

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
«КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА АКАДЕМІЯ»**

ФАКУЛЬТЕТ ЕКОНОМІЧНИХ НАУК

Кафедра маркетингу та управління бізнесом

МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

на тему: «Data Mining як інструмент оцінки та прогнозування найвагоміших показників ефективності сторінок брендів в соціальних мережах».

Виконала: студентка 2 курсу
спеціальності 075 «Маркетинг»
Олійник Анна Володимирівна

Керівник
д.н. держ.управ., проф. Чала Н.Д.

Рецензент _____
(прізвище та ініціали)

ЗМІСТ

ВСТУП	3
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ КОНЦЕПЦІЇ DATA MINING	6
1.1. Визначення поняття, основних задач та стадій Data Mining	6
1.2. Аналіз основних методів та приклади використання Data Mining	13
1.3. Методи застосування Data Mining для сторінок брендів в соціальних мережах та визначення їх основних показників ефективності	20
Висновки до розділу 1	25
РОЗДІЛ 2. ХАРАКТЕРИСТИКА СОЦІАЛЬНОЇ СТОРІНКИ БРЕНДУ ТА АНАЛІЗ ЇЇ НАЙВАГОМІШИХ ПОКАЗНИКІВ ЕФЕКТИВНОСТІ	27
2.1. Аналіз маркетингового середовища підприємства: онлайн- та офлайн-складових	27
2.2. Оцінка сторінок підприємства та його конкурентів в соціальних мережах	36
2.3. Пошук та аналіз найбільш вагомих показників ефективності Facebook-сторінки бренду	43
Висновки до розділу 2	54
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА АЛГОРИТМУ ТА ПРОГНОЗНОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ КЛЮЧОВИХ ПОКАЗНИКІВ ЕФЕКТИВНОСТІ СТОРІНКИ БРЕНДУ В СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ	56
3.1. Розробка алгоритму створення найбільш успішних публікацій Facebook-сторінки бренду за допомогою моделі «Дерева Рішень»	56
3.2. Формування прогнозу для ключових показників ефективності Facebook-сторінки бренду	65
3.3. Обмеження моделі та перспективні напрями для здійснення майбутніх досліджень	74
Висновки до розділу 3	84
ВИСНОВКИ ТА ПРОПОЗИЦІЇ	87
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	91
ДОДАТКИ	98

ВСТУП

Актуальність кваліфікаційної роботи обумовлена проблемою стрімкого зростання обсягів інформації, аналіз якої став би неможливим без автоматизації процесів пошуку корисної інформації. Використовуючи програмне забезпечення для пошуку закономірностей в великих масивах даних, підприємства зможуть більше дізнатися про власних клієнтів, вивчити їх звички, взнати про тенденції та потреби ринку та приймати зважені маркетингові рішення. Окрім того, саме така політика орієнтування на інформацію надасть змогу підприємствам отримати конкурентну перевагу та стати більш ефективними за рахунок удосконалення продукту, маркетингових активностей чи ж виробничих та організаційних процесів. Як наслідок, подібна автоматизована маркетингова аналітика дозволить розробити ефективні маркетингові стратегії, оптимізуючи витрати та збільшуючи продажі підприємства.

За такої ситуації, основною запорукою успіху для підприємства слугуватиме максимальне використання потенціалу отриманих даних за допомогою застосування систем інтелектуального аналізу інформації, а саме Data Mining.

Питання Data Mining стало предметом уваги багатьох зарубіжних дослідників, зокрема: У. Фаяда, П. Сміта, Г. П'ятецького-Шапіро, Дж. Хан, М. Кембер, Дж. Пей, М. Хол, І. Г. Віттен, І. Френд, К. Дж. Пал, Дж. Дін. Серед українських вчених істотний внесок у дослідження питання інтелектуального аналізу даних зробили: В. Ф. Ситник, М. Т. Краснюк, Ю.П. Зайченко та інші.

Метою кваліфікаційної роботи є формування практичних рекомендацій щодо застосування Data Mining для аналітики сторінок брендів в соціальних мережах з метою оцінки та прогнозування їх найвагоміших показників ефективності.

Для досягнення поставленої мети були окреслені наступні завдання роботи, а саме:

- Визначити поняття Data Mining, його основні задачі, етапи, інструменти та приклади застосування;
- Описати методи застосування Data Mining для сторінок брендів в соціальних мережах та визначити їх основні показники ефективності;
- Охарактеризувати маркетингове середовище підприємства та активність його соціальної сторінки в Facebook в порівнянні з основними конкурентами;
- Знайти та проаналізувати найбільш вагомі показники ефективності Facebook-сторінки бренду за допомогою лінійної регресії;
- Розробити алгоритм створення найбільш успішних публікацій Facebook-сторінки бренду за допомогою моделі “Дерева Рішень” та сформулювати прогноз для ключових показників ефективності сторінки.

Об’єктом дослідження виступає підприємство MasterCard Україна (“Представництво Мастеркард Юроп СА”).

Предметом дослідження є сукупність теоретичних і практичних аспектів застосування інструментів Data Mining для оцінки та прогнозування найвагоміших показників ефективності сторінок брендів в соціальних мережах.

Інформаційним забезпечення кваліфікаційної роботи слугували: праці зарубіжних вчених в економічній та комп’ютерних науках, що досліджували питання застосування Data Mining для оцінки та прогнозування найвагоміших показників ефективності сторінок брендів в соціальних мережах; основні дані й відомості про компанію з відкритих джерел; дані сторінки MasterCard з персонального кабінету бренду в Facebook; дані Національного Банку України щодо ринку платіжних карток; електронні джерела та ресурси мережі Інтернет. Обробка даних здійснювалася з використанням комп’ютерних технологій і програмного забезпечення для обробки первинної інформації, проведення розрахунків, моделей, побудови діаграм та графіків (за допомогою програм MS Excel, Xmind, GitMind, Facebook Campaign Planner, JASP та RapidMiner).

У процесі написання кваліфікаційної роботи використовувалися такі загальнонаукові методи дослідження, як:

- абстрактно-логічний метод (для узагальнення наукових підходів до визначення поняття “Data Mining”);
- метод порівняння (під час детального аналізу ринку платіжних карток та зіставленні досліджуваних показників підприємства з підприємствами-конкурентами; під час порівняння переваг різновидів карток з основними конкурентами; а також під час аналізу ключових показників ефективності соціальних сторінок брендів);
- метод комплексного аналізу (під час аналізу основних елементів маркетингового середовища підприємства за допомогою PEST-аналізу);
- метод моделювання (під час будування моделі лінійної регресії, а також сентимент аналізу для визначення тональності ключових слів повідомлень соціальної сторінки в Facebook; під час будування моделі-алгоритму успішних публікацій за методом дерева рішень та прогнозної моделі нейронних мереж)
- прогнозування (для формування прогнозних значень ключових показників ефективності сторінки);
- графічний методи (при обробці та узагальненні статистичних даних та їх відображення у таблицях, рисунках під час аналізу діяльності української компанії та ситуації на ринку в цілому);
- метод логічного узагальнення під час формулювання висновків.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ КОНЦЕПЦІЇ DATA MINING

1.1. Визначення поняття, основних задач та стадій Data Mining

За умов стрімкого розвитку інформаційних технологій, а також систем зберігання та збору інформації — баз даних, сховищ даних, зокрема хмарних рішень, виникає проблема аналізу величезних масивів інформації, коли аналітик чи ж керівник бізнесу не в змозі їх власноруч проаналізувати та ефективно вирішити поточні задачі підприємства. Терабайти даних, що стосуються бізнесу, суспільства, науки та техніки, медицини та майже всіх інших аспектів повсякденного життя щодня продукуються комп'ютерними мережами та згодом потрапляють у Всесвітню Павутину. Це експоненційне зростання обсягу даних є результатом комп'ютеризації нашого суспільства та швидкого розвитку потужних інструментів збору та зберігання даних. Компанії всього світу формують великі масиви інформації, що включають аналітику продажів, запасів, опису товарів, акційних пропозицій, ефективності роботи підприємства, відгуків клієнтів та навіть маркетингових активностей. Лише аналітика рекламних кампаній в пошуковій мережі Google та таких соціальних мережах як Facebook, Instagram, LinkedIn та Snapchat сьогодні налічує тисячі параметрів щодо статі, віку, місцезнаходження відвідувачів, охоплення та кількості взаємодій з рекламним повідомленням бренду. За таких умов, аби швидко та максимально ефективно прийняти бізнес-рішення, необхідно використати максимальний потенціал від отриманих даних за допомогою використання систем інтелектуального аналізу даних, а саме Data Mining.

Передумовами виникнення концепції Data Mining пов'язують з 1970-ми роками, коли компанії досить широко користувались послугами зовнішніх бізнес-аналітиків, що за допомогою статистичних пакетів виконували аналізи трендів даних та проводили кластерні аналізи. Однак зі здешевленням технологій та вартості зберігання даних компанії вирішили самостійно

аналізувати та мати доступ до отриманих даних. Від самого початку сховища даних складались з необмежених обсягів інформації, були різнорідними за формою (кількісні, якісні, текстові) та незрозумілими для користувача без попереднього аналізу. За таких обставин, постало питання про необхідність інструментів добування корисної інформації з великих масивів даних, а також інструментів для їх аналізу й обробки [1, с. 7]. Подібні інструменти дістали назву засобів Data Mining («датамайнінг») або ж Knowledge Data Discovery («Пошук знань з інформації»), оскільки їх основна особливість полягала не в перевірці вже сформованих гіпотез, а в виявленні прихованих та часто невідомих для користувачів зв'язків між даними.

Відтак, передумови виникнення концепції Data Mining пов'язані з розвитком технологій баз даних, зокрема з:

- удосконаленням комп'ютерного та програмного забезпечення;
- удосконаленням технологій зберігання та запису даних;
- накопичення великої кількості ретроспективних даних;
- удосконалення алгоритмів оброблення інформації [2].

Розглянемо трактування поняття Data Mining у науковій літературі, аби більш точно відобразити сутність даного поняття. В таблиці 1.1 запропоновано аналіз визначення Data Mining в трактуваннях різних авторів. З огляду на представлені трактування авторів поняття “Data Mining”, суть та технології Data Mining можна охарактеризувати як таку, що призначена для пошуку неочевидних, об'єктивних та корисних на практиці закономірностей в великих масивах даних.

1. «Неочевидних» — оскільки знайдені закономірності не можна виявити стандартними методами обробки інформації чи ж експертним шляхом.
2. «Об'єктивних» — адже виявлені закономірності будуть в повній мірі відповідати дійсності, на відміну від експертної думки, що завжди є суб'єктивною.
3. «Корисні на практиці» — це означає, що висновки виводяться під конкретну проблему підприємства, а тому мають практичне застосування.

Таблиця 1.1

Аналіз поняття «Data Mining» в трактуваннях різних науковців

№	Автор, рік, вид наукової праці	Визначення “Data Mining”
1	Ситник В. Ф., Краснюк М. Т. (2007), Інтелектуальний аналіз даних (дейтамайнінг)	«Data Mining – це процес виявлення в первинних, накопичувальних у результаті оброблення бізнесових транзакцій даних, наперед невідомих чи прихованих закономірностей і взірців (шаблонів) з метою прийняття ділових рішень» [1, с. 4]
2	IBM	«Data Mining – процес екстракції заздалегідь невідомої, значущої і діяльної інформації, тобто такої, що дає підстави для дій, з великих баз даних і потім використання цієї інформації для прийняття бізнесових рішень» [3]
3	Parsaye K.A. (1998), Characterization of Data Mining Technologies and Processes	“Data Mining – це процес прийняття рішення, що ґрунтується на пошуку в даних прихованих закономірностей (шаблонів інформації)” [4].
4	Fayyad, Piatetsky-Shapiro, Smyth, (1996) Knowledge discovery and data mining: Towards a unifying framework	“Data Mining – це процес застосування певних механізмів для вилучення “шаблонів інформації” з даних” [5, с. 82].
5	SAS Institute	“Data Mining – це процес виокремлення, дослідження та моделювання великих обсягів даних для виявлення невідомих до того шаблонів (patterns) з метою досягнення переваги в бізнесі” [7].
6	Gather Group	« Data Mining – це процес, мета якого — виявити нові значимі кореляції, шаблонів та тенденції в результаті аналізу великого обсягу даних з використанням методик розпізнавання шаблонів та застосуванні статистичних і математичних методів» [8].

Джерело: складено автором за даними [1], [3], [4], [5], [7], [8].

У західній літературі саме поняття Data Mining тісно пов’язане з терміном Knowledge discovery from data чи KDD («Пошук знань з інформації»), що був вперше застосований в 1989 році Григорієм П’ятецьким-Шапіро на конференції

з інтелектуального аналізу даних. За визначенням У. Фаяда, П. Сміта, Г. П'ятецького-Шапіро, Knowledge data discovery («Пошук знань з інформації») — це своєрідний процес визначення дійсних, оригінальних, потенційно корисних та в результаті зрозумілих закономірностей з великих масивів даних [5, с. 83].

Досить часто вищезазначені поняття ототожнюють, в той час як Data Mining — це лише один з етапів в процесі KDD, технологія для пошуку корисних для прийняття рішень закономірностей. Аби продемонструвати приналежність Data Mining до процесу «Пошуку знань з інформації» (KDD) як окремого етапу, варто насамперед зазначити основні кроки процесу KDD, а саме [6, с. 7]:

1. *Очищення даних.* Вивільнення баз даних від нерелевантної чи протирічливої для аналізу інформації;
2. *Інтеграція даних.* Поєднання декількох типів ресурсів в одній сукупності даних;
3. *Вибір даних.* Використання параметрів баз даних, що є необхідними для проведення дослідження;
4. *Трансформація даних.* Трансформування інформації в зручні для аналізу форми. Наприклад, агрегування даних чи пошук середніх значень;
5. *Data Mining.* Використання інтелектуальних методів для пошуку скритих закономірностей в інформації;
6. *Оцінка закономірностей.* Пошук цікавих, неочевидних та значимих взаємозалежностей;
7. *Візуалізація даних.* Презентування даних в зручному та зрозумілому форматі для користувача.

Відтак, «Пошук знань з інформації» (KDD) можна умовно розподілити на три принципово різні етапи, представлені на рисунку 1.1:

- 1) етап попередньої обробки даних (кроки 1-4);
- 2) безпосередньо етап Data Mining (крок 5);
- 3) етап оцінки та презентації даних (кроки 6-7).

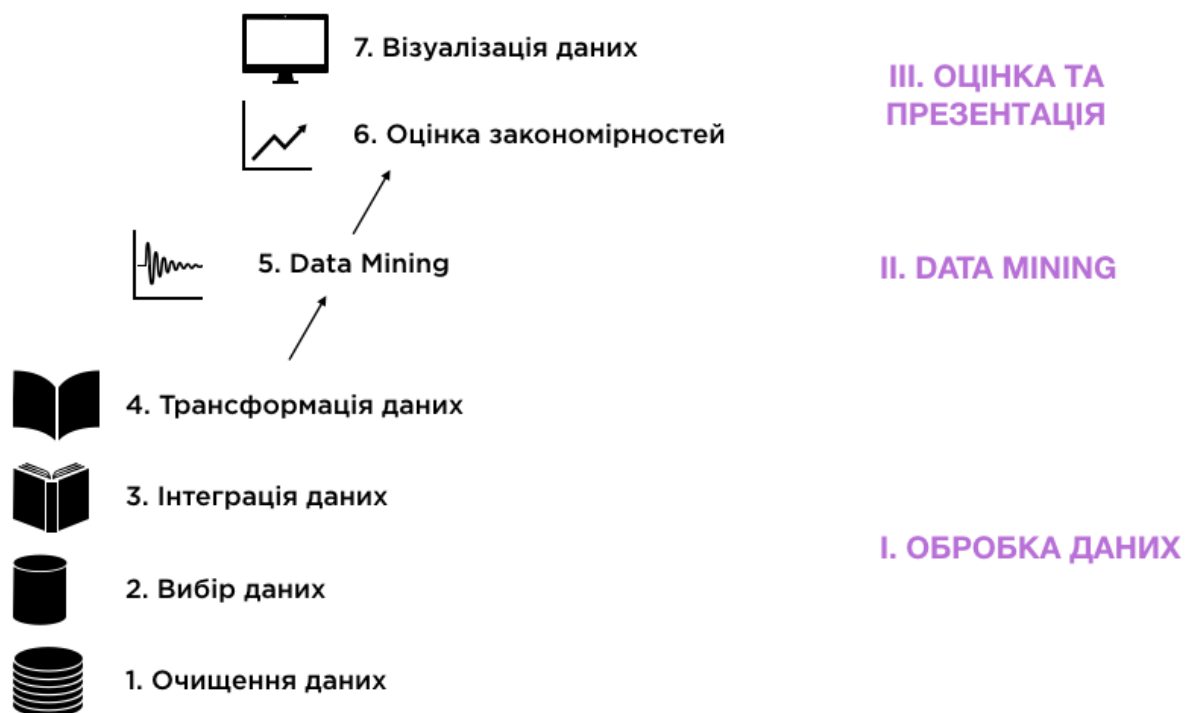


Рис. 1.1 Data Mining як один з етапів «Пошуку знань з інформації» (KDD) [6]

Зі схеми видно, що всі етапи, що передують та слідує за процесом Data Mining є лише підготовчими чи ж допоміжними етапами для перетворення баз даних з метою безпосереднього пошуку закономірностей з наданої інформації підприємства, тобто застосування процесу Data Mining.

Визначивши основні відмінності між поняттями Data Mining та процесу KDD («Пошуку знань з інформації»), розглянемо класифікацію стадій Data Mining. За визначенням автора статті “Characterization of Data Mining Technologies and Processes” (“Характеристика технологій та процесів Data Mining”), Data Mining складається з трьох основних етапів (рис. 1.2):

1. *Вільного пошуку (Discovery)*. На даному етапі здійснюється пошук прихованих закономірностей без попереднього встановлення будь-яких гіпотез аналітиком. Відтак, алгоритми самостійно обирають та тестують бази даних, шукаючи взаємозалежності в інформації. Закономірності вишуковуються алгоритмом через логічні взаємозалежності, асоціації, тренди та коливання баз даних. Основна проблема під час даного етапу полягає лише в недосконалості алгоритмів визначити якість аналізованих

закономірностей і необхідності втручання аналітика для валідації релевантних гіпотез.

2. *Прогнозне моделювання (Predictive Modeling)*. На даному етапі використовуються попередні результати аналізу для здійснення прогнозу. За допомогою моделювання можливо передбачити як відсутні значення історичних даних, так і розробити прогноз на майбутні періоди.
3. *Аналізу винятків (Forensic Analysis)*. На фінальній стадії Data Mining аналізуються винятки чи ж аномалії, виявлені в закономірностях. Аби виявити подібні відхилення, достатньо порівняти аномальні значення з нормою (середніми значеннями) баз даних.



Рис. 1.2 Основні етапи процесу Data Mining [9]

З огляду на основні етапи Data Mining, спробуємо більш детально проаналізувати виконувані ним задачі. Як вже було зазначено, основна мета Data Mining – це пошук корисних для аналізу шаблонів. Саме завдяки цим закономірностям, аналітики мають змогу скористатися такими техніками як:

класифікація, кластеризація, прогнозування, візуалізація, аналіз та пошук відхилень, оцінка, аналіз зв'язків та підведення підсумків [10, с. 49]. Детальний аналіз кожної з задач Data Mining з прикладами відповідно до типу продукуюваної інформації продемонстровано в таблиці 1.2.

Таблиця 1.2

Опис основних задач та відповідних методів Data Mining

Перелік задач Data Mining	Опис задачі	Методи Data Mining
Класифікація	Пошук спільних ознак в певному наборі даних відповідно до конкретної групи, класу.	Нейронні мережі (neural networks), Дерево Рішень, Метод найближчого сусіда (Nearest Neighbor)
Кластерний аналіз	Кластеризація слугує більш логічним продовженням класифікації, однак її особливість полягає в тому, що класи об'єктів не визначені від початку. Результатом кластерного аналізу слугує розподіл об'єктів спостереження на групи.	Нейронні мережі
Прогнозування	Аналіз історичних даних та формування на їх основі майбутніх припущень.	Статистичні методи, Нейронні мережі, Дерево Рішень, лінійна регресія
Візуалізація	Перетворення даних за допомогою візуалізаційних прийомів (графіків, рисунків) для кращого сприйняття інформації.	—
Аналіз та пошук відхилень	Пошук та аналіз даних, що найбільш вирізняються поміж всіх спостережень та демонструють нехарактерні “шаблони”.	Статистичні методи, лінійна регресія
Оцінка	Визначення значимості кожного з факторів спостереження	Лінійна регресія, Статистичні методи
Аналіз взаємозв'язків	Пошук закономірностей в наборі даних, ідентифікація зв'язків між подіями, що вже відбулися.	Лінійна регресія, Кореляційний аналіз
Підведення підсумків	Формування найбільш значних та вагомих припущень, що допоможуть у вирішенні бізнес-проблеми.	—

Джерело: складено автором за джерелом [10]

Таким чином, процес Data Mining здатен виконувати велику кількість задач, зокрема оцінити модель на адекватність, виявити залежності її параметрів та розробити прогноз на майбутні періоди.

1.2. Аналіз основних методів та приклади використання Data Mining

Data Mining – мультидисциплінарна сфера, що поєднує в собі елементи таких суміжних наук як статистика, машинне навчання, системи баз та сховищ даних, штучного інтелекту та інших (рис. 1.3). Саме завдяки цій особливості, а саме використанню широкого математичного інструментарію разом з останніми досягненнями в сфері інформаційних технологій, Data Mining гармонічно увібрав всі основні техніки кожної з вищезазначених сфер.



Рис. 1.3 Використання Data Mining технік з суміжних сфер [6]

До основних методів Data Mining можна віднести наступні: нейронні мережі, дерева рішень, методи “найближчого сусіда” та k-ближчого сусіда, методи опорних векторів, мережі Баєса, лінійні регресії, кореляційно-регресійні аналізи, кластерні аналізи, методи пошуку асоціативних правил та інші [10, с. 36].

Розглянемо більш детально найпопулярніші методи Data Mining, застосовані в даній роботі, та приклади їх використання в маркетингу.

Перш за все, розглянемо популярні статистичні методи Data Mining як кластерний аналіз. *Кластерний аналіз* – це процес розділення набору даних у набір значущих підкласів, що називаються кластерами. Кластери допомагають користувачам зрозуміти природне групування структур в наборі даних [1, с. 84]. Кластеризація є описовим процесом, за результатом якого не можна робити жодних статистичних висновків, однак сам процес дає змогу вивчити структуру даних та їх спільні властивості. В маркетингових дослідженнях кластерний аналіз застосовується як в теоретичних дослідженнях, так і на практиці у випадках проблем групування різноманітних об'єктів, наприклад, типів клієнтів чи товарів. Так, кластерний аналіз досить популярний в маркетингових дослідженнях, де необхідно розподілити споживачів на однорідні класи для отримання повного уявлення щодо поведінки клієнта певної групи та факторів, які вплинули на його поведінку. Крім того, кластерний аналіз широко застосовується в позиціонуванні продукту. Під час проведення аналізу будується карта, за допомогою якої можна визначити рівень конкуренції в різних ринкових сегментах, а також визначити вільні ніші для виведення на них нового продукту.

