Classification with Limited Labeled Training Data. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 2017. No14. P. 1091–1095.
30. Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. Computer Vision and Pattern Recognition. 2014. V.1.
31. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016. P. 770-778, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.
32. Howard A.G., Zhu M., Chen B., Kalenichenko D. et. al. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications. Computer Vision and Pattern Recognition. 2017.
33. Jia Deng, Wei Dong, Richard Socher, Li-Jia Li, Kai Li and Li Fei-Fei. ImageNet: A large-scale hierarchical image database. URL: http://www.image-net.org/static_files/papers/imagenet_cvpr09.pdf (дата звернення: 6.07.2020).
34. Гнот Т. В. Автотегування та використання візуальних характеристик зображень в інтернет-маркетингу. Інтелект XXI (IndexCopernicus; GoogleScholar). 2018. № 3. С. 111–116. (0,39 д.а.).
35. Abien Fred Agarap. Deep Learning using Rectified Linear Units (ReLU). Neural and Evolutionary Computing. 2018. V.1. URL: <https://arxiv.org/abs/1803.08375> (дата звернення: 23.07.2020).
36. Diederik P. Kingma, Jimmy Ba Adam: A Method for Stochastic Optimization. Machine Learning. 2017. V.9. URL: <https://arxiv.org/abs/1412.6980> (дата звернення: 8.07.2020).
37. Preetum Nakkiran, Gal Kaplun, Dimitris Kalimeris et.al. SGD on Neural Networks Learns Functions of Increasing Complexity. Machine Learning. 2019. URL: <https://arxiv.org/abs/1905.11604> (дата звернення: 19.09.2023).

38. Wen Li, Ying Zhang, Yifang Sun et.al. Approximate Nearest Neighbor Search on High Dimensional Data – Experiments, Analyses, and Improvement (v1.0). Databases. 2016. URL: <https://arxiv.org/abs/1610.02455> (дата звернення: 21.08.2023).

39. Шумило К. Токенізація світу. Легалізація віртуальних активів: модний тренд чи перспективне майбутнє. Електронний ресурс. Режим доступу: <https://www.unn.com.ua/uk/news/1949368-tokenizatsiya-svitu-legalizatsiya-virtualnikh-aktiviv-modniy-trend-chiperspektivne-maybutnye>

40. Tree-structured Parzen Estimator. URL: <https://optunity.readthedocs.io/en/latest/user/solvers/TPE.html> (дата звернення: 1.06.2023).

41. Підвищення ефективності управління торговими підприємствами на основі інтелектуально-інформаційних систем : монографія / Є. М. Шапран, С. К. Рамазанов, О. Б. Білоцерківський та ін. Харків: ТОВ «Планета-Прінт», 2020. 168 с.