Іншим поширеним статистичним методом слугує регресійний аналіз. *Регресійний аналіз* – це статистична техніка для виявлення та моделювання взаємозалежностей між досліджуваними змінними [12, с. 1]. Основне припущення, на яке спирається регресійний аналіз, – це лінійна залежність між досліджуваними змінними. Саме завдяки даній особливості регресійний аналіз надає змогу передбачити тренд певного явища, беручи до уваги велику кількість факторів та ступеню їх вагомості.

Рівняння багатфакторної лінійної регресії виглядає наступним чином [12, с. 2]:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon_i \quad (1.1),$$

де y – це залежна змінна;

x – незалежна змінна;

β_0 – перетин прямої y ;

β_1 – нахил прямої y , або ж коефіцієнт регресії;

ε – випадкова помилка змінної y в i спостереженнях.

Одним з найвагоміших показників лінійної регресії є R^2 – коефіцієнт детермінації, що характеризує якість отриманої прямої. Коефіцієнт детермінації показує, якою мірою варіація залежної змінної y визначається варіацією незалежної змінної x . Коефіцієнт детермінації приймає значення в інтервалі від 0 (відсутній лінійний зв'язок між показниками) до 1 (відсутній кореляційний зв'язок між показниками) [10, с. 128]. Напрямок зв'язку між змінними визначається завдяки знакам (позитивними чи негативними) перед коефіцієнтами регресії. Відповідно, якщо знак коефіцієнту регресії – позитивний, то зв'язок між залежною і незалежною змінними буде позитивним, і навпаки.

Незважаючи на високу інформативність даного методу та легкість розрахунку, регресійний аналіз також має декілька обмежень [11, с. 104]:

- 1) *Чутливість до значень, що сильно відхиляються від тренду.* Регресійний аналіз рівною мірою бере до уваги всі фактори моделі і, якщо серед них будуть присутні фактори з крайніми значеннями, це може суттєво спотворити лінію тренду.
- 2) *Залежність не свідчить про причинність.* Для інтерпретації значень регресійного аналізу недостатньо просто констатувати наявність спільного тренду між факторами, необхідно також правильно трактувати причинно-наслідкові зв'язки.

Описуючи регресійний аналіз, варто також зазначити суміжний до нього метод, а саме кореляційний аналіз. *Кореляційний аналіз* – одна зі статистичних

технік для оцінки взаємозалежності двох наборів даних. Для оцінки щільності взаємозв'язку в кореляційному аналізі використовують абсолютну величину спеціального показника – коефіцієнта кореляції (що позначають літерою r). Абсолютне значення коефіцієнта кореляції знаходиться в межах від -1 до 1 включно, де критерії щільності зв'язку (за шкалою Чеддока) продемонстровано в таблиці 1.3.

Таблиця 1.3

Кількісні критерії оцінки щільності зв'язку

Величина коефіцієнту кореляції	0.1 – 0.3	0.3 – 0.5	0.5 – 0.7	0.7 – 0.9	0.9 – 1.0
Характеристика зв'язку	слабкий	помірний	відчутний	високий	Дуже високий
	середній			сильний	

Джерело: [10, с. 122]

Кореляційний аналіз широко використовується в маркетингових дослідженнях для аналізу та визначення щільності зв'язку між декількома явищами. Наприклад, для вивчення ставлення покупця до бренду чи ж вплив реклами на його упізнаваність.

Іншими популярними техніками слугують різновиди кібернетичних методів Data Mining як, наприклад, асоціативні правила, дерева рішень та нейронні мережі.

Асоціативні правила – це процес пошуку цікавих взаємозалежностей між змінними у великих базах даних. Основною метою є ідентифікувати сильні комбінації наборів даних, що трапляються з максимальною частотою. Даний метод часто використовується роздрібними мережами для того, аби зрозуміти які комбінації товарів продаються найчастіше разом. Розуміння такої поведінки споживачів дасть змогу в подальшому збільшити продажі наборів продуктів шляхом залучення більшої кількості реклами, планування їх викладки на товарних полицях, або ж поєднання характеристик даних товарів в новому продукті (наприклад, смаку). Серед популярних методів асоціативних правил є

принцип Apriori, відповідно до якого чим більш рідкісним є вибір товару, тим менш вірогідною є його комбінація з іншим продуктом. Відтак, всі низькочастотні продукти та комбінації будуть виключені з аналізу [11, с. 73].

Чи не одним з найбільш популярних підходів до вирішення задач в Data Mining слугують Древа Рішення, які широко використовується як для дослідження явищ, їх класифікації, так і для їх передбачень. *Дерево рішення* – це схема, що відображає структуру задачі багатокрокового процесу прийняття рішень у вибраній сфері аналізу (класифікація набору даних або зразків, пошук оптимального рішення на множині альтернатив, структуризація проблеми, схема отримання логічного висновку) [1, с. 267]. Древа рішень створюються з поділу елементів даних на дві групи так, щоб схожі елементи опинились разом. Далі цей процес продовжується в кожній групі. Як результат, в кожному наступному відгалуженні з'являється менше елементів даних, однак вони більш однорідні. Дерево рішень базується на одній основній ідеї, що елементи даних, які проходять один і той самий шлях, ближчі один до одного за значеннями (рис. 1.4).

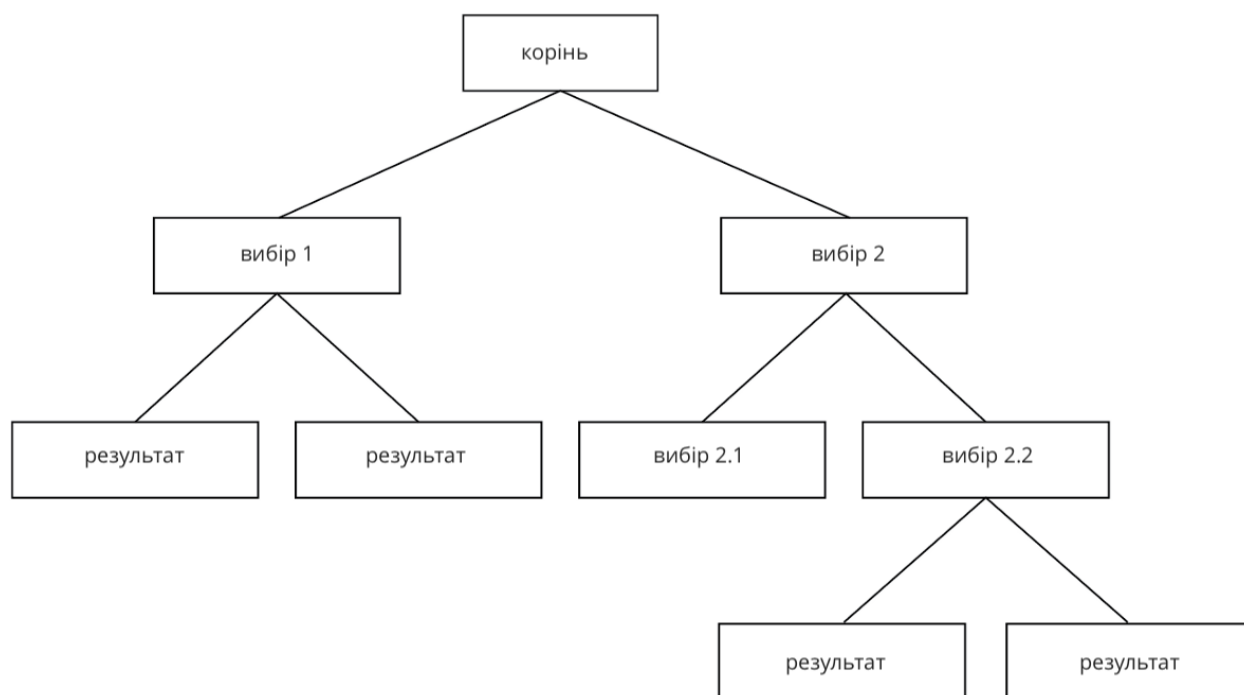


Рис. 1.4 Структура Древа Рішень (“Decision tree”) [13]

Завдяки зрозумілій структурі та здатності легко генерувати правила прийняття рішень Дерева рішень слугують поширеним способом створення простих для сприйняття та наочних рішень для опису бізнес-процесів та проблем. За сучасного розвитку технологій, високий рівень автоматизації процесів та систем хмарних рішень дає змогу інтегрувати процес аналізу інформації та подати його у вигляді Дерева Рішень за будь-який період аналізу.

Прикладами використання Дерева Рішень слугують такі напрями як [1, с.270]:

- 1) *Сегментація.* Дерево Рішення може використовуватися для сегментації, де кожен з сегментів даних відображатиме одне з розгалужень на Дереві Рішень. Для аналізу сегментації можуть братись до уваги дані щодо клієнтів, продуктів чи статистики продажів.
- 2) *Аналітичне дослідження.* Дерево Рішення слугує також наочним аналізом баз даних для прийняття зважених рішень щодо певних бізнес-проблем.
- 3) *Прогнозування.* Дерева Рішення можливо також використовувати для прогнозування рішень чи дій. Даний метод ефективний в роботі менеджерів, в маркетинговому аудиті, у складанні бюджету рекламних кампаній, в аналізі кон'юнктури ринку. Метод дерева рішень є корисним інструментом для прийняття послідовних рішень, коли результати певного рішення впливають на наступні.

Підсумовуючи варто зазначити, що незважаючи на загальну популярність даного методу, Дерева Рішень також відзначаються певними недоліками, серед яких нестабільність. Оскільки Дерева Рішень формуються шляхом поділу елементів даних на однорідні групи, невеликі зміни в даних здатні вплинути на те, як виглядатиме ціле дерево. Алгоритми Дерев Рішень шукають найкращі шляхи поділу елементів даних, тому дуже чутливі до перенавчання [11, с. 133].

Третім методом кібернетичних методів Data Mining, що набирає стрімкої популярності за сучасних умов, є нейронні мережі. Ідея нейронних мереж зародилась разом з теорією штучного інтелекту в спробах зімітувати здатність біологічних нервових систем самостійно навчатися та виправляти помилки.

Нейронні мережі – це моделі біологічних нейронних мереж мозку, де нейрони імітуються відносно простими, часто однотипними, елементами (штучними нейронами) [10, с. 164]. Нейронні мережі лягли в основу методів автоматичних розпізнавань зображень, і їх поточний розвиток свідчить навіть про суттєву перевагу над людьми з позицій швидкості та точності.

Найбільш поширеним застосуванням нейронних мереж слугують такі задачі, як:

- 1) *Класифікація*. Нейронні мережі здатні розділяти дані за вказаними параметрами. Наприклад, аналізуючи великі масиви даних алгоритми вирішують кому показувати рекламне повідомлення перформанс-кампанії, спираючись на інформацію про подібних користувачів, що здійснили купівлю раніше.
- 2) *Передбачення*. Дана технологія завдяки автоматизації процесів здатна передбачити обсяги продажів й спрогнозувати наступний перебіг подій як падіння обсягів продажів, коливання цін або ж результати рекламної кампанії в онлайн-каналі.
- 3) *Розпізнавання*. Наразі найбільш популярним прикладом слугують алгоритми Google, що здатні розпізнавати фотографії, локації за фотографіями та навіть ідентифікувати особистостей.

На рисунку 1.5 продемонстрована нейронна мережа, що складається з трьох основних рівнів: вхідних, прихованих та вихідних шарів.

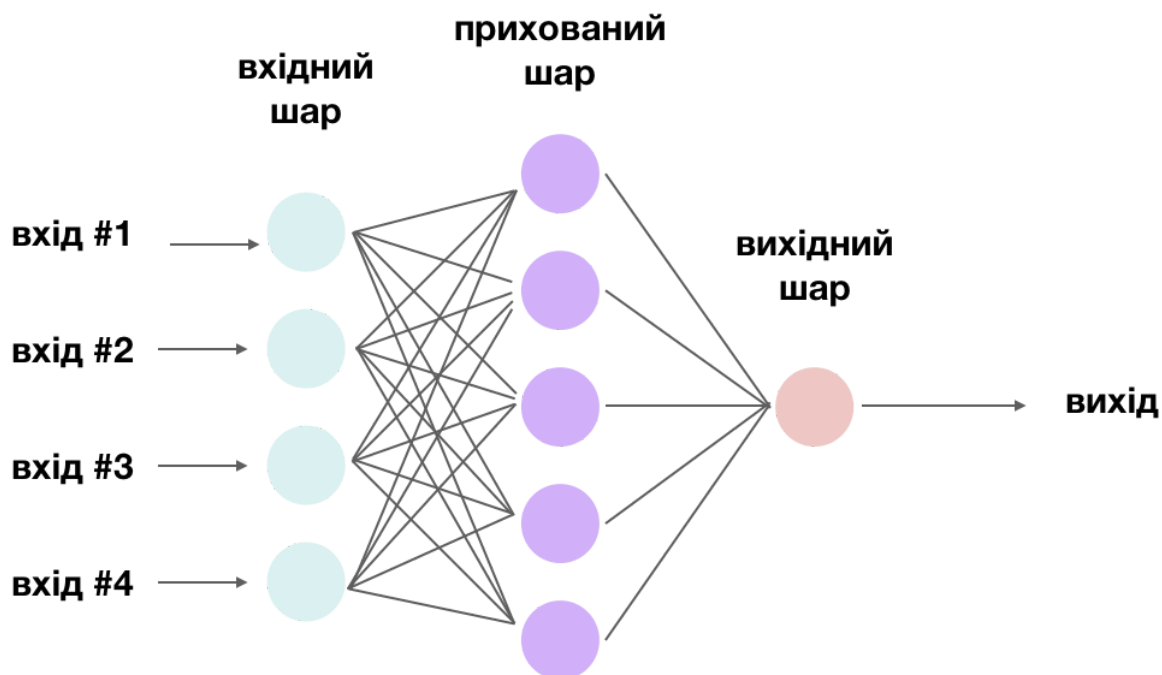


Рис. 1.5 Структура Нейронних Мереж (“Neural Network”) [14]

В процесі навчання нейрони першого шару активуються вхідними даними, передаючи інформацію до наступних шарів. Більш детально, до нейрона надходять вхідні сигнали, кожному з яких присвоєна певна вага. Сигнал множиться на власну вагу, значення підсумовуються, і формується єдине число, яке отримує активаційна функція. На виході вона приймає рішення чи транслювати сигнал далі, тобто формує прогноз щодо поставленої задачі.

Нейронні мережі складаються з великої кількості шарів та сотні нейронів, керованих різноманітними правилами активації. Однак результати в значній мірі залишатимуться неінтерпретованими. Це створює певні труднощі в відслідковуванні комбінації вхідних сигналів, що видають правильний прогноз. Це суттєво відрізняється від таких статистичних методів як регресія, де значимі предиктори легко визначити і порівняти. Зважаючи на дані обставини, в деяких випадках досить нелегко обґрунтувати застосування нейронних мереж. Тим не менш, дослідження з аналізу процесу навчання в кожному шарі продовжують проводитись, аби визначити яким чином окремі вхідні сигнали впливають на загальний прогноз.

Незважаючи на дані обмеження, ефективність нейронних мереж зумовлює їх подальше застосування в таких провідних технологіях як віртуальні

помічники та автономне пілотування. Окрім імітації людей, нейронні мережі також вже перевершили здібності людини в певних сферах [11, с. 164].

1.3. Методи застосування Data Mining для сторінок брендів в соціальних мережах та визначення їх основних показників ефективності

Підходи в Data Mining набули широкого застосування в маркетинзі, зокрема в аналізі аналітики соціальних мереж. Питання застосування інтелектуального аналізу даних та його виведення на ринок стало предметом уваги багатьох зарубіжних дослідників. Зокрема, перші згадки про аналіз вагомих характеристик публікацій в соціальних мережах були описані в статті “Вплив типу публікації, категорії та часу публікування та рівень взаємодії користувачів Facebook” (“The Effect of Post Type, Category and Posting Day on User Interaction Level on Facebook”, 2011). В праці аналізувався вплив формату публікації (а саме відео, фото та посилання), тематики та часу публікування на рівень взаємодії користувачів, що вимірювався кількістю коментарів, вподобаннями та тривалістю взаємодії з публікацією (різницею між моментом публікування посту та останньою взаємодією з ним). За результатами сторінок 14 брендів в Facebook було проаналізовано, що найбільший ефект на взаємодію зі сторінкою бренду чинять формат та тематика публікації [16, с. 812]. Дата та час публікування не продемонстрували вагомої ролі в збільшенні взаємодії користувачів зі сторінкою.

В статті ж “Передбачення метрик соціальних мереж та оцінка її впливу на бренд підприємства: підхід Data Mining” (“Predicting social media performance metrics and evaluation of the impact on brand building: A data mining approach”, 2015), вже використовувався підхід Data Mining для аналізу сторінки бренду в соціальних мережах. В праці автори дослідили вагомість кожного з факторів публікації для передбачення успішності посту. 790 публікацій косметичного бренду було проаналізовано для формування прогнозової моделі. Відтак, залежною змінною для аналізу була “Споживачі публікації за весь час”

(“Lifetime Post Consumers”), тобто кількість унікальних користувачів, що переглянули фото, відео чи ж перейшли за посиланням публікації. Дана модель мала на меті визначити найвагоміші показники за використання аналізу чутливості (sensitivity analysis) для виявлення взаємозалежності кожного з семи факторів на залежну змінну (категорія, загальна кількість прихильників сторінки, різновид, місяць, час, тиждень, наявність реклами). За результатами моделі, “Тип контенту” продемонстрував найбільшу релевантність для моделі, з показником вагомості в 36%. Другими за вагомістю показниками були “Кількість прихильників сторінки” (“Page total likes”) та “Місяць публікації” (“Month”) з показниками в 17% та 15% відповідно. “Різновид публікації” відіграв лише 10%-роль в успішності публікації. В дослідженні автори класифікували різновиди контенту в 3 групи: спеціальні пропозиції та промо, продуктовий контент (реклама послуг компанії, іміджеві публікації), контент для натхнення (публікації, що не стосуються іміджу компанії). Цікаво, що час та тиждень публікації також відіграли незначну роль, демонструючи лише 8% та 7% впливу. Підсумовуючи, платна реклама продемонструвала лише 7%-вплив на публікації [17].

Дані результати дослідження досить цікаві, оскільки цілком заперечують деякі гіпотези успішності публікації. Зокрема, витрачання бюджету на рекламу з метою підвищення охоплення, час та тиждень не впливатимуть так само ефективно на кількість взаємодій з публікаціями, як, наприклад, вибір місяця.

Беручи до уваги основні метрики, що були представлені в вищезазначених дослідженнях, та рекомендації Facebook, в таблиці 1.4 було визначено та описано найбільш вагомні метрики сторінки бренду в Facebook в розрізі цілей бренду, а також цілей сторінки та публікацій.

Згідно з класифікацією Facebook, основні цілі бренду можна розподілити на 3 категорії: поінформованість, розгляд, конверсія [18].

1. *«Поінформованість» (Awareness)* – ціль, що викликає інтерес до продукту чи послуги та підвищує рівень поінформованості про бренд. Дана ціль не

має на меті змусити користувача перейти на сайт чи ж провзаємодіяти з брендом, а лише розповідає про основну цінність продукту.

2. «Розгляд» (*Consideration*) – різновид цілі, що змушує людей зацікавитись послугою чи продуктом бренду та заохочувати людей шукати більше інформації, наприклад, відвідувати сайт компанії чи контактувати з брендом через повідомлення, коментарі.
3. «Конверсія» (*Conversion*) – безпосереднє здійснення купівлі чи використання продукту, послуги.

Водночас, основні метрики бренду можливо також класифікувати для оцінки ефективності окремо сторінки та публікацій бренду. В Додатку А представлена таблиця з більш детальним описом метрик сторінки Facebook в розрізі цілей сторінки та публікацій бренду.

Таблиця 1.4

Опис основних метрик сторінки бренду в Facebook

Категорія метрики	Основні метрики для аналізу	
	сторінки	окремої публікації
Поінформованість (“Awareness”)	Унікальні відвідувачі сторінки (органічні та платні), покази сторінки (органічні та платні), частота показів публікацій	Покази публікації (органічні та платні), охоплення публікації (органічні та платні), частота публікації, покази відео публікації (органічні та платні),
Розгляд (“Consideration”)	Підписники сторінки, прихильники сторінки, щодобові прихильники сторінки, щодобові відписники сторінки, взаємодії зі сторінкою (кліки з метод дізнатися номер, адресу, сайт бренду)	Кліки, коментарі, вподобання, поширення, перегляд відео, встановлення мобільної програми, повідомлення, заповнення форми, взаємодії зі сторінкою від прихильників сторінки, CTR (%), відношення кількості кліків до показів), ER (%), відношення кількості взаємодій до показів)

Конверсія ("Conversion")	Кількість замовлень, сумарна вартість замовлень	Конверсія, CR (%, відношення кількості конверсій до кліків)
-------------------------------------	--	---

Джерело: складено автором за даними [18, 19, 21]

З таблиці видно, що зважаючи на основні ці бренду, необхідно визначитись з ключовими показниками ефективності соціальної сторінки бренду для її ефективного моніторингу. Відтак, якщо основною метою бренду є підвищити поінформованість споживачів про нову послугу, компанії варто сконцентрувати увагу на відслідковуванні таких показників як покази та охоплення публікації. Не менш вагомим показником є також частота показу повідомлення, оскільки недостатня кількість показів публікації унікальному користувачеві не надасть бажаного результату. На противагу, надмірна кількість показів може викликати негативний відклик у користувачів.

Для сторінки бренду в Instagram основні метрики також класифікуються за цілями бренду, а також цілями окремо сторінки та публікацій (таблиця 1.5).

Таблиця 1.5

Опис основних метрик сторінки бренду в Instagram

Категорія метрики	Основні метрики для аналізу	
	сторінки	окремої публікації
Поінформованість ("Awareness")	Відвідування профілю сторінки (органічні та платні), покази сторінки (органічні та платні)	Покази публікації (органічні та платні), охоплення публікації (органічні та платні), частота публікації, покази відео публікації (органічні та платні),
Розгляд ("Consideration")	Підписники сторінки, приріст підписників сторінки, взаємодії зі сторінкою (переходи на сайт, використання хештегів, згадування сторінки)	Кліки, коментарі, вподобання, поширення, перегляд відео, перегляд історій, Completion rate (відсоток відтворення історії), реакції на історії, збережені публікації, повідомлення, заповнення форми, CTR (% відношення кількості кліків до показів), рівень залученості на підписника (% відношення

		кількості взаємодій до підписників)
Конверсія ("Conversion")	Кількість замовлень, сумарна вартість замовлень	Конверсія, CR (%, відношення кількості конверсій до кліків)

Джерело: складено автором за даними [20, 21]

Відтак, якщо основна мета бренду – підвищити рівень поінформованості, для просування сторінки в Instagram необхідно обрати такі показники як відвідування профілю, покази, охоплення та кількість підписок. Дані показники дозволяють відстежувати кількість людей, які переглядають профіль бренду, його публікації та історії. У випадку ж якщо мета сторінки – стимулювати продажі, основним показником, який необхідно обрати, є кліки на веб-сайт чи продажі з каталогу. Крім того, варто відслідковувати такі показники у торгових публікаціях (shopping posts), наприклад, зовнішні переходи на сайт та відкриття продукту. Ці показники дозволяють дізнатися чи відвідують люди веб-сайт компанії та які продукти їх найбільше зацікавили [20].

Висновки до розділу 1

Розвиток методів запису та зберігання даних призвели до стрімкого зростання обсягів інформації, які людина не в змозі проаналізувати самотійно. За таких умов автоматичний процес аналізу даних, а саме Data Mining, допомагає виокремлювати корисні знання та взаємозалежності з “сирих” даних для прийняття правильних бізнес-рішень.

В трактуванні поняття “Data Mining” можна виокремити спільні характеристики, де суть даної технології полягає в пошуку неочевидних, об’єктивних та практичних закономірностей в великих масивах даних. Закономірності є: “неочевидними”, оскільки їх неможливо виявити стандартними чи експертними методами обробки інформації; “об’єктивними”, адже виявлені закономірності відповідають дійсності та ґрунтуються на фактах на відміну від суб’єктивної експертної думки; “практичними”, оскільки створюються під конкретну проблему підприємства.

Відтак, за визначенням одного з засновників даного поняття Григорія П'ятецького-Шапіро, “Data Mining – це процес застосування певних механізмів для вилучення “шаблонів інформації” з даних. Поняття Data Mining тісно пов’язане з терміном Knowledge discovery from data чи KDD («Пошук знань з інформації»), процесом визначення оригінальних та потенційно корисних закономірностей з великих масивів даних. Незважаючи на схожість трактування, ці поняття мають суттєву відмінність, де Data Mining — це лише один з етапів в процесі KDD. Безпосередньо процес Data Mining складається з трьох основних етапів: вільного пошуку прихованих закономірностей, прогнозного моделювання та аналізу винятків та аномалій.

Завдяки власній мультидисциплінарності, Data Mining підхід гармонічно увібрав широкий кібернетичний та статистичний інструментарій. Зокрема, до останнього можна віднести кластерний, регресійний та кореляційний аналіз. Іншими ж популярними кібернетичними техніками слугують такі методи, як, наприклад, асоціативні правила, дерева рішень та нейронні мережі.

Крім того, Data Mining вже набув популярності в науковців для аналізу ефективності сторінок соціальних мереж, зокрема для аналізу впливу кожного з атрибутів публікації (час, місяць, охоплення, тип та категорія публікації) для передбачення успішності посту. Беручи до уваги основні цілі бренду, підхід Data Mining можливо використати для передбачення чи аналізу відповідних метрик для сторінок брендів в Facebook та Instagram. Насамперед, необхідно виокремлювати цілі, що підвищують рівень поінформованості про бренд, змушують людей ним зацікавитись і шукати більше інформації та здійснювати купівлю продукту компанії.

РОЗДІЛ 2. ХАРАКТЕРИСТИКА СОЦІАЛЬНОЇ СТОРІНКИ БРЕНДУ ТА АНАЛІЗ ЇЇ НАЙВАГОМІШИХ ПОКАЗНИКІВ ЕФЕКТИВНОСТІ

2.1. Аналіз маркетингового середовища підприємства: онлайн- та офлайн-складових

Для проведення аналізу маркетингового середовища підприємства MasterCard Україна (“Представництво Мастеркард Юроп СА”) варто, в першу чергу, провести аналіз зовнішніх факторів маркетингового середовища, його онлайн- та офлайн-складових, за допомогою аналізу його макро- та мікросередовища.

Для оцінки макросередовища було використано методику P.E.S.T-аналізу, яка дала змогу зрозуміти загальну картину політичної, економічної, соціальної та технологічної ситуації в країні, передбачити її розвиток в довгостроковому плані (табл. 2.1).

Вищенаведений аналіз допоміг оцінити основні політичні фактори країни, що чинять вплив на підприємство, серед яких: проведення політики фінансової

інклюдії Національним Банком України “як процесу просування доступного, вчасного та повноцінного доступу до широкого спектру фінансових продуктів і послуг, поширення їхнього використання серед всіх прошарків суспільства через впровадження існуючих та інноваційних підходів включно з фінансовою обізнаністю та освітою з метою просування як фінансового добробуту, так і економічної та соціальної інклюдії” [25].

Серед економічних факторів України варто виокремити збільшення кількості платіжних карток, зокрема безконтактних в 2019 році. Не менш вагомим економічним фактором також слугує збільшення кількості та обсягу платіжних операцій.

Таблиця 2.1

Р.Е.С.Т-аналіз галузі платіжних карток в Україні

Політичні фактори	Економічні фактори
1) Проведення політики фінансової інклюдії Національним Банком України, тобто створення умов для залучення усіх сегментів населення та бізнесу до користування різноманітними фінансовими послугами [25]; 2) Підвищення частки безготівкових розрахунків Національним Банком України до кінця 2020 року до 55%; 3) Створення української платіжної системи ПРОСТІР Національним Банком України.	1) Кількість емітованих платіжних карток збільшилась на 4% в першому кварталі 2019 року в порівнянні з початком року [22]; 2) Кількість безконтактних платіжних карток зросла на 15% в першому кварталі 2019 року в порівнянні з початком року [22]; 3) Обсяг безготівкових операцій з використанням платіжних карток зріс на 45% в першому кварталі 2019 році в порівнянні з першим кварталом 2018 року [24]; 4) Кількість безготівкових операцій з використанням платіжних карток зросла на 35% в першому кварталі 2019 році в порівнянні з аналогічним періодом 2018 року [24]. 5) Переважання тіньової економіки, зокрема у виплаті заробітної плати.
Соціокультурні фактори	Технологічні фактори
1) Зростаюча популярність інноваційних способів оплати (LiqPay, ApplePay) за	1) Платіжна інфраструктура України в першому кварталі 2019 року покращилась в порівнянні з

<p>рахунок їх безпеки, прозорості, швидкості та зручності операцій;</p> <p>2) Розвиток e-commerce, українці все частіше віддають перевагу онлайн-купівлі. Українці активно купують і оплачують у режимі онлайн одяг в Instagram, комунальні послуги через шаблони в мобільних додатках та купують квитки через чат-боти в Telegram;</p> <p>3) Зростання випадків кіберзлочинності, що викликають побоювання в користувачів платіжних карток.</p>	<p>початком року, зокрема кількість платіжних терміналів зросла на 3%, кількість торговельних POS-терміналів – на 4%, кількість суб'єктів господарювання, що приймають платіжні картки – на 2% [23];</p> <p>2) Популяризація інноваційних фінансових сервісів банками та компаніями-емітентами карток;</p> <p>3) Удосконалення мобільних пристроїв, гаджетів та банківських мобільних додатків, що дають змогу швидше та більш безпечно сплачувати онлайн;</p> <p>4) Розвиток e-commerce та оплати онлайн, коли до 14%;</p>
--	---

Джерело: складено автором за даними [22], [23], [24], [25].

Соціокультурні фактори середовища України зумовлюють більш активно використовувати інноваційні засоби (гаджети, браслети) та способи оплати (ApplePay, Google Pay, LiqPay) через їх зручність та швидкість здійснення операції. Крім того, розвиток e-commerce відіграв вагомий роль в популяризації онлайн-купівель як цілком буденного процесу, що безумовно підтримує позитивну динаміку зростання ринку платіжних карток. На противагу, даний фактор стримується присутністю кіберзлочинності, що викликає певну тривожність в споживачів під час здійснення безконтактних платежів.

Найбільш виражений вплив на ринок платіжних карток чинить технологічний фактор, оскільки саме вдосконалення платіжної інфраструктури найбільше спонукає використовувати безконтактні способи оплати серед українців.

Для більш глибокого аналізу мікросередовища ми дослідили ринкову кон'юнктуру підприємств-емітентів платіжних карток в розрізі основних гравців ринку. Так, базуючись на статистичних даних Національного Банку України, ми проаналізували кількість держателів платіжних засобів разом з учасниками платіжних систем (рис. 2.1).

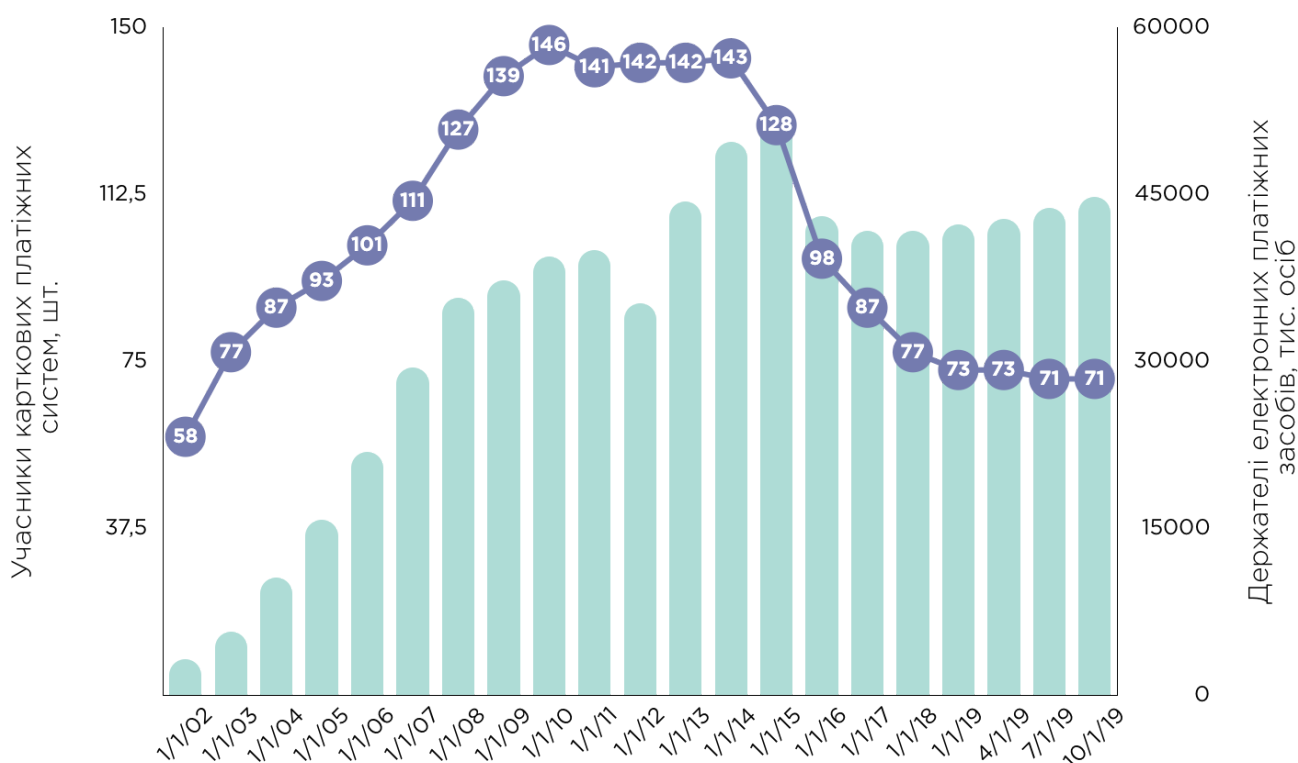


Рис. 2.1 Дані щодо кількості учасників платіжних систем та держателів платіжних засобів [26]

Таким чином, починаючи від 2002 року кількість електронних платіжних засобів стрімко зростала, досягнувши 45 млн. в грудні 2019 року. Основні учасники карткових систем також продемонстрували стрімкий ріст навіть попри кризову ситуацію в 2015 році, зупиняючись на позначці 71 гравця на ринку платіжних карток.

З рисунку 2.2 видно, що кількість електронних платіжних засобів в 2019 році дещо збільшилась в порівнянні з 2018. Частка MasterCard в структурі електронних платіжних засобів продемонструвала найбільше зростання – приріст на 5,5 млн. одиниць, в той час як електронні платіжні засоби Visa залишились на сталому рівні.

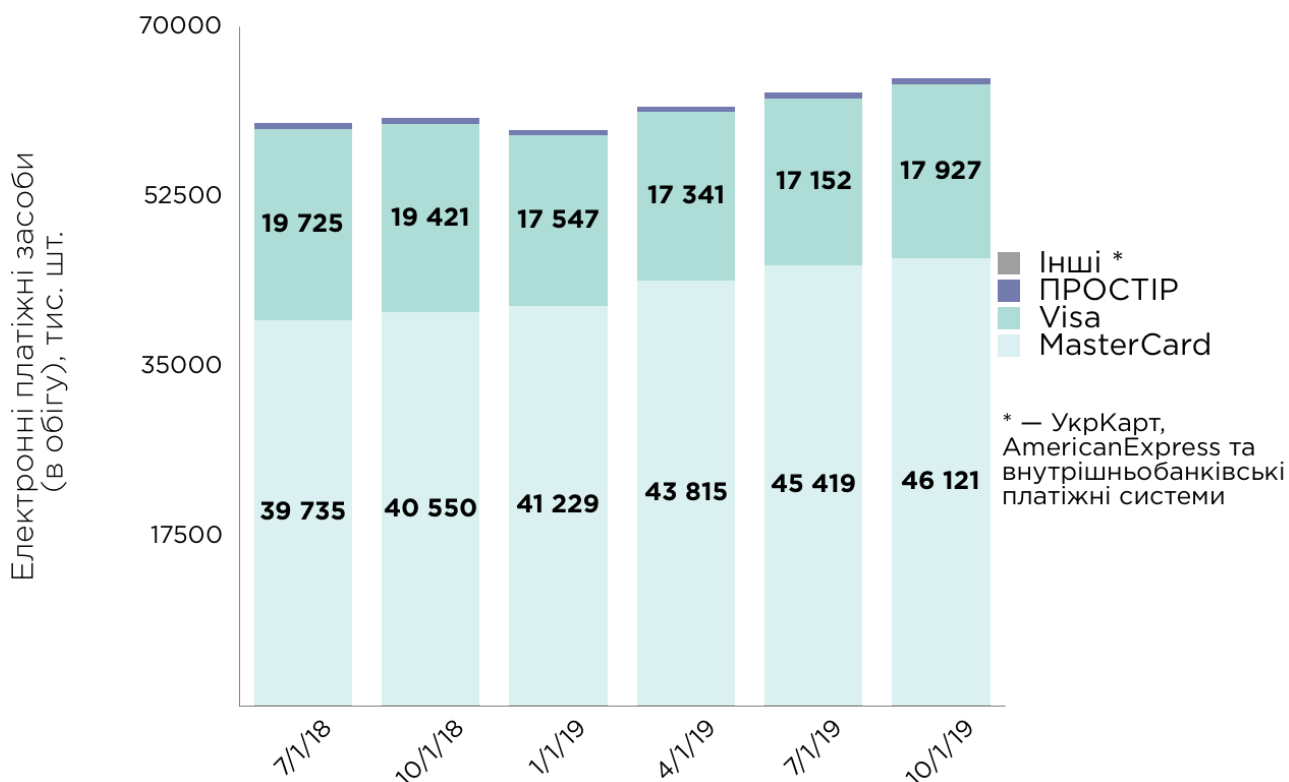


Рис. 2.2 Дані про кількість електронних платіжних засобів, емітованих українськими банками у розрізі платіжних систем [26]

В грошовому вираженні структура MasterCard також займає левову частку (рис. 2.3). Лише 69% всіх грошових та не грошових операцій проводяться через платіжну систему MasterCard, де Visa посідає друге місце з часткою в 30%. Цікаво, що загальний приріст суми операцій збільшився рівномірно в розрізі всіх гравців платіжних систем в середньому на 25% в III кв. 2019 року в порівнянні з аналогічним періодом 2018 року.

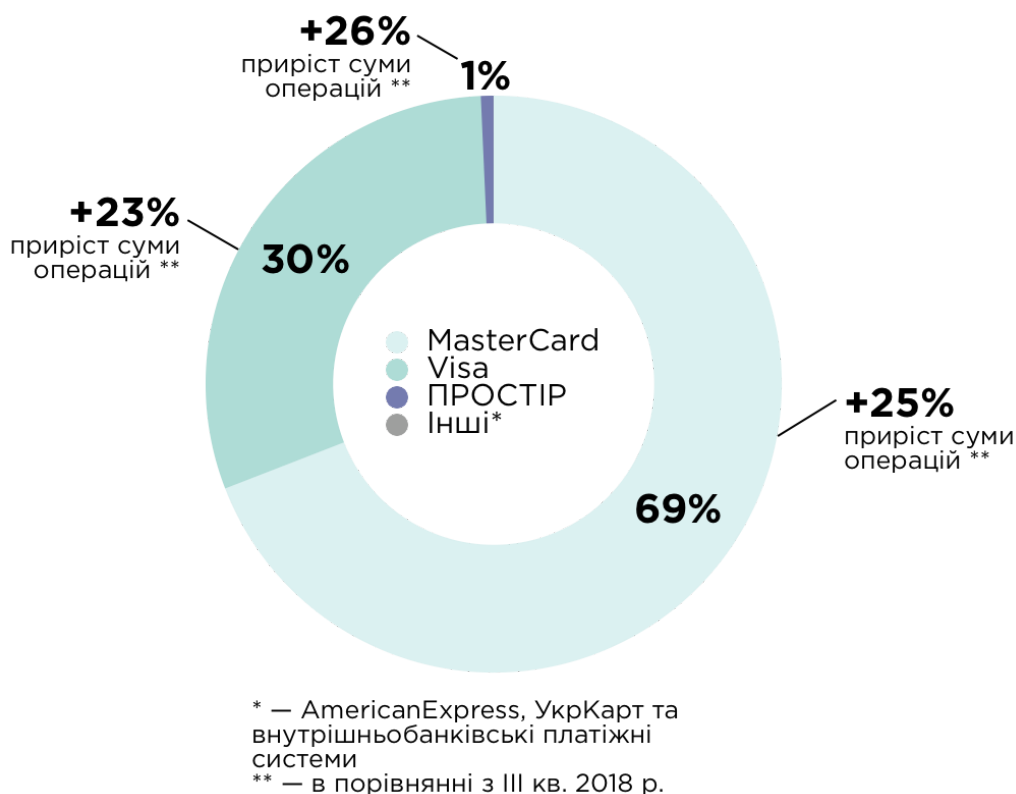


Рис. 2.3 Сума безготівкових та готівкових операцій у розрізі платіжних систем за III кв. 2018 року [27]

Динаміка приросту суми операцій в розрізі платіжних мереж також поступово змінюється в структурі. Безготівкові операції набувають все більшого значення, поступово заміщаючи безготівкові розрахунки (рис. 2.4). Приріст суми готівкових операцій вирізняється меншими темпами зростання, аніж в безготівкових. Лише в четвертому кварталі 2019 року приріст таких операцій становив 19,8% — майже вдвічі більше, ніж за аналогічний період готівкових операцій.

Приріст готівкових операцій MasterCard характеризуються вищими темпами приросту, ніж Visa. Однак в першому кварталі 2019 року та третьому кварталі 2019 року, приріст безготівкових операцій MasterCard відстав від темпів Visa на декілька процентних пунктів.

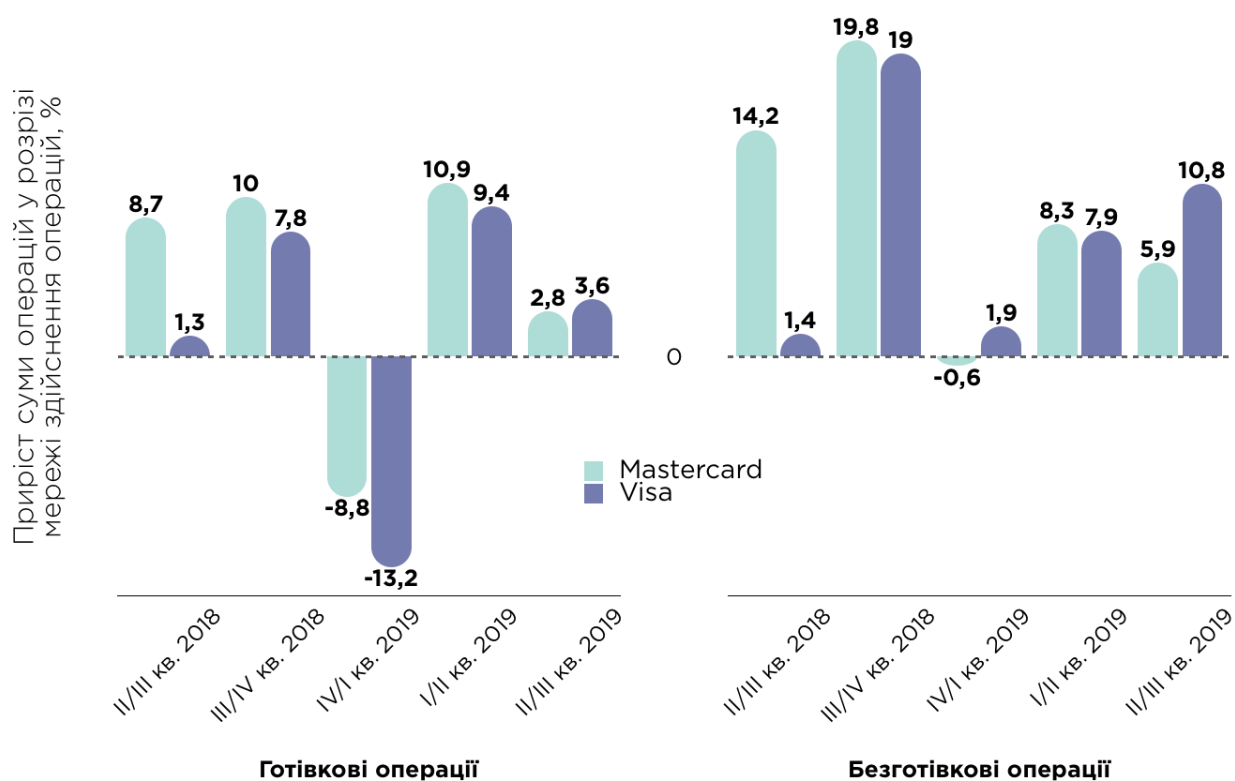


Рис. 2.4 Приріст суми операцій у розрізі мережі здійснення операцій, % [27]

Проаналізувавши ситуацію на ринку платіжних карток, на наступному етапі аналізу ми поглиблено дослідили конкурентні переваги MasterCard, Visa та Простір, що вирізняються певними бонусами відповідно до класу карток. Зокрема, картки MasterCard можна умовно розподілити на 3 категорії: стандартні, преміальні та бізнес (табл. 2.2).

Стандартний пакет характеризується звичайними перевагами депозитної картки як, наприклад, можливості взяти кошти в кредит чи покласти їх на заощадження. Більш преміальні пакети характеризуються широким спектром бонусів, від консьєрж-сервісу до можливості користуватись бізнес-клас кімнатами очікування у всіх аеропортах світу. Пакети бізнес категорії супроводжуються зручними перевагами для бізнесу в питанні контролю витрат та оперативного керування коштами компанії.

Таблиця 2.2

Порівняльний аналіз різновидів карток MasterCard

Переваги та бонуси	De bit	St an da rd	G ol d	W orl d	Pl ati nu m	W orl d Bl ac k Ed iti on	W orl d Eli te	Bu sin es s	C or po rat e
Кредит		+	+	+	+	+	+	+	+
Заощадження		+	+	+	+	+	+	+	+
Знижки			+	+	+	+	+	+	+
Знижки за кордоном				+	+	+	+		
Консьєрж-сервіс			+		+	+	+	+	+
Страховання поїздок				+		+	+		
Глобальна служба підтримки				+	+	+	+		
Mastercard Lounge (Бориспіль)					+	+	+		+
Priority Pass					+	+	+		
Fast Line					+	+	+		+
VIP-зали світу							+		
Контроль витрат									+
Оперативне поповнення рахунку									+

Джерело: складено автором за даними [29].

Перелік послуг Visa відображає аналогічну структуру класів карток, відрізняючись лише деякими бонусами та перевагами як, наприклад, пакуванням валізи. Однак сама різноманітність різновидів пакетів дещо поступається MasterCard (табл. 2.3).

Лише бізнес-пакети Visa утримують конкурентні позиції, пропонуючи фінансовий контроль витрат рахунку підприємства, їх деталізовану звітність та страхування від нецільових витрат співробітників, коли працівник перевищив службові повноваження, купуючи нецільові товари для власних потреб, де банк, з іншого боку, гарантуватиме повернення даних коштів на рахунок компанії та блокування доступу працівника до них. Для порівняння, MasterCard пропонує для бізнес-клієнтів стандартний контроль звітності та оперативне поповнення рахунку.

Таблиця 2.3

Порівняльний аналіз рідновидів карток Visa

Переваги та бонуси	Classic	Gold	Platinum	Signature	Infinite	Business / Corporate	Platinum Business
Кредит	+	+	+	+	+	+	+
Міжнародна клієнтська служба	+	+	+	+	+	+	+
Екстрена заміна картки	+	+	+	+	+	+	+
Екстрена видача готівки	+	+	+	+	+	+	+
Знижки		+	+	+	+		+
Пакування валізи			+	+	+		
VIP-зали світу			+	+	+		+
Захист покупок				+	+		
Страхування поїздок				+	+		
FastLine				+	+		+
Консьєрж-служба					+		
Фінансовий контроль						+	+
Звітність						+	+
Страхування від нецільових витрат співробітників							+

Джерело: складено автором за даними [30].

Окрім великих міжнародних платіжних систем, в Україні також існує національна платіжна система – ПРОСТІР, що була створена Національним банком України. Наразі ПРОСТІР випускає лише один різновид картки, що виконує лише базові функції депозитної картки та не має додаткових переваг, які присутні в MasterCard та Visa.

Аби продемонструвати основні операційні переваги та бонуси вищезазначених операційних систем, ми проаналізували всі доступні пакети ПРОСТІРу, MasterCard та Visa за допомогою інструменту карти сприйняття (“Perceptual map”) (рис. 2.5).

На вертикальній осі продемонстрований атрибут “Операційні переваги”, що враховує такі фактори як вартість конвертації в США та країнах Європи,

кількість терміналів на території України та світу, швидкість здійснення операції, присутність платіжних систем в країнах світу, можливість здійснювати купівлю онлайн та рівень безпечності здійснення операції. Типи карток розподілено на осі у відповідності до оцінок, де крайні ліві значення означають відсутність жодних додаткових переваг, а крайні праві значення – наявність великої кількості додаткових переваг.

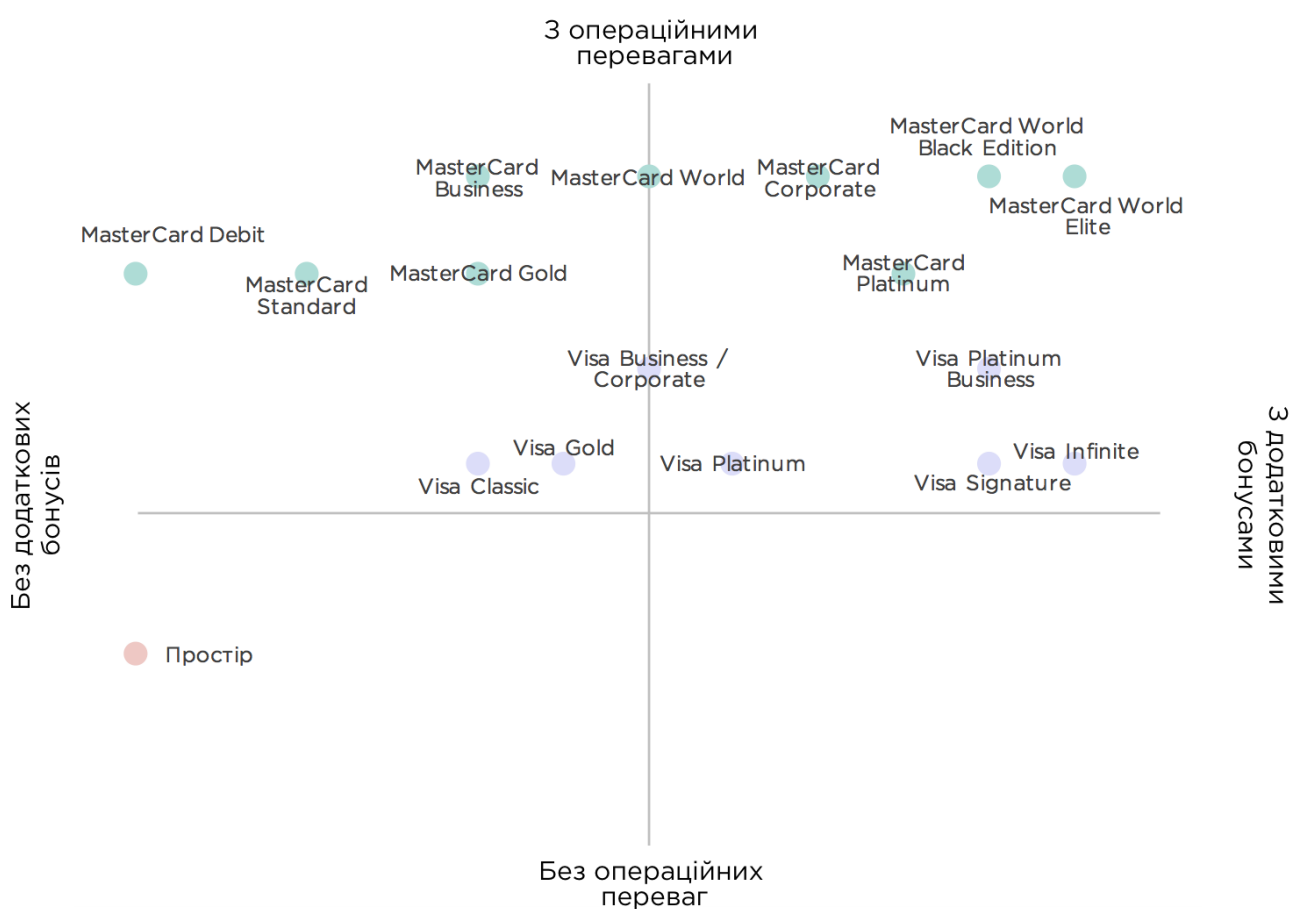


Рис. 2.5 Карта сприйняття переліку карток Visa, Mastercard та ПРОСТІР [29], [30]

Зокрема, з рисунку видно, що більшість карток MasterCard мають відносну порівняльну операційну перевагу перед картками Visa та ПРОСТІР завдяки таким факторам як:

1. *Вартість конвертації.* Основна відмінність таких платіжних систем як Visa та MasterCard – це основна валюта здійснень операцій. У випадку

Visa – це американський долар, а у MasterCard – це євро. Таким чином, у відповідності до місцезнаходження здійснення операції, визначається перевага однієї платіжної системи над іншою, враховуючи інтервал витрачених коштів на конвертацію. У випадку ПРОСТІР, дана платіжна система не представлена за кордоном.

2. *Кількість терміналів.* В Україні більшість терміналів підтримують дві найпопулярніші платіжні системи – MasterCard та Visa. Однак в світі простежується інакша ситуація – Visa охоплює більшу кількість терміналів.
3. *Швидкість здійснення операції.* Тривалість проведення операції, що здійснює MasterCard, в середньому швидше в 1,7 разів, аніж Visa. [36]
4. *Присутність платіжних систем.* Visa представлена в 200 країнах світу, в той час як MasterCard – в 210. Однак, беручи до уваги відсоток поширеності платіжних систем в усьому світі, Visa є більш поширеною – 29%, в той час як MasterCard – 16%.
5. *Безпечність здійснення онлайн-операцій.* Геть всі системи гарантують безпечність здійснення онлайн-купівель, зокрема MasterCard та Visa пропонують перелік програм, що надають додаткову безпеку під час подорожей.

На горизонтальній ж осі продемонстрований атрибут “Додаткові бонуси”, які розподілено у відповідності кількості переваг в кожному з різновидів карток. Відтак, крайні ліві значення означають відсутність жодних додаткових бонусів, а крайні праві значення – наявність великої кількості додаткових бонусів.

2.2. Оцінка сторінок підприємства та його конкурентів в соціальних мережах

Наразі бренди активно використовують соціальні мережі як один з каналів підвищення упізнаваності бренду, нарощування прихильників бренду та налагодження комунікації з цільовою аудиторією через відгуки чи взаємодії зі

сторінкою. Крім того, бреди мають змогу інформувати цільову аудиторію, повідомляючи про акції, розіграші, пропозиції від партнерів або ж про певні корпоративні зміни.

Саме тому проведення оцінки сторінок підприємства MasterCard та його основних конкурентів є необхідним кроком для визначення ефективності підприємства, а також визначення найвагоміших показників сторінки бренду в соціальних мережах.

Перш за все, розглянемо показники місячного охоплення користувачів-прихильників бренду MasterCard в Україні за період грудень 2017 – грудень 2019 років (рис. 2.6). З рисунку видно, що сторінка MasterCard в Facebook щомісяця в середньому охоплює 7 мільйонів користувачів. Пікових ж значень набули саме показники 2019 років, досягаючи майже 8 мільйонів користувачів, за рахунок платного промотування публікацій.

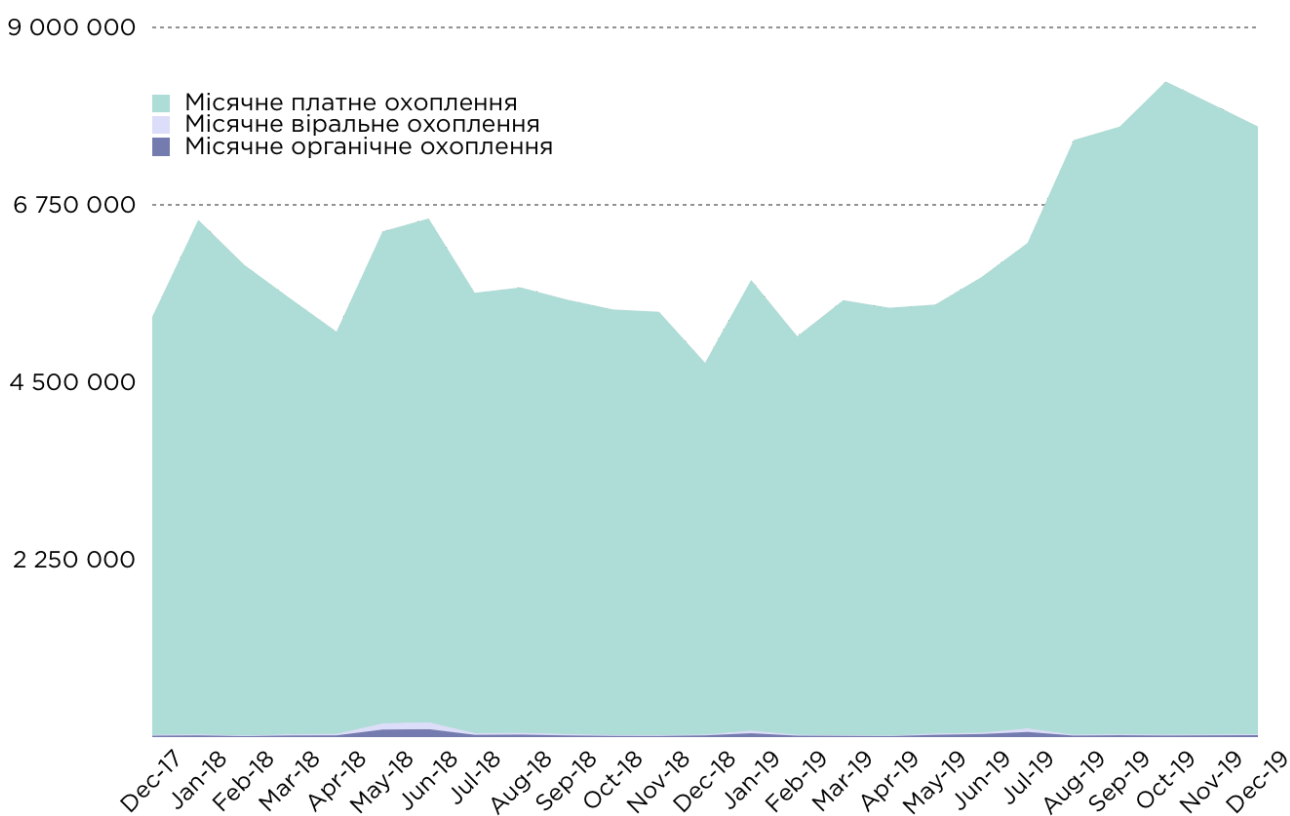


Рис. 2.6 Середньомісячні показники платного, органічного та вірального охоплення в динаміці [32]

Окрім охоплення, не менш вагомими показниками для аналізу є також кількість нових прихильників бренду, що визначається кількістю нових добових користувачів, що підписалися та відписалися від сторінки (рис. 2.7). Варто зазначити, що впродовж грудня 2017 – грудня 2019 років спостерігалась позитивна динаміка зростання прихильників сторінки. Зокрема в травні 2018 року відбувся найбільший приріст підписників, що досягнув показника в 2 208 користувачів. Негативна тенденція на відмову від перегляду контенту сторінки також присутня, однак її динаміка є суттєво меншою, аніж динаміка нових прихильників бренду.

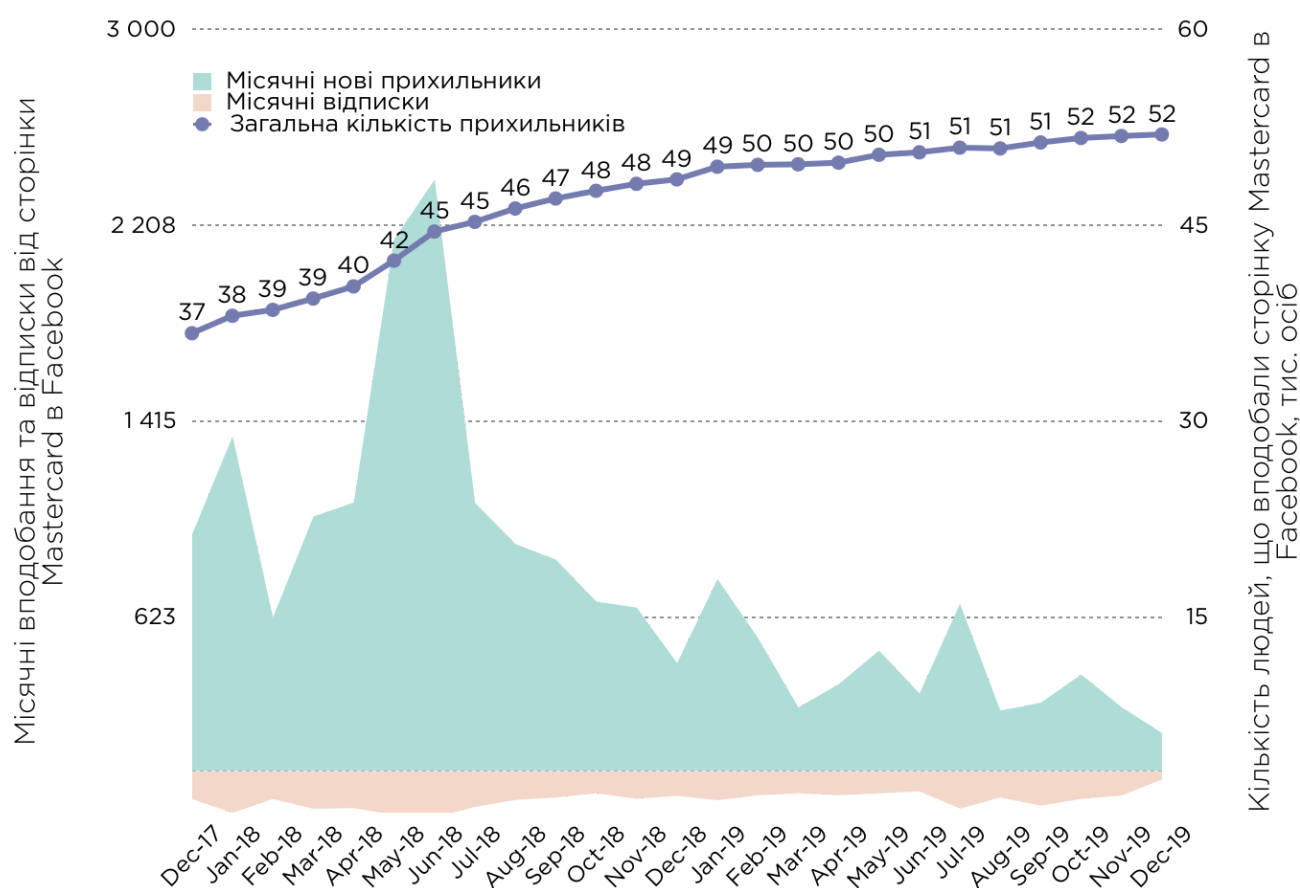


Рис. 2.7 Динаміка загальних прихильників сторінки з врахуванням користувачів, що відписалися та підписалися від новин сторінки [32]

Одним з найбільш вагомих показників бренду сторінки є також частота показу оголошення сторінки, що відображає кількість показів контенту сторінки

для одного унікального користувача. На рисунку 2.8 зображено накопичувальну криву середнього місячного охоплення відповідно до частоти показу оголошення впродовж 9.12.2017 – 8.12.2019. Зокрема, 44,3% користувачів побачили контент в середньому на місяць сторінки лише один раз, а 80% користувачів – до трьох разів. За визначенням Facebook, даний показник є оптимальним для брендів, що орієнтовані на охоплення, оскільки більша кількість згадувань про бренд може вплинути негативно на кількість його прихильників, які відписуватимуться від нав'язливого контенту [37].

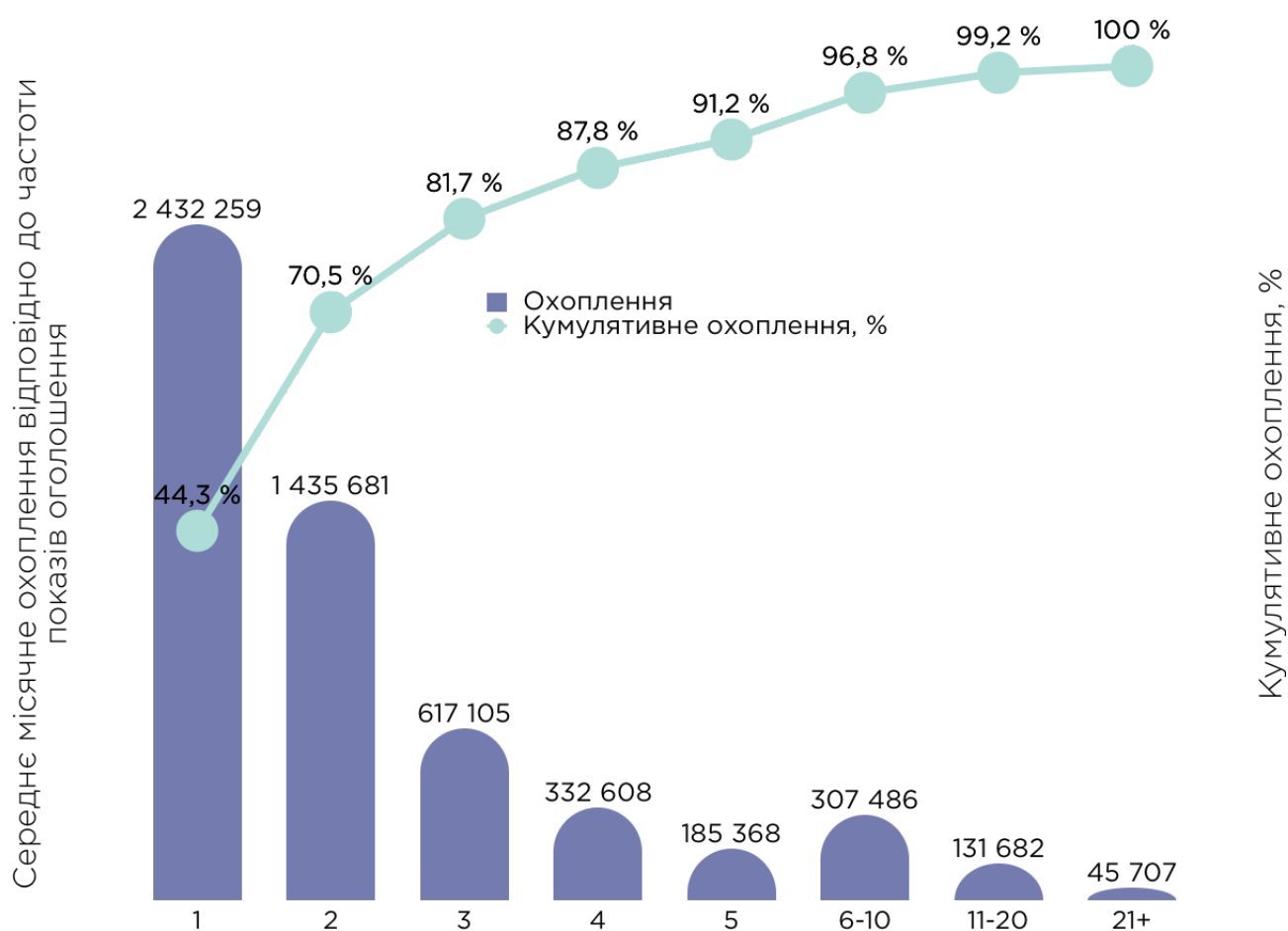


Рис. 2.8 Динаміка загальних прихильників сторінки з врахуванням користувачів, що відписалися та підписалися на новини сторінки [32]

Не менш вагомими показниками є також рівень активності користувачів в розрізі статі та віку. Зокрема, основними прихильниками сторінки MasterCard станом на 8 грудня 2019 є користувачі віком від 25 до 44 років (72% всіх

прихильників сторінки), де дистрибуція вподобань сторінки є рівномірною як серед чоловіків, так і жінок, і становить 49% та 51% відповідно (рис. 2.9).

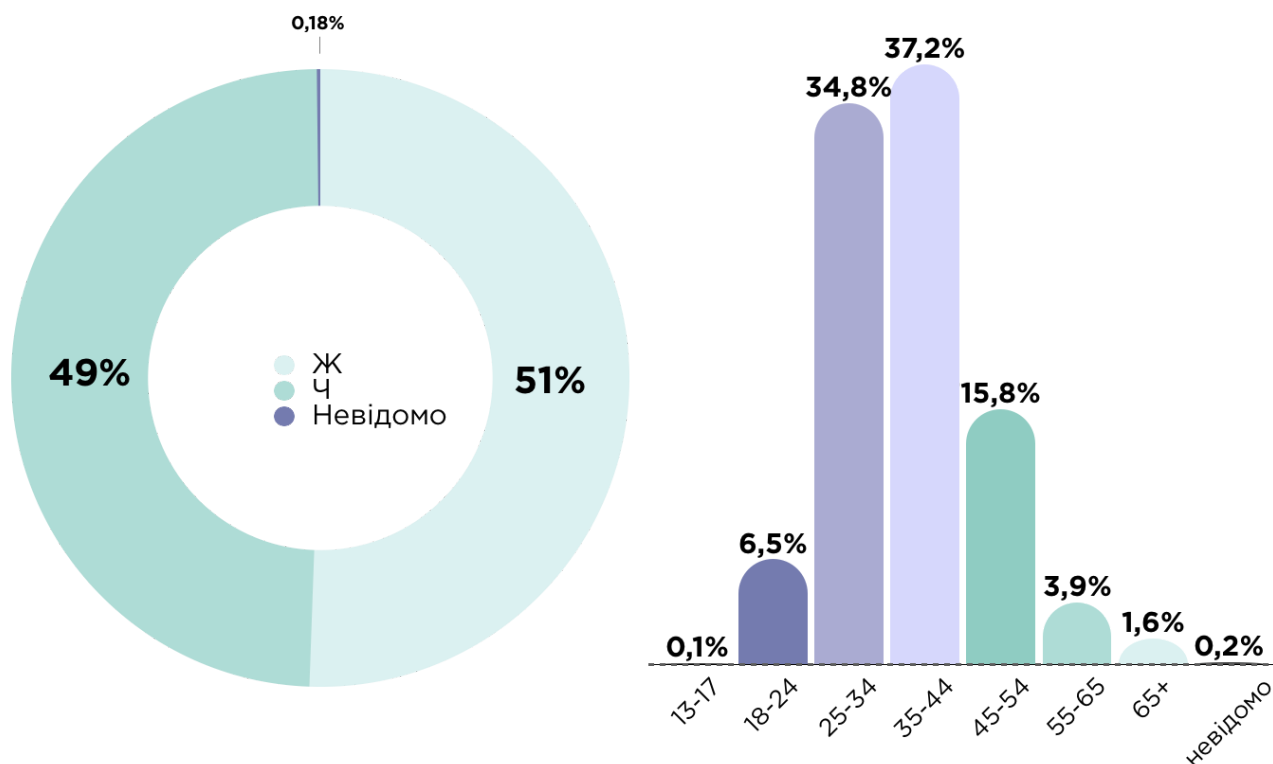


Рис. 2.9 Дистрибуція вподобань сторінки за статтю та віком користувачів станом на 8.12.2019 [32]

Сторінка MasterCard розміщує публікації на різноманітні тематики як, наприклад, футбол, події, послуги MasterCard, подорожі та інше. Більш детально, найбільшу кількість показів отримали публікації, пов'язані з промотуванням та описом власне послуг MasterCard, порадами щодо подорожей та футболом. Решта тематик пов'язані з промотуванням товарів чи послуг партнерів MasterCard, які здійснюють сумісні акційні пропозиції, наприклад, розігруючи квитки на концерти чи надаючи додаткові знижки на продукти за умови використання платіжної системи MasterCard (рис. 2.10).

Цікаво, що найбільш популярними публікаціями з урахуванням кількості вподобань публікацій є також публікації, пов'язані з тематиками футболу, послуг MasterCard та подорожей (рубрики TravelTips).

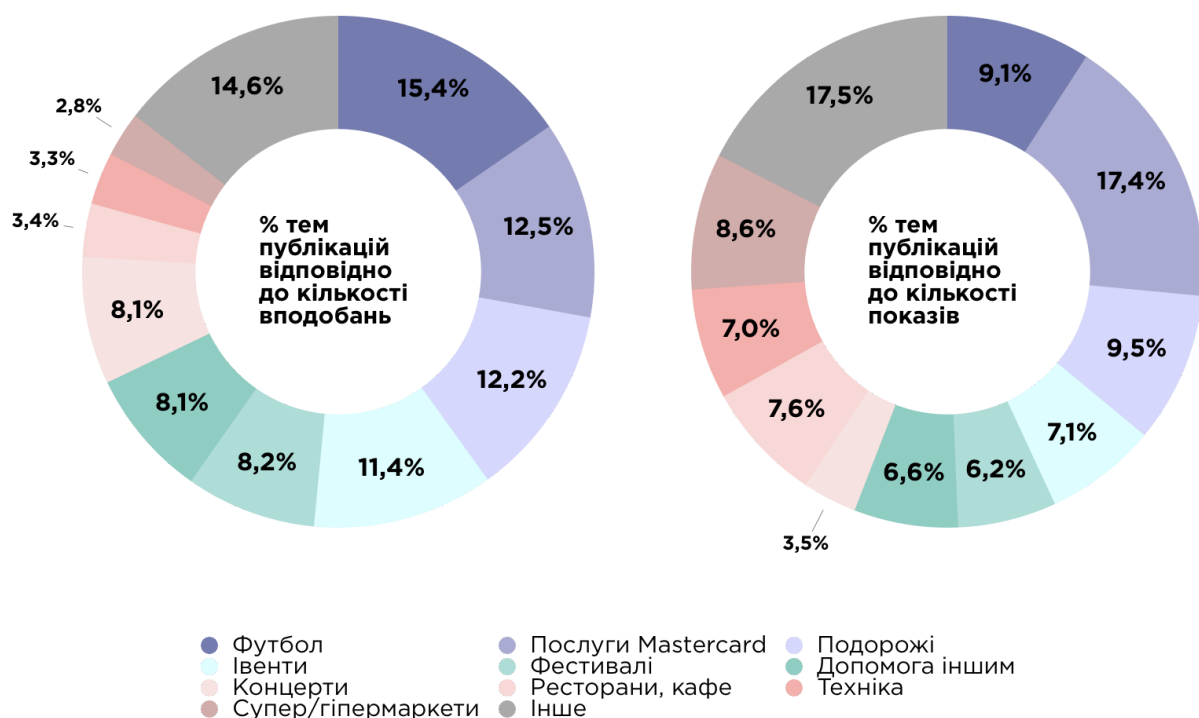


Рис. 2.10 Розподіл найбільш популярних тем публікацій за показами та кількістю вподобань публікацій станом на 8.12.2019 [32]

Окрім аналізу основних показників сторінки MasterCard, було проведено також порівняльний аналіз сторінки з основним конкурентом – Visa (табл. 2.4). Аналіз Facebook сторінки ПРОСТІР не було здійснено через відсутність представленості бренду в соціальних мережах.

Відповідно до таблиці 2.4 кількість прихильників бренду Visa станом на грудень 2019 року, що вподобали сторінку в усьому світі, суттєво переважає MasterCard в кількісному вираженні, тобто на понад 4 мільйони користувачів. Однак, беручи до уваги темпи приросту кількості вподобань сторінки, варто зазначити, що кількість прихильників MasterCard зросла з дещо більшими темпами, аніж у Visa.

Аналогічно глобальній статистиці, кількість вподобачів сторінки MasterCard в Україні також дещо поступається Visa. Кількість вподобань сторінки MasterCard сягає 52 тисяч, в той час як Visa – майже 80 тисяч. На противагу, рівень залученості користувачів до сторінки (співвідношення суми

вподобань, поширень та коментарів сторінки до загальної кількості підписників) та її публікацій (співвідношення суми вподобань, поширень та коментарів сторінки до загальної кількості підписників, зважене на кількість публікацій) є вищим в MasterCard, що свідчить про більш якісний рівень продукowanego контенту даної сторінки. Цікаво, що навіть попри меншу кількість публікацій, MasterCard вирізняється вищим рівнем взаємодії користувача з сторінкою бренду, аніж Visa – 0,84% проти 0,35%.

Таблиця 2.4

Порівняльний аналіз сторінки MasterCard та основного конкурента Visa

	Visa	MasterCard
Кількість вподобань сторінки (глобальна кількість вподобачів сторінки за грудень 2019 року)	22 957 415	16 136 757
Приріст підписників глобальної сторінки (за грудень 2019 року)	1,1%	1,3%
Кількість вподобачів сторінки в Україні	79 500	51 964
Середній рівень залученості сторінки, % (за грудень 2019 року)	7,34%	10,08%
Середній рівень залученості публікації, % (за грудень 2019 року)	0,35%	0,84%
Загальна кількість публікацій (за грудень 2019 року)	21	12

Джерело: складено автором за даними [33], [34], [35].

Основною цільовою аудиторією MasterCard та Visa слугують українські користувачі Facebook, що цікавляться платіжними системами. Відповідно до аналітики Audience Insights за грудень 2019 року дані користувачі сягають охоплення в 700-800 тисяч [35]. Серед всіх користувачів, що цікавляться платіжними системами, переважають жінки – 70% користувачів. З рисунку 2.11 видно, що серед основних вікових категорій основну частку представляють

користувачів віком 25-34 років (33%) та 35-44 років (33%). Решта вікових категорій, молодше 24 та старше 55 років, представляють менший відсоток аудиторії – 34% аудиторії.

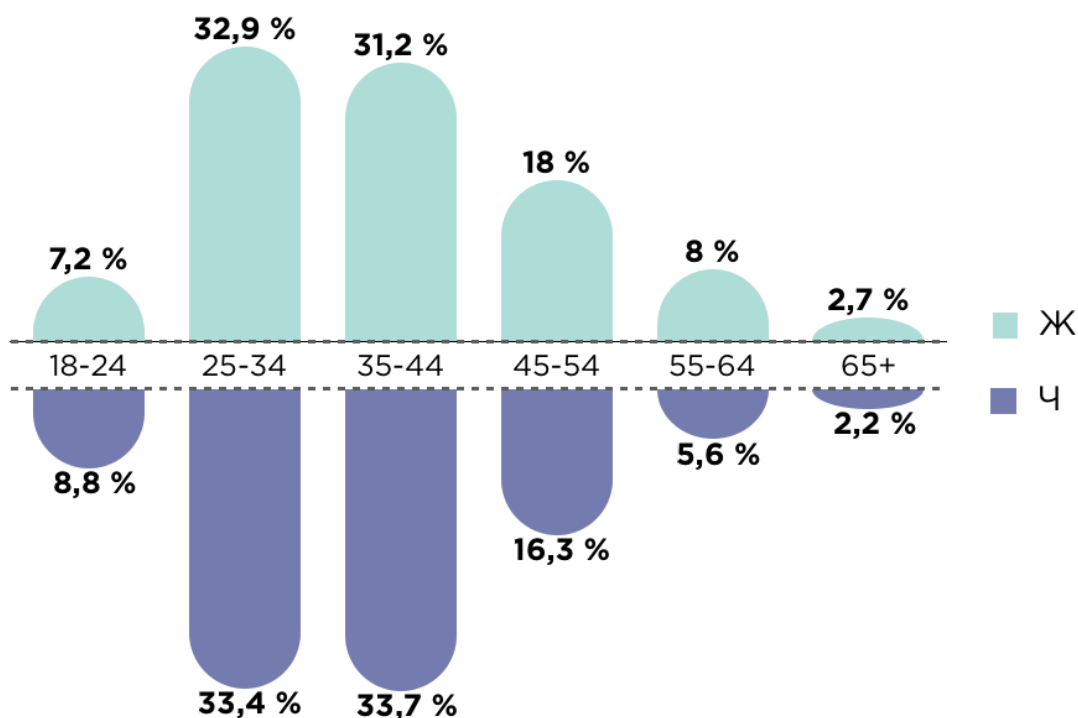


Рис. 2.11 Структура цільової аудиторії MasterCard та Visa [35]

Серед інших поведінкових особливостей цільової аудиторії є також їх активність. Зокрема, в середньому аудиторія, описана вище, за весь час вподобала 2 сторінки, а також в середньому за місяць було здійснено 7 коментарів, 31 вподобання публікації, 4 поширення посту та 44 натискання на рекламну публікацію.

2.3. Пошук та аналіз найбільш вагомих показників ефективності

Facebook-сторінки бренду

Для пошуку найбільш значимих факторів ефективності Facebook-сторінки бренду було використано модель лінійної регресії. Основна гіпотеза дослідження полягає в залежності загальної кількості вподобань сторінки

MasterCard від таких факторів, як: добова кількості підписників та відписників сторінки, взаємодії з публікаціями, формат та різновид публікацій, час публікування (година, день, місяць), частота показу, охоплення, трафік на сайт компанії, наявність промо рекламних публікацій та інтерес до самого бренду MasterCard.

Таким чином, дана модель має на меті визначити найбільш значимі фактори для створення алгоритму публікування посту, що призведе до найбільшої кількості вподобань сторінки.

Під час розробки моделі були використані дані Facebook-сторінки бренду, а саме щодобові дані про 300 публікацій у період з 13.12.2017 по 05.12.2019. Окрім аналітики Facebook у моделі також було використано зовнішні дані, як Google Trends Semrush, для визначення популярності пошукових запитів MasterCard та трафіку сайту даного бренду (табл. 2.5).

Зокрема, в якості залежної змінної було обрано фактор “Lifetime Page Likes” – кількість підписників, що вподобали сторінку бренду за увесь час. Незалежними ж факторами моделі є наступні змінні, як:

1. *Час публікації.* В моделі було враховано такі фактори як година, день тижня та місяць публікації для визначення залежності між найбільш ефективним часом для публікації;
2. *Взаємодії з публікаціями.* Даний фактор базується на припущенні, що публікації з найбільшою кількістю поширень, вподобань, коментарів, переходів за посиланням, переглядів фото та відео залучать найбільшу кількість вподобань сторінки;
3. *Різновид контенту публікації.* В моделі досліджується припущення про вагомість змісту публікації, а саме чи її заклик взяти участь в промо, ознайомитись з послугами чи продуктами підприємства, або ж з небрендовим контентом, який вплине на загальну кількість вподобань сторінки;

4. *Наявність промотування публікації.* Рекламування публікацій впливає в першу чергу на кількість унікальних користувачів, що помітять оголошення, і як наслідок підпишуться на сторінку бренду;

Таблиця 2.5

Опис даних, використаних в моделі лінійної регресії

Оригінальна назва змінних	Назва змінних	Класифікація змінних	Ресурс
Lifetime Page Likes	Загальна кількість вподобань сторінки (од.)	—	Facebook, дані сторінки
Hours	Година (год.)	—	Facebook, дані публікацій
Post share	Поширення публікацій (од.)	—	Facebook, дані публікацій
Post like	Вподобання публікації (од.)	—	Facebook, дані публікацій
Post comment	Коментарі публікації (од.)	—	Facebook, дані публікацій
Post other clicks	Інші кліки на публікацію (од.)	—	Facebook, дані публікацій
Post photo view	Перегляди фото публікації (од.)	—	Facebook, дані публікацій
Post link clicks	Переходи за посиланням публікації (од.)	—	Facebook, дані публікацій
Post video play	Перегляди відео публікації (од.)	—	Facebook, дані публікацій
Post category	Різновид контенту публікації	акції, реклама продуктів та послуг, публікації для натхнення	Визначено автором за класифікацією [17]
Ad	Наявність промотування	Так, Ні	Визначено автором за даними Facebook
Length	Довжина публікації (символи)	—	Визначено автором за даними Facebook
Post type	Формат публікації	Фото, відео, посилання	Facebook, дані публікацій
Month	Місяць	12 місяців	Facebook, дані публікацій
Day	День	7 днів тижня	Facebook, дані публікацій
Frequency	Частота показу (коэф.)	—	Facebook, дані публікацій
Google Trends	Популярність пошукового запиту за Google Trends (коэф.)	—	Google Trends [38]
Traffic	Трафік сайту (од.)	—	Semrush [39]
Daily New Page Unlikes	Нові добові відписники сторінки (од.)	—	Facebook, дані сторінки
Reach NON Page Likers	Охоплення користувачів, що не вподобали сторінку (од.)	—	Facebook, дані публікацій
Daily New Page Likes	Нові добові підписники сторінки (од.)	—	Facebook, дані сторінки
Reach Page Likers	Охоплення користувачів, що вподобали сторінку (од.)	—	Facebook, дані публікацій
ER, % Post	Рівень взаємодії користувачів з	—	Facebook, дані публікацій

reactions	публікаціями (коеф.)		
-----------	----------------------	--	--

Джерело: складено автором за даними [17], [32], [38], [39].

5. *Довжина публікації.* Модель аналізує довжину публікації (в розрізі кількості символів) з метою пошуку оптимального розміру посту. Наприклад, оптимальною довжиною публікації в Facebook, що забезпечує найбільший рівень залученості, є 40-80 символів [40];
6. *Формат публікації.* Керуючись даними попередніх публікацій, в моделі також досліджуються такі креативи публікації як фото, відео та посилання;
7. *Частота показу.* Керуючись рекомендаціями Facebook з приводу частоти показу оголошення унікальному користувачеві, ми врахували фактор частоти переглядів оголошення на кількість вподобань сторінки;
8. *Популярність пошукового запиту в Google Trends.* Оскільки більшість користувачів могли дізнатися про сторінку MasterCard з пошукових запитів, ми дослідили популярність пошукових термінів, пов'язаних з компанією MasterCard в Україні. Дані вираховуються відповідно до найвищої точки на графіку для певного регіону та періоду часу [38];
9. *Трафік сайту.* Іншим припущенням було залучення кількості нових вподобачів сторінки через сайт компанії, де за допомогою ресурсу Semrush було проаналізовано його трафік, тобто кількість відвідувачів сайту [39];
10. *Нові відписники та підписники сторінки.* Дані показники дадуть змогу визначити як основні причини слідування за публікаціями сторінки, так і їх відмови;
11. *Охоплення користувачів, що підписались на новини сторінки та ні.* Охоплення публікацій представлені в розрізі користувачів, що вподобали та не вподобали сторінку бренду, аби більш детально прослідкувати кореляцію двох типів користувачів;

12. *Рівень взаємодії користувачів з публікаціями, ER (%)*. В моделі також враховане припущення про рівень залученості користувачів з публікаціями сторінки. Дана модель дасть змогу визначити оптимальний показник, від якого необхідно відштовхуватись для отримання більшої кількості вподобань сторінки.

З метою уникнути впливу тренду та часових рядів, показник “Lifetime Page Likes”, кількість підписників, що вподобали сторінку бренду за увесь час, було прологарифмовано. Основні результати моделі лінійної регресії представлено в таблиці 2.6:

Таблиця 2.6

Основні результати моделі лінійної регресії

R	R²	Adjusted R²
0.814	0.663	0.636

ANOVA

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	p
Regression	2.247	22	0.102	24.769	< .001
Residual	1.142	277	0.004		
Total	3.390	299			

Джерело: складено автором за даними [32]

З таблиці видно, що коефіцієнт детермінації, який показує ступінь пояснення зміни залежного фактора регресією, становить 63,6%. Отже, залежність загальної кількості вподобань сторінки можна пояснити на 63,6% факторами, запропонованими в моделі. Крім того, за результатами тесту ANOVA, незалежні фактори моделі є значимими, а модель лінійної регресії – адекватною.

Проаналізуємо більш детально окремі показники, що продемонстрували значимість даної моделі ($p < 0,1$). Відтак, значимими факторами моделі є: вподобання, поширення, коментування публікації та рівень взаємодії користувачів з ними. Не менш значимими факторами є також нові підписники сторінки, факт промотування публікації, довжина, формат та різновид контенту

публікації, її місяць, частота показу та активність з пошукових запитів та сайту (табл. 2.7).

Таблиця 2.7

Значимі показники моделі лінійної регресії

Фактори моделі	(Unstandardized Coefficients) B	Std. Error	Std. Coefficients	t	p
(Перетин)	10.726	0.075		142.733	< .001
Поширення публікацій	-0.0004037	0.000179	-0.178	-2.246	0.025
Вподобання публікації	0.0000792	0.000029	0.212	2.663	0.008
Коментарі публікації	0.0000902	0.000043	0.140	2.093	0.037
Інші кліки на публікацію	-0.0000222	0.000010	-0.132	-2.335	0.020
Наявність промотування	-0.089	0.020	-0.387	-4.507	< .001
Довжина публікації	0.0000473	0.000020	0.104	2.458	0.015
Формат публікації	0.032	0.013	0.102	2.408	0.017
Місяць	0.003	0.001	0.097	2.447	0.015
Частота показу	-0.163	0.047	-0.294	-3.445	< .001
Популярність пошукового запиту за Google Trends	0.001	0.000362	0.184	3.979	< .001
Трафік сайту	0.0000033	0.000001	0.331	6.200	< .001
Нові добові підписники сторінки	-0.0008246	0.000156	-0.257	-5.276	< .001
Охоплення користувачів, що вподобали сторінку	0.0000068	0.000003	0.262	2.773	0.006
Рівень взаємодії користувачів з публікаціями	-0.006	0.003	-0.125	-2.179	0.030
Різновид контенту публікації	0.008	0.005	0.065	1.643	0.100

Джерело: складено автором за даними [32].

Результати моделі трактуються наступним чином:

- Зі збільшенням промотування публікацій, вподобання сторінки зменшаться на 8,9%;
- Зі збільшенням частоти показу публікацій, вподобання сторінки зменшаться на 16,3%;
- Зі збільшенням рівня взаємодії користувачів з публікаціями, вподобання сторінки зменшаться на 0,6%;
- Формат публікації чинить позитивний вплив на вподобання сторінки на 3,2%;
- Різновид контенту публікації чинить позитивний вплив на вподобання сторінки на 0,8%;
- Зі збільшенням поширень, вподобань, коментарів публікації на 1 од., кількість вподобань сторінки залишиться практично незмінною;
- Довжина публікації, місяць, активність в пошукових мережах та на сайті, а також охоплення разом з новими добовими вподобаннями не чинять значного впливу на загальну кількість вподобань сторінки, хоча і є значимими.

Водночас, геть незначимими факторами є перегляди фото та відео, переходи за посиланням публікації, день та час публікування, кількість нових добових відписників сторінки.

Цікавим є те, що за результатами моделі факт промотування публікації має негативне значення на кількість вподобань сторінки. Даний результат можна пояснити меншим рівнем взаємодії користувачів, що побачили публікацію внаслідок її рекламування. Однак хоча і середня кількість вподобань сторінки значно вища для публікацій, що не промотуються, кількість вподобань від платного контенту в сумі значно переважає, аніж геть за відсутності реклами (рис. 2.12).

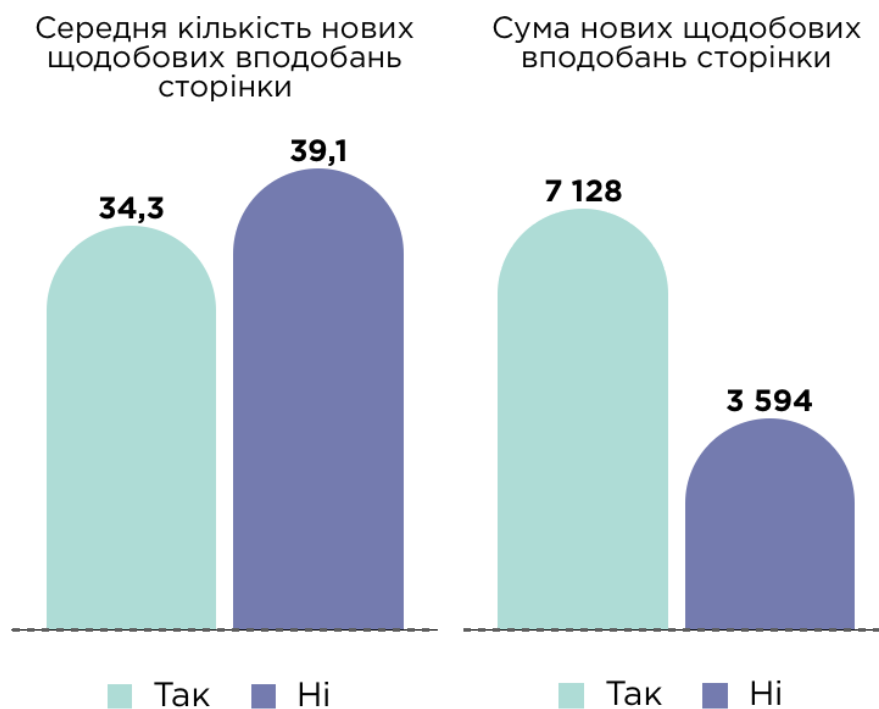


Рис. 2.12 Порівняння суми та середнього значення кількості нових вподобань в залежності від промотування [32]

Незважаючи на негативний вплив частоти на кількість вподобань сторінки, дані результати цілком підтверджують основну гіпотезу, коли надмірний показ оголошень, зокрема від промотування, може призвести до відписування від сторінки бренду (рис. 2.13). На рисунку чітко видно, що після показу публікацій понад 1.5 рази унікальному користувачеві, можливий негативний ефект – відмова від слідування за новинами сторінки.

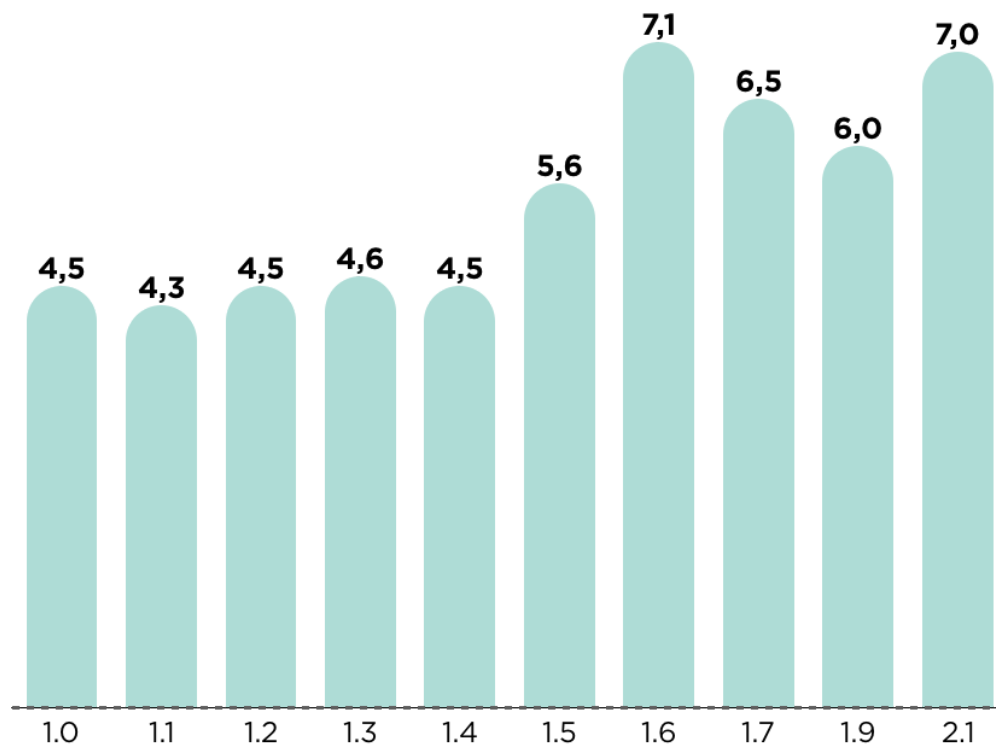


Рис. 2.13 Середня кількість щодобових користувачів, що відписались від сторінки в залежності від частоти показу публікації користувачеві [32]

Під час дослідження було також цікаво дослідити дві категорії користувачів: прихильників та неприхильників бренду. Підписники бренду більше взаємодіють з публікаціями бренду, демонструючи рівень залученості в 2%. Однак користувачі, що ще не вподобали сторінку, також ілюструють високий ER – на рівні 1,3%

Серед позитивних факторів впливу на загальну кількість користувачів сторінки є також формат публікації. Зокрема, формат фото зумовив найбільший приріст вподобань сторінки – на 9 683. Решта різновидів, як відео та посилання, сумарно призвели до 1 039 вподобань сторінки (рис. 2.14).

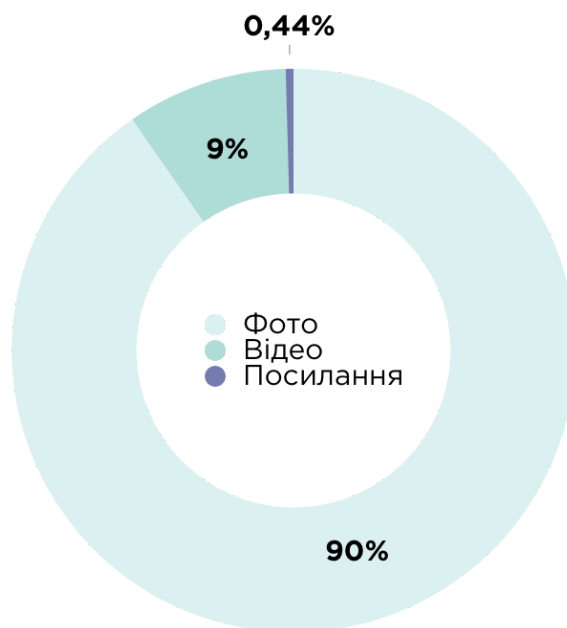


Рис. 2.14 Розподіл вподобань користувачів відповідно до різновиду формату публікації [32]

Незважаючи на більший рівень залученості користувачів внаслідок комунікації через відео-повідомлення, за даними MasterCard фото-публікації в середньому отримують більшу кількість підписників сторінки – в середньому 36 нових щодобових вподобань, ніж відео-публікації – 33.

Різновид контенту публікації також є значимим фактором моделі, де найбільший вплив на кількість вподобань сторінки зумовив саме формат заклику до участі в акціях MasterCard (рис. 3.15).

Дійсно, Facebook-сторінка MasterCard досить часто проводить акції з закликом взяти участь у розіграшах чи акціях, як наприклад, MasterCard Bilshe, для отримання різноманітних бонусів та призів. Аби не пропустити таку таку можливість, користувачі часто підписуються на новини сторінки.

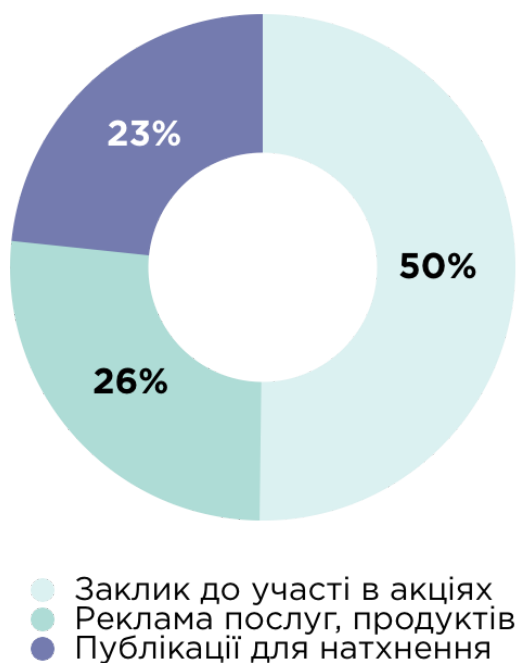


Рис. 2.15 Розподіл вподобань користувачів відповідно до різновиду контенту публікації [32]

Різновиди контенту публікацій як “Реклама послуг, продуктів” та “Публікації для натхнення” містять більш інформаційний характер, однак отримують менший рівень взаємодії від користувачів.

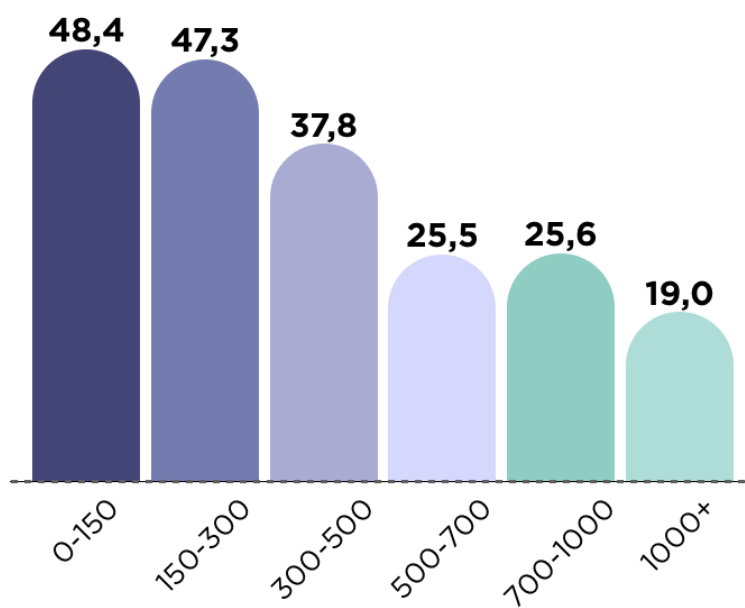


Рис. 2.16 Середня кількість щодобових вподобань сторінки в розрізі кількості символів публікації [32]

Одним з значимих факторів моделі також є довжина публікації, що вимірюється в кількості символів. На рисунку 2.16 продемонстровано негативну залежність нових добових вподобань сторінки від довжини публікації. Таким чином, ми можемо зробити висновок, що публікації обсягом до 150 символів демонструватимуть кращий приріст нових підписників сторінки.

Таблиця 2.8

Показники кореляційної матриці всіх факторів моделі на кількість вподобань сторінки

Фактори кореляційної матриці	Загальна кількість вподобань сторінки
Поширення публікацій	0.000
Вподобання публікації	0.060
Коментарі публікації	0.069
Інші кліки на публікацію	-0.058
Перегляди фото публікації	0.083
Переходи за посиланням публікації	0.096
Перегляди відео публікації	-0.006
Наявність промотування	-0.086
Довжина публікації	0.470***
Формат публікації	0.072
Місяць	0.243***
День	-0.38
Година	-0.030
Частота показу	-0.090
Популярність пошукового запиту за Google Trends	0.330***
Трафік сайту	0.694***
Нові добові підписники сторінки	0.440***
Нові добові відписники сторінки	-0.234***
Охоплення користувачів, що вподобали сторінку	0.0313***
Охоплення користувачів, що не вподобали сторінку	0.138*
Рівень взаємодії користувачів з публікаціями	-0.043
Різновид контенту публікації	0.072

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Джерело: складено автором за даними [32].

Результати моделі лінійної регресії також частково підтверджуються кореляційною матрицею (табл. 2.8), де найбільш значимими факторами слугували також місяць, довжина публікації, популярність пошукового запиту в Google Trends та трафік сайту, нові добові відписники та підписники сторінки, а також охоплення користувачів, що слідкують та не слідкують за новинами сторінки.

Висновки до розділу 2

Проаналізовано макро- та мікроркетингове середовище діяльності підприємства MasterCard в Україні на ринку платіжних карток, а також досліджено ринкову кон'юнктуру підприємств-емітентів платіжних карток в розрізі основних гравців ринку.

Виявлено, що політичні, економічні, соціокультурні та технологічні фактори є сприятливими для подальшого функціонування та розвитку підприємства. Особливу увагу при діяльності на ринку платіжних карток необхідно звертати саме на технологічні та соціокультурні фактори. Це пов'язано, насамперед, з відчутним покращенням платіжної інфраструктури, яка спонукає все більше використовувати безконтактні способи оплати. Однак фактор невпевненості щодо безпечності операцій та непрозорість у виплаті заробітної плати все ще залишаються основним супротивом розвитку даного ринку.

Відповідно, в результаті наступного етапу аналізу – поглибленого дослідження ринкового середовища підприємства, було виявлено, що ринок платіжних карток характеризується стрімким зростанням кількості електронних платіжних засобів від 2002 до 2019 року, де MasterCard продемонструвала найбільше зростання в структурі електронних платіжних засобів як в кількісному, так і номінальному значеннях. Водночас, аналогічні показники конкурентів продемонстрували менш позитивні результати. Крім того, під час порівняльного аналізу продуктів MasterCard було виявлено, що більшість

продуктів підприємства MasterCard мають відносну порівняльну перевагу перед продуктами конкурентів, Visa та ПРОСТІР, як в операційному плані, так і в кількості додаткових бонусів для користувачів послуг.

Окрім офлайн-середовища була також проаналізовано основні показники ефективності сторінки MasterCard в Facebook, визначено її цільову аудиторію, а також порівняно її з сторінкою основного конкурента – Visa. За результатами аналізу, кількість прихильників сторінки Visa як в Україні, так і в усьому світі суттєво більша, ніж в MasterCard. Однак варто зазначити вищі темпи зростання підписників бренду та рівень залученості користувачів в останній, які суттєво перевищують Visa. Даний аналіз-порівняння свідчить про більш якісний рівень продюзованого контенту сторінки MasterCard в порівнянні з конкурентами.

Під час дослідження найбільш значимих факторів ефективності Facebook-сторінки бренду було застосовано один з статистичних методів Data Mining – модель лінійної регресії. За результатами моделювання були підтверджені гіпотези про взаємозалежність кількості вподобань сторінки від таких факторів, як промо, частота показів публікацій, їх формат та різновид контенту, поширення, вподобання, коментарі публікацій. Не менш значущими є також довжина публікації, місяць, активність в пошукових мережах та на сайті, а також охоплення разом з новими щодобовими вподобаннями.

Припущення з приводу вагомості переглядів фото та відео, переходів за посиланням публікації, вибору дня та години публікування, а також кількості нових добових відписників сторінки не справдились згідно з результатами моделі.

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА АЛГОРИТМУ ТА ПРОГНОЗНОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ КЛЮЧОВИХ ПОКАЗНИКІВ ЕФЕКТИВНОСТІ СТОРІНКИ БРЕНДУ В СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ

3.1. Розробка алгоритму створення найбільш успішних публікацій Facebook-сторінки бренду за допомогою моделі «Дерева Рішень»

Для формування спеціального алгоритму створення успішних публікацій було використано метод “Дерево рішень”, вхідні дані для якого були взяті з моделі лінійної регресії. Таким чином, найбільш значимі фактори з попереднього дослідження використовуватимуться для створення деталізованої ієрархічної структури для прийняття рішень спеціалістом, що публікуватиме публікації в соціальній Facebook-сторінці бренду.

Під час моделювання Дерева Рішень в якості залежної змінної було обрано фактор “Добові підписники сторінки”, оскільки алгоритм формуватиме прогноз для однієї події, тобто для однієї створеної публікації. Окрім того, модель Дерева Рішень базується на лінійній регресії, тому, і аби уникнути вплив тренду (дані про “Кількість прихильників за весь час” є накопичувальними), було обрано дані про кількість нових добових прихильників сторінки.

Іншими незалежними факторами моделі були:

1. “Наявність промотування” – значимий фактор лінійної регресії, що даватиме рекомендації щодо факту промотування окремої публікації;
2. “Частота показу” – значимий фактор лінійної регресії, що чинить прямий вплив на добову кількість прихильників бренду. За мінімального показу повідомлення, користувачі можуть не помітити публікацію в стрічці новин та не підписатись на сторінку бренду. В протилежному випадку, за надмірного показу посту, існує ризик втрати поточних прихильників сторінки;

3. “Довжина посту” – інший значимий фактор моделі, що відповідає за креативну складову публікацій. Довгі публікації можуть відштовхувати користувачів від перегляду новини та не забезпечать бажаної кількості нових прихильників сторінки бренду.
4. “Місяць” – єдиний часовий значимий фактор моделі, що допоможе класифікувати успішні фактори публікації відповідно до поточного місяця.
5. “Різновид контенту публікації” – значимий фактор моделі, що надаватиме рекомендації щодо теми публікації (акційні пропозиції, публікації для натхнення чи промотування послуг MasterCard)
6. “Формат публікації” – значимий фактор моделі, який надасть рекомендації щодо розміщення відео- чи фото-формату посту.
7. “Охоплення користувачів, що не вподобали сторінку” – незначимий фактор лінійної регресії, однак вагомий в плані залучення нових прихильників сторінки. Лише користувачі, що ще не вподобали сторінку, можуть стати прихильниками сторінки. Відповідно, чим більше таких користувачів буде охоплено повідомленнями бренду, тим більшою є вірогідність вподобання ними сторінки.

Такі значимі та вагомі фактори лінійної регресії як поширення, вподобання та коментарі публікацій не були враховані в моделі, оскільки на практиці спеціаліст не може чинити на них безпосередній вплив. Дані параметри є радше вихідними результатами публікацій внаслідок якості креативу, реакцію на який складно спрогнозувати. Окрім того, в моделі не було враховано популярність пошукових запитів за темою “MasterCard” та трафік сайту компанії, оскільки на них також не може вплинути SMM-менеджер лише через соціальні мережі.

Сама модель Дерева Рішень була побудована за допомогою програми RapidMiner, де було сформовано алгоритм дій для СММ-спеціаліста в розрізі на кожен місяць (*Додаток Г*). В початковій моделі представлені всі сценарії кількості нових прихильників, отриманих від комбінацій параметрів публікації,

що включають як бажані результати кількості добових нових вподобань, так і мінімальні значення. Аби спростити модель та передбачити лише найуспішніші параметри публікації, було обрано показники з найвищим рівнем нових вподобань сторінки.

В таблиці 3.1 представлені параметри публікацій на кожен місяць, котрих потрібно дотримуватись SMM-спеціалісту для отримання максимальних результатів.

Таблиця 3.1

Параметри успішної публікації за даними моделі “Дерево Рішень”

Місяць	Охоплення	Частота	Довжина	Промо	Різновид контенту	Формат публікації	К-ть добових вподобань
Січень		1.5	150-300	Так/Ні	Акція	Фото/Відео	96
Лютий	До 1700000		500-700	Так		Фото/Відео	56
Березень	260000-950000	1	300-500	Так	Продукт	Фото/Відео	48
Квітень	Від 900000		150-300	Так		Фото/Відео	52
Травень	Від 40000	1.1	150-300	Так/Ні		Відео	141
Червень	До 900000	1	300-500	Так	Продукт	Фото/Відео	176
Липень	До 1150000	1.4	500-700	Так	Акція	Фото/Відео	125
Серпень	До 320000	1.3	150-300	Так	Акція	Фото/Відео	59
Вересень		1.4	300-500	Так/Ні		Відео	70
Жовтень	До 140000		300-500	Так/Ні	Акція	Фото/Відео	49
Листопад	130000-900000	1.2		Так/Ні	Натхнення	Фото/Відео	23
Грудень		1	150-300	Так		Фото/Відео	158

Джерело: складено автором за даними [32].

На рисунку 3.1 графічно представлено вищеописану таблицю у вигляді блок-схеми, якою керуватиметься SMM-спеціаліст під час вибору успішних параметрів публікацій для максимізації вподобань сторінки. Відтак,

найпершими питаннями SMM-менеджера є місяць та формат креативів публікації (фото чи відео).

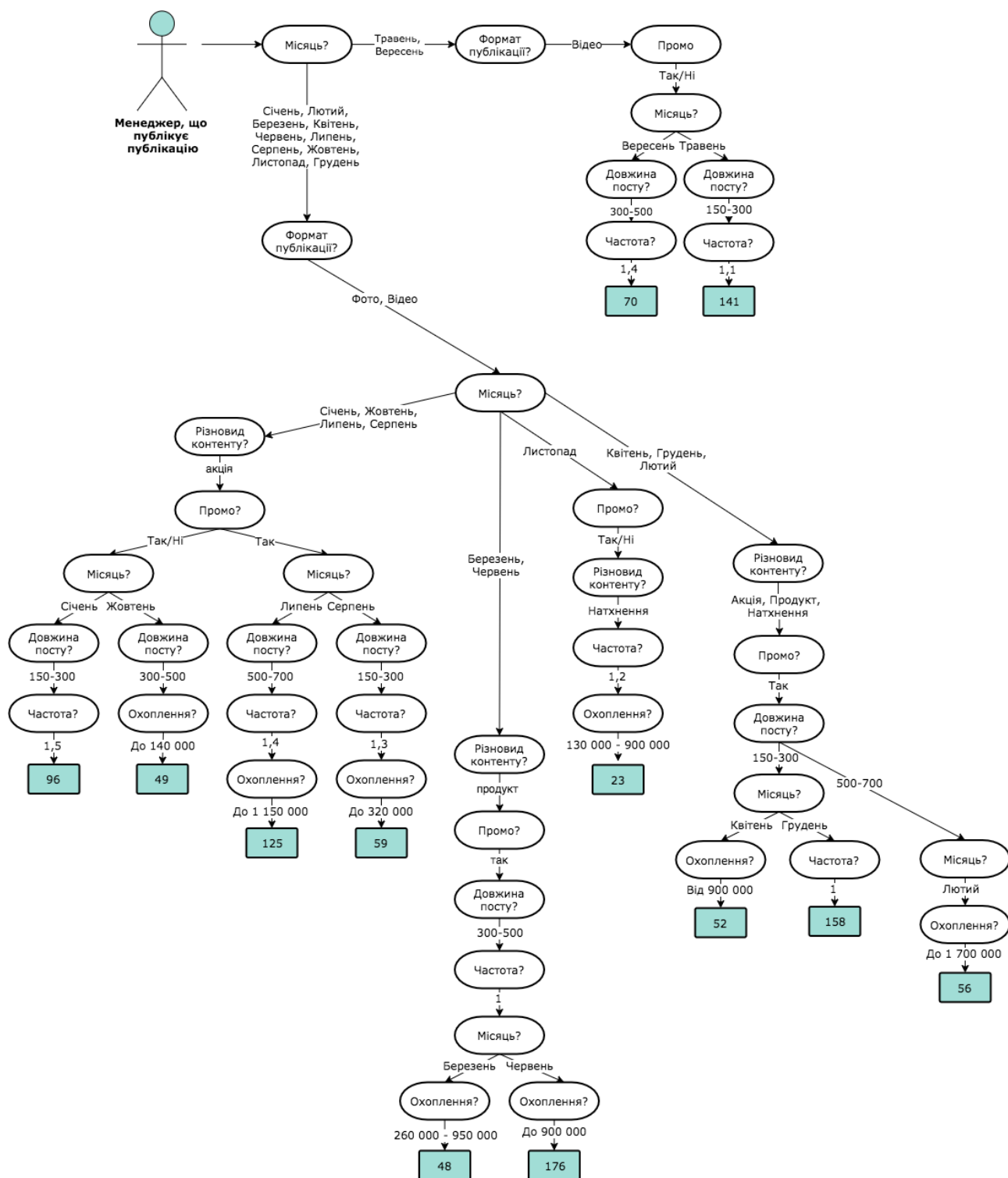


Рис. 3.1 Алгоритм створення успішної публікації [32]

Подальшими кроками спеціаліста є вибір інших параметрів публікації як, наприклад, частоти, охоплення, наявності промо, кількості символів в публікації

та тематики публікації. Кожна унікальна комбінація параметрів призведе до максимальної кількості вподобань сторінки бренду, що є основною метою моделі. Крім того, чим більше користувачі взаємодіятимуть з публікаціями сторінки бренду, тим більшою є вірогідність, що “друзі” прихильника сторінки побачать дану публікацію у рекомендаціях стрічки новин Facebook, збільшуючи органічне охоплення. З огляду на зв’язок прихильника сторінки та його контактів, можна припустити, що користувачі мають спільні інтереси, а тому слугують цільовою аудиторією бренду.

Варто також зазначити, що нова структура параметрів креативів також набуде деяких суттєвих змін в порівнянні з поточною статистикою сторінки (рис. 3.2).

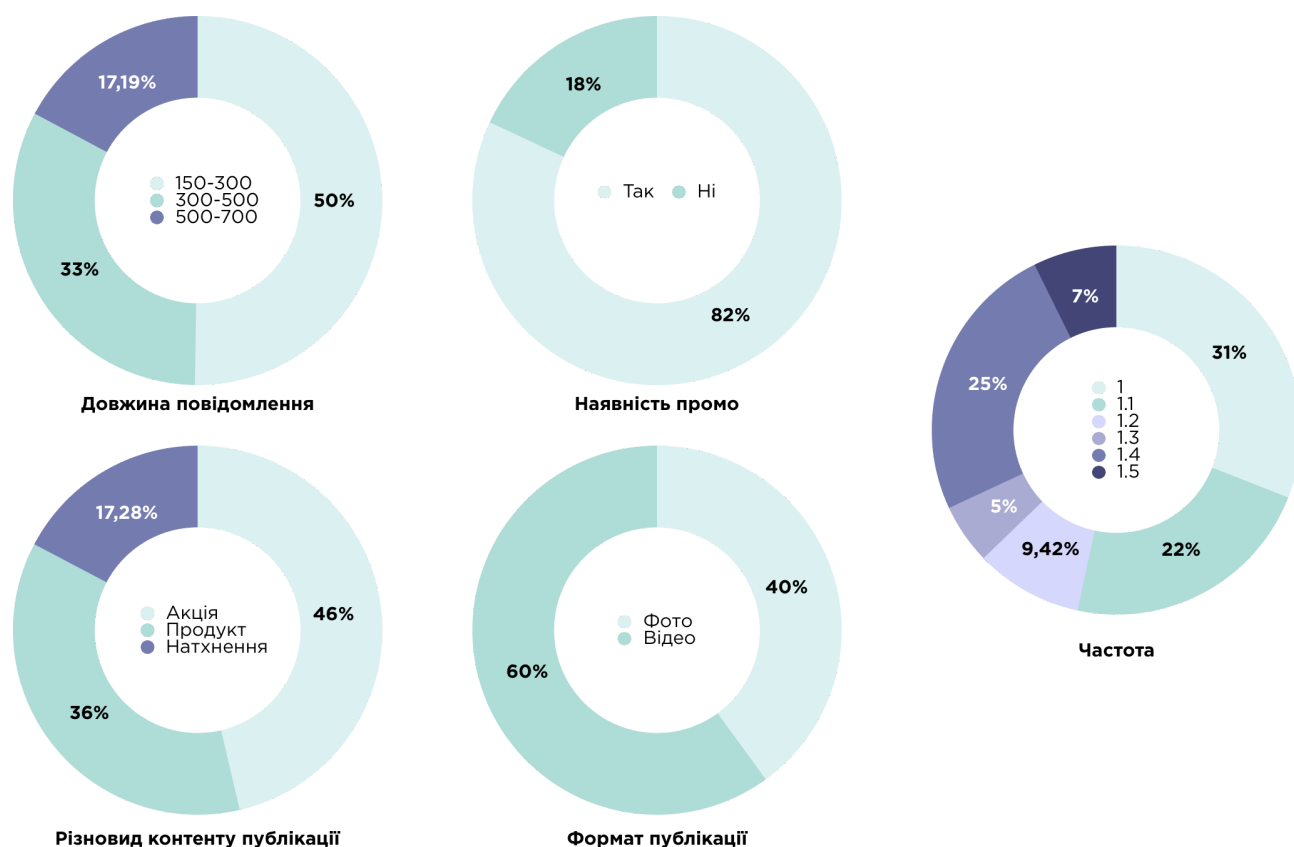


Рис. 3.2 Новий розподіл вподобань користувачів відповідно до креативних елементів публікації [32]

Наприклад, для отримання максимальної кількості вподобань сторінки, SMM-спеціалістові варто переорієнтувати формат публікації на такий тип

креативів як відео, більше інформувати споживачів про переваги власних продуктів та не використовувати частоту показу публікацій понад значення 1.5. Серед найбільш популярних різновидів довжини повідомлення варто відзначити формати з 150-300 та 300-500 кількістю символів. Крім того, враховуючи результати моделі, варто більше промотувати публікації для отримання максимального рівня охоплення, і, відповідно, кількості нових вподобань сторінки.

Окрім відмінностей в розподілі характеристик креативів, змінились також і середні значення вподобань користувачів для кожного з елементу креативів (рис. 3.3).

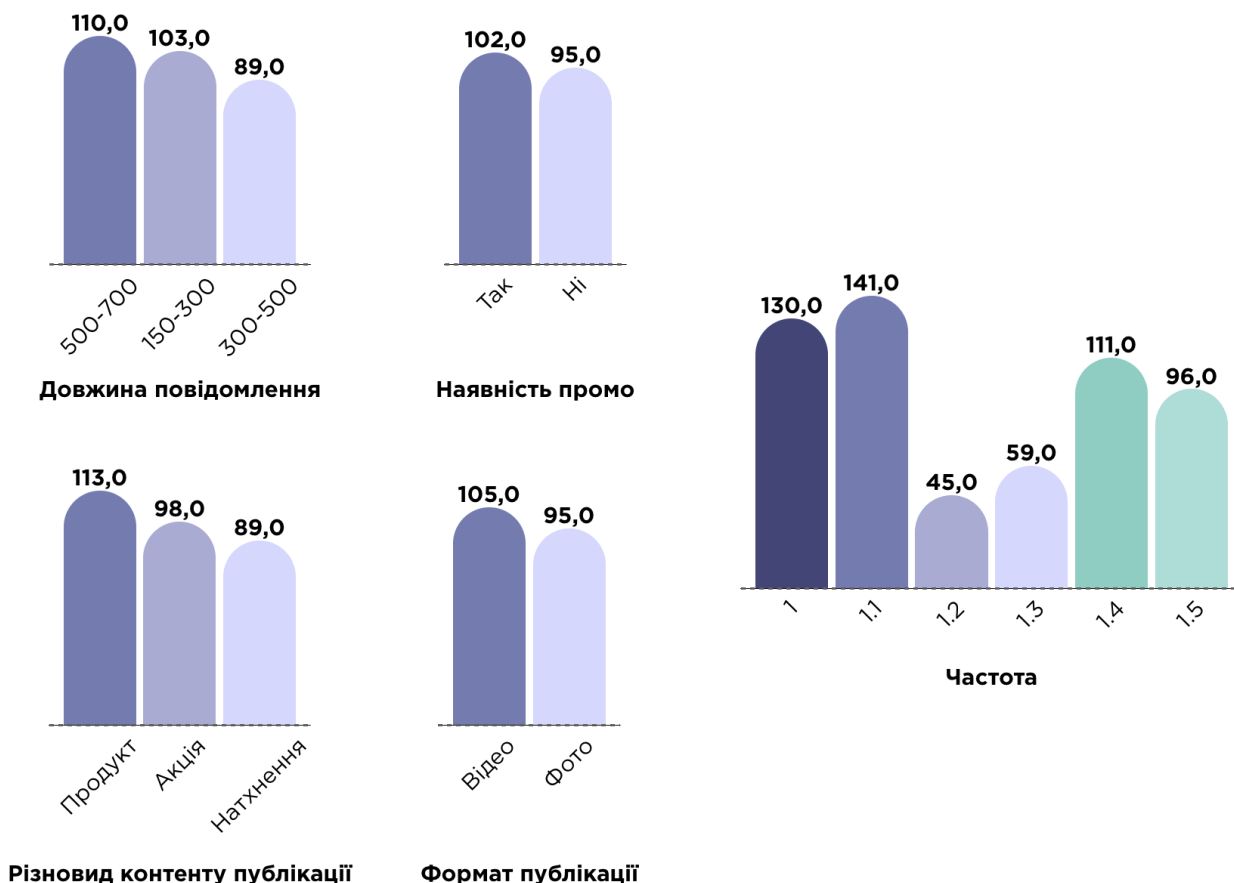


Рис. 3.3 Нові середні значення щодобових вподобань користувачів відповідно до креативних елементів публікації [32]

Відтак, до найбільшої кількості вподобань публікації призведе саме формат довжини повідомлення в 500-700 символів, факт промотування

публікацій, різновид контенту націлений на поширення інформації про продукт підприємства, відео-формат креативу та частота показу оголошення на рівні 1.1 показу унікальному користувачеві.

Більш детальний аналіз тематики публікацій було здійснено за допомогою спрощеного сентимент аналізу, що полягає в визначенні тональності тексту, а саме ключових слів повідомлення, через реакції прихильників сторінки (Додаток Д). Завдяки можливості користувачами в мережі Facebook оцінити публікацію різноманітними емоціями, наприклад, емограмами невдоволення, вподобання, любові, співчуття, здивування, сміху, ми проаналізували найбільш згадувані ключові слова всіх минулих публікацій MasterCard на їх Facebook-сторінці. Саме завдяки емограмам та найбільш популярним ключовим словам публікацій було оцінено тональність текстів, тобто на скільки користувачі позитивно оцінюють дані повідомлення, чи ж навпаки.

В таблиці 3.2 продемонстровано 12 найбільш вживаних ключових слів, що коли-небудь траплялись в публікаціях MasterCard.

Таблиця 3.2

Аналіз 12 найбільш популярних ключових слів за моделлю “Сентимент аналіз”

Ключові слова	Не в д о в о л е н н я	Вп одо бан ня	Л ю бо в	С пі вч ут тя	Зд ив ув ан ня	С мі х	П оз и т и в ні ко ме н та рі	Не йтр аль ні ком ент арі	Не гат ивн і ком ент арі	Оці нка (2 + 3 + 4 + 5 + 6 + 7)
1	2	3	4	5	6	7	3+4	5+6+ 7	2	

акції	188	29150	2499	118	301	481	97%	3%	1%	96%
подарунки	99	17038	1142	46	152	220	97%	2%	1%	97%
Bilshe	138	17675	1707	83	204	371	96%	3%	1%	95%
розіграші	92	10435	986	40	114	206	96%	3%	1%	95%
подорожі	68	9719	704	32	63	159	97%	2%	1%	96%
знижки	74	10138	984	50	109	198	96%	3%	1%	96%
футбол	75	17573	1269	45	152	200	98%	2%	0%	97%
призи	79	9718	673	20	84	109	97%	2%	1%	97%
фестиваль	28	6057	513	11	65	53	98%	2%	0%	97%
UEFA	54	11864	957	46	101	148	97%	2%	0%	97%
програма винагород	40	4547	398	12	45	79	97%	3%	1%	96%
Travel Tips	45	6374	543	31	63	130	96%	3%	1%	96%

Джерело: складено автором за даними [32], [41].

Ключові слова були обрані відповідно до частоти застосування в публікаціях, де найбільш поширеними ключовими словами є “акції”, “подарунки”, “розіграші”, “знижки” – тобто всі найбільш вживані слова для формування акційних пропозицій. Окрім розіграшів, досить популярними ключовими словами оголошень є також музичні фестивалі, подорожі та футбол.

Для формування загальної оцінки ключового слова була використана нижченаведена формула:

$$\text{Рейтинг КС} = \frac{\text{"Вподобання"} + \text{"Любов"} - \text{"Невдоволення"}}{\text{Загальна сума емограм для ключового слова}} * 100 \quad (3.1),$$

де “Вподобання” – це кількість емограм “Вподобання”, що демонструють позитивний характер реакції користувачів;

“Любов” – це кількість емограм “Любов”, що демонструють позитивний характер реакції користувачів;

“Невдоволення” – це кількість емограм “Невдоволення”, що демонструють негативний характер реакції користувачів;

загальна сума емограм для окремого ключового слова слугує сумарною кількістю всіх реакцій користувачів, враховуючи символи невдоволення, вподобання, любов, співчуття, здивування, сміх.

Фінальна оцінка демонструє відсоток задоволеності користувачів від прочитаного повідомлення. Відповідно, чим вище рейтинг, тим більше користувачі оцінюють прочитане ними повідомлення, де оцінка варіюється від -100 до 100 балів в залежності від отриманих реакцій. Фактично, визначальними для оцінки реакціями є емограми “Невдоволення”, “Вподобання” чи “Любові”, оскільки саме вони негативно чи позитивно впливають на рейтинг. Реакції “Співчуття”, “Здивування” та “Сміху” є нейтральними та не впливають на загальний рейтинг, оскільки не показують ставлення користувача безпосередньо до новини публікації.

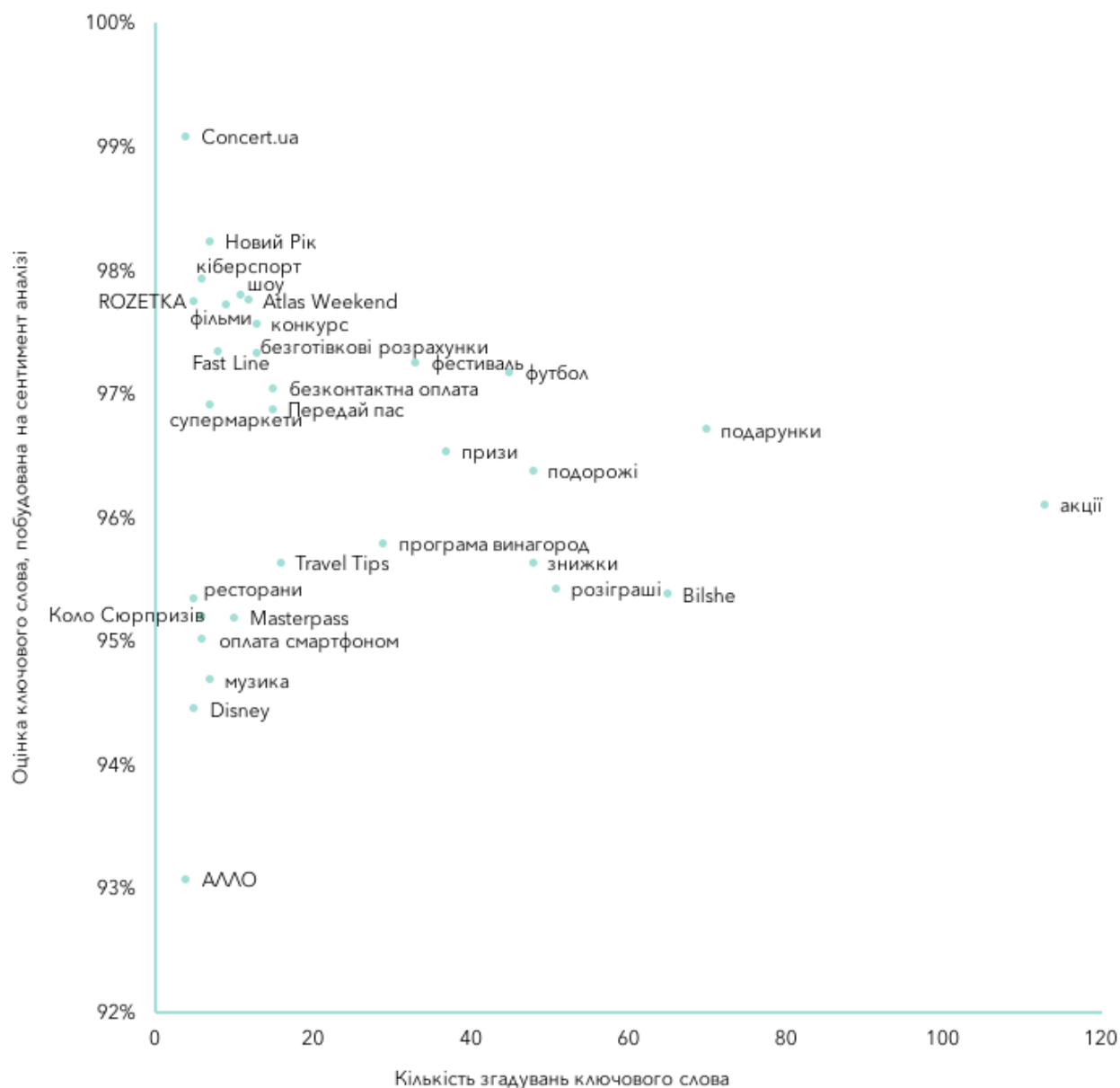


Рис. 3.4 Оцінка ключових слів за кількістю згадувань та тональністю [32], [41]

Таким чином, на рисунку 3.4 представлено карту найбільш популярних ключових слів, розміщених за зваженим рейтингом за кількістю згадувань. Ключові слова, що розміщені в правому верхньому кутку є найбільш популярними та часто вживаними, відповідно в нижньому лівому – розташовані ключові слова з найбільшою кількістю негативних реакцій та з найменшим рівнем згадуваності. Дане представлення ключових слів дасть змогу SMM-спеціалістам більш ретельно підбирати тематики публікацій та уникати тем з негативним рейтингом в майбутньому.

3.2. Формування прогнозу для ключових показників ефективності

Facebook-сторінки бренду

Розробивши алгоритм створення публікацій в Facebook та отримавши попередні результати моделі щодо кількості нових прихильників сторінки від однієї публікації, нами було розроблено прогноз ключових показників ефективності Facebook-сторінки на рік – від другої половини грудня 2019 року до кінця грудня 2020 року. Таким чином, аби отримати прогноз місячної кількості вподобань сторінки, отриманої від однієї публікації, вподобання з моделі Дерева Рішень було зважено на середню кількість публікацій з минулих періодів (з 13.12.2017 по 5.12.2019).

Таблиця 3.3

Місячні прогнозні значення вподобань сторінки на 2020 рік

Місяць	Середня кількість публікацій	Кількість вподобань однієї публікації	Місячна кількість вподобань
Січень 2020	11.5	96	1104
Лютий 2020	7	56	392
Березень 2020	11	48	528
Квітень 2020	8.5	52	442
Травень 2020	24	141	3384
Червень 2020	11	176	1936
Липень 2020	25	125	3125
Серпень 2020	13.5	59	796.5
Вересень 2020	8.5	70	595
Жовтень 2020	8.5	49	416.5
Листопад 2020	7.5	23	172.5
Грудень 2020	13.5	158	2212

Джерело: складено автором за даними [32].

В таблиці 3.3 представлено середню кількість публікацій на місяць відповідно до минулорічних показників сторінки, а також прогнозні дані вподобань сторінки на кожен місяць.

На рисунку 3.5 графічно проілюстровано історичні дані разом з песимістичним та оптимістичним прогнозами вподобань сторінки бренду, де за оптимістичного сценарію не були враховані користувачі, що бажають відписатись від новин MasterCard, а за негативного – кількість таких користувачів розрахована відповідно до граничного негативного коефіцієнту за всі минулі періоди. Таким чином, оптимальна кількість вподобань сторінки розташовуватиметься в блакитній зоні, між пороговими значеннями двох прогнозів.

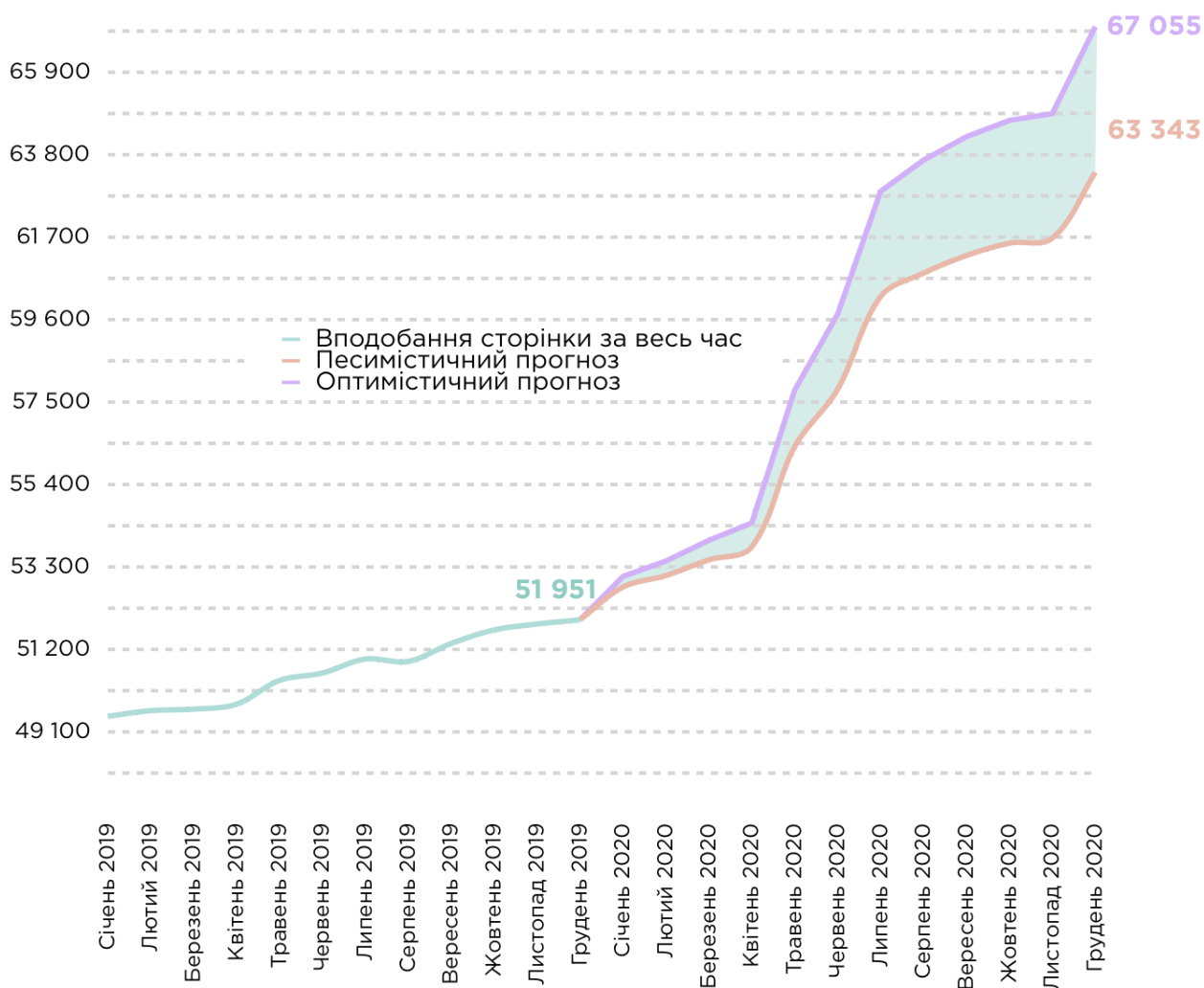


Рис. 3.5 Песимістичний та оптимістичний прогнози вподобань сторінки бренду в Facebook за даними Дерева Рішень [32]

На рисунку 3.5 також видно, що за песимістичного сценарію приріст користувачів, що підписалась на сторінку, становитиме 11 392, в той час як за оптимістичного – 15 104 користувачів. Для порівняння з минулорічними періодами, такі показники прихильності користувачів до бренду майже втричі перевищують аналогічні показники 2019 року та є дещо вищими, ніж в 2018 році.

Оскільки вищеописаний прогноз показує лише дані без врахування коливання користувачів, що відписались від сторінки бренду, які часто можуть перевищувати рівень нових прихильників, ми побудували другу прогнозну модель за методом нейронних мереж (*Додаток Е*).

Для створення прогнозу на кожну подію (публікацію) було підібрано найуспішніші параметри, окрім кількості прихильників сторінки за весь час, яку модель нейронних мереж підставила самостійно (*Додаток Ж*). Оскільки система навчається з прикладів минулих періодів, отриману прогнозну модель можна вважати більш точною та реалістичною.

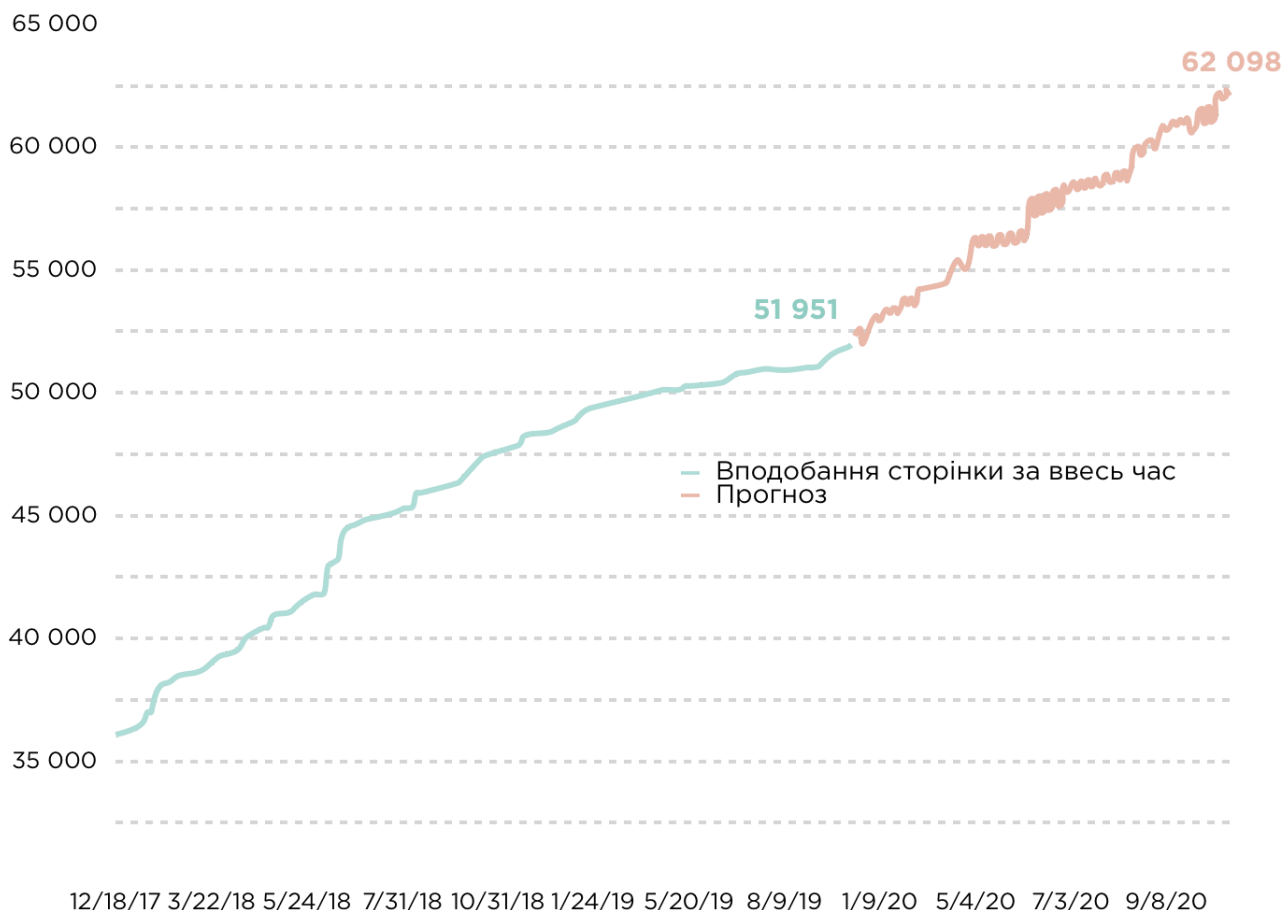


Рис. 3.6 Прогноз вподобань сторінки бренду в Facebook за методом нейронних мереж [32]

Аналізуючи рисунок 3.6, можна побачити, що приріст прихильників за такого прогнозу становитиме 10 147 користувачів. Цікаво, що дані такого прогнозу є дещо меншими в порівнянні з результатами песимістичного прогнозу за методом Дерева Рішень, відрізняючись лише на 1 245 користувачів (табл. 3.4).

Таблиця 3.4

Порівняння результатів моделей прогнозу кількості вподобань сторінки

Тип моделі	Кількість вподобань сторінки	Приріст кількості вподобань сторінки
Оптимістична модель за даними Дерева Рішень	67 055	15 104
Песимістична модель за даними Дерева рішень	63 343	11 392

Модель Нейронних Мереж	62 098	10 147
------------------------	--------	--------

Джерело: складено автором за даними [32].

Окрім ключового показника залученості користувачів до бренду – кількості прихильників сторінки, в роботі також були визначені прогностні значення місячного охоплення та кількості показів повідомлень MasterCard в Facebook сторінці (рис. 3.7).

Прогностні значення охоплення вираховувались також з історичних даних 2019 року, помножених на середній коефіцієнт приросту охоплення минулих періодів, що становить 2,13%. Таким чином, на рисунку видно, що періодами з найбільшим охопленням користувачів є друга половина літа та осінь. Маючи дані рекомендованої частоти з попередніх досліджень (моделі Дерева Рішень), було також визначено прогностні значення показів повідомлень сторінки MasterCard, що є симетричними до показників охоплення. За рекомендаціями моделі в осінні та зимові місяці варто використати дещо вищу частоту для більшої взаємодії користувачів з публікаціями бренду.

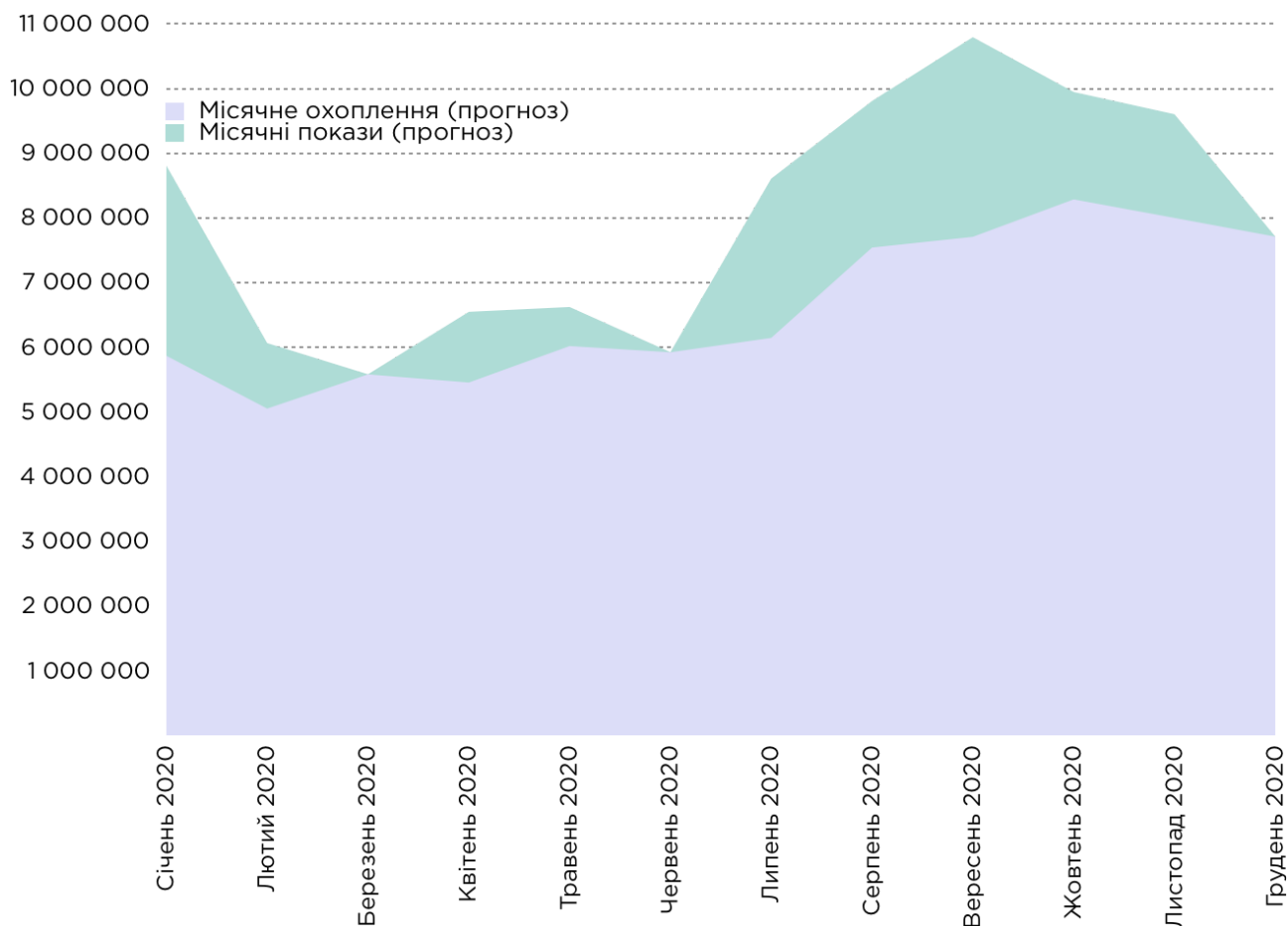


Рис. 3.7 Прогнозні значення охоплення та показів на 2020 рік в розрізі місяців [32]

Іншим вагомим показником бренду є кількість взаємодій зі сторінкою бренду, а саме вподобань, натискань на фото чи переглядів відео. Визначивши історичні місячні показники залученості користувачів (Engagement Rate) на кожен з прогнозних місяців, ми мали змогу спрогнозувати кількість взаємодій користувачів з прогнозних значень показів на 2020 рік.

Рис. 3.8 демонструє прогнозний приріст взаємодій користувачів, де місяцями з найбільшим залученням користувачів є січень (період кінця новорічних та різдвяних свят) та осінні місяці (внаслідок найбільшого рівня охоплення, що стимулюється поверненням користувачів з літніх відпусток та початком навчального року). Натомість найменш активними місяцями прогнозуються лютий-липень та листопад-грудень.

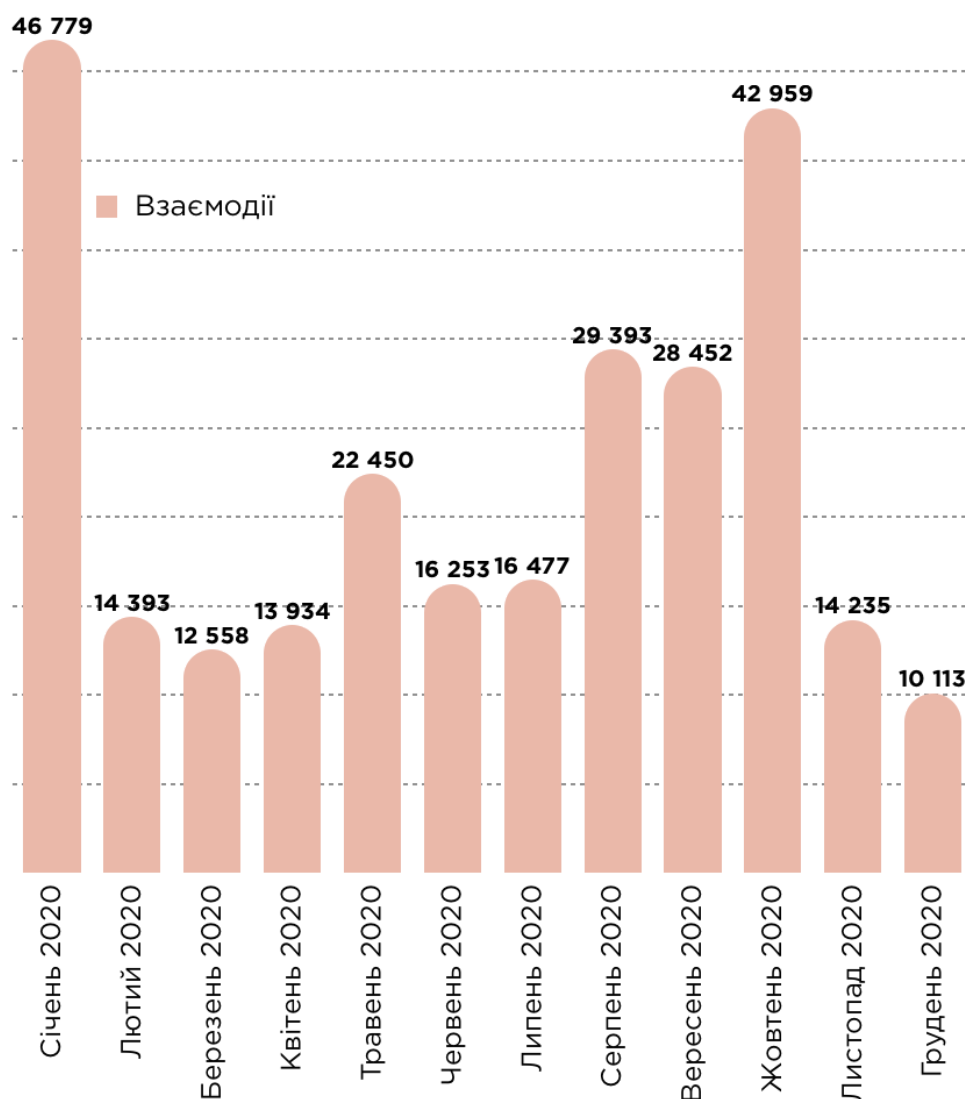


Рис. 3.8 Прогнозні значення взаємодій на 2020 рік в розрізі місяців [32]

Оскільки такий вагомий показник як охоплення бренду у випадку MasterCard стимулюється переважно за рахунок реклами, а також промотовані публікації генерують понад 95% від загальної кількості охоплення, для прогнозу було оцінено майбутні показники вартості промотування публікацій сторінки бренду в Facebook.

В таблиці 3.5 розраховані планові значення вартості тисячі показів реклами (CPM), що залежать від прогнозних значень курсу валют, та сумарний бюджет для кожного з місяців 2020 року. Дані охоплення, показів та частоти, що застосовувались для прорахунків бюджету брались з вищеописаних результатів роботи.

Таблиця 3.5

Місячні прогнозні значення вартості реклами в Facebook на 2020 рік

Місяць	Охоплення	Покази	Частота	CPM, грн	Бюджет, грн
Січень	5 871 883	8 807 824	1.5	15.78	139 001
Лютий	5 163 600	6 196 320	1.2	15.53	96 226
Березень	5 703 593	5 703 593	1	17.68	100 827
Квітень	5 574 695	6 689 634	1.2	17.10	114 381
Травень *	6 150 847	6 765 932	1.1	17.55	118 754
Червень *	6 052 632	6 052 632	1	18.01	108 980
Липень *	6 279 666	8 791 532	1.4	18.45	162 228
Серпень *	7 704 915	10 016 390	1.3	18.90	189 310
Вересень *	7 874 139	11 023 795	1.4	18.98	209 218
Жовтень *	8 465 556	10 158 667	1.2	19.06	193 599
Листопад *	8 172 918	9 807 502	1.2	19.14	187 679
Грудень *	7 877 247	7 877 247	1	19.22	151 361
Всього	8 465 556	97 891 069	12	18.10	1 771 562

Джерело: складено автором за даними [32], [42], [43].

- - дані розраховані за прогнозними значення валютного курсу.

Відтак, за даними консенсус прогнозу Міністерства Розвитку Економіки щодо наслідків пандемії, на 2020 рік було здійснено прогноз щодо валютного курсу гривні стосовно долара, де до кінця періоду 2020 року вартість валюти очікується на рівні 30,50 грн. Вартість CPM в рекламному кабінеті прив'язана до доларової валюти, де середня вартість історичної CPM складає 0.63 долара. Вартість тисячі показів реклами варіюється в залежності від вузькості цільової аудиторії, форматів розміщень (наприклад, стрічки новин Facebook чи формату історій), частоти показів оголошень, попиту (оскільки ціна формується за принципом аукціону) та якості креативних оголошень (рекламні повідомлення з великою кількістю тексту оцінюються більше алгоритмами Facebook) [44].

Враховуючи історичну вартість CPM та курс валют, було також сформовано планову вартість тисячі показів реклами та сумарний бюджет, де найбільш витратними місяцями є серпень, вересень, жовтень та листопад. В цілому, сумарна вартість рекламної кампанії очікується на рівні 1,7 млн грн (за умови дотримання доларової вартості CPM на сталому рівні).

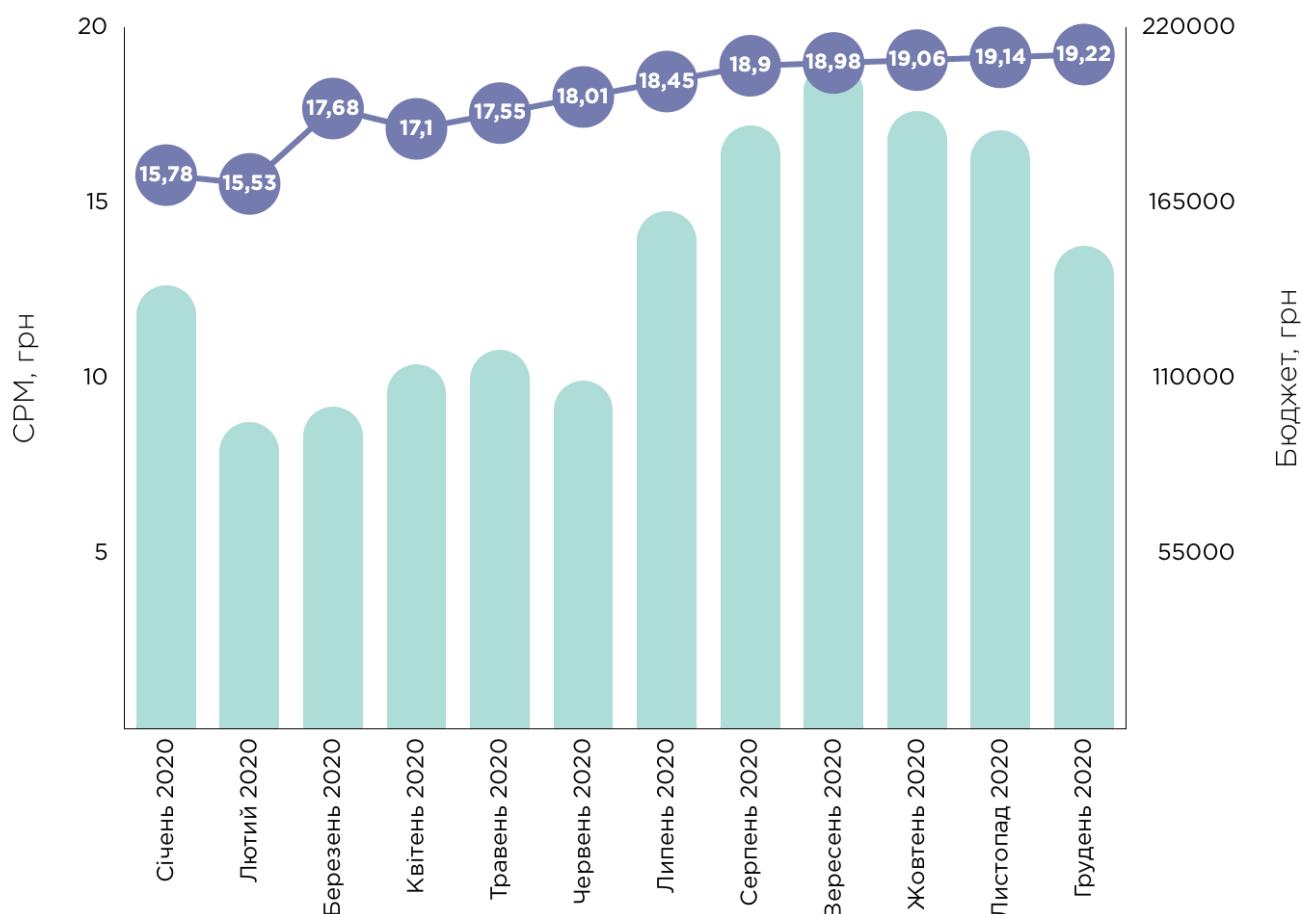


Рис. 3.9 Прогнозні значення вартості реклами на 2020 рік в розрізі місяців [32]

Рисунок 3.9 графічно ілюструє вартість CPM (вертикальна вісь ліворуч) та бюджет кампанії (вертикальна вісь праворуч), що також повторюють тренд охоплення та кількості взаємодій зі сторінкою бренду.

Беручи до уваги максимальне планове місячне охоплення, що становить 8,5 млн користувачів, ми можемо оцінити ефективність майбутньої рекламної активності в порівнянні з охопленням загальної української аудиторії Facebook та цільової аудиторії MasterCard в Facebook.

За внутрішніми даними MasterCard, цільову аудиторію користувачів Facebook бренду становлять користувачі віком від 18 до 54 років без розрізнення за поведінковими особливостями чи інтересами, оскільки в рекламному кабінеті Facebook неможливо виокремити користувачів платіжних карток, аби в рекламній комунікації таргетуватися суто на них.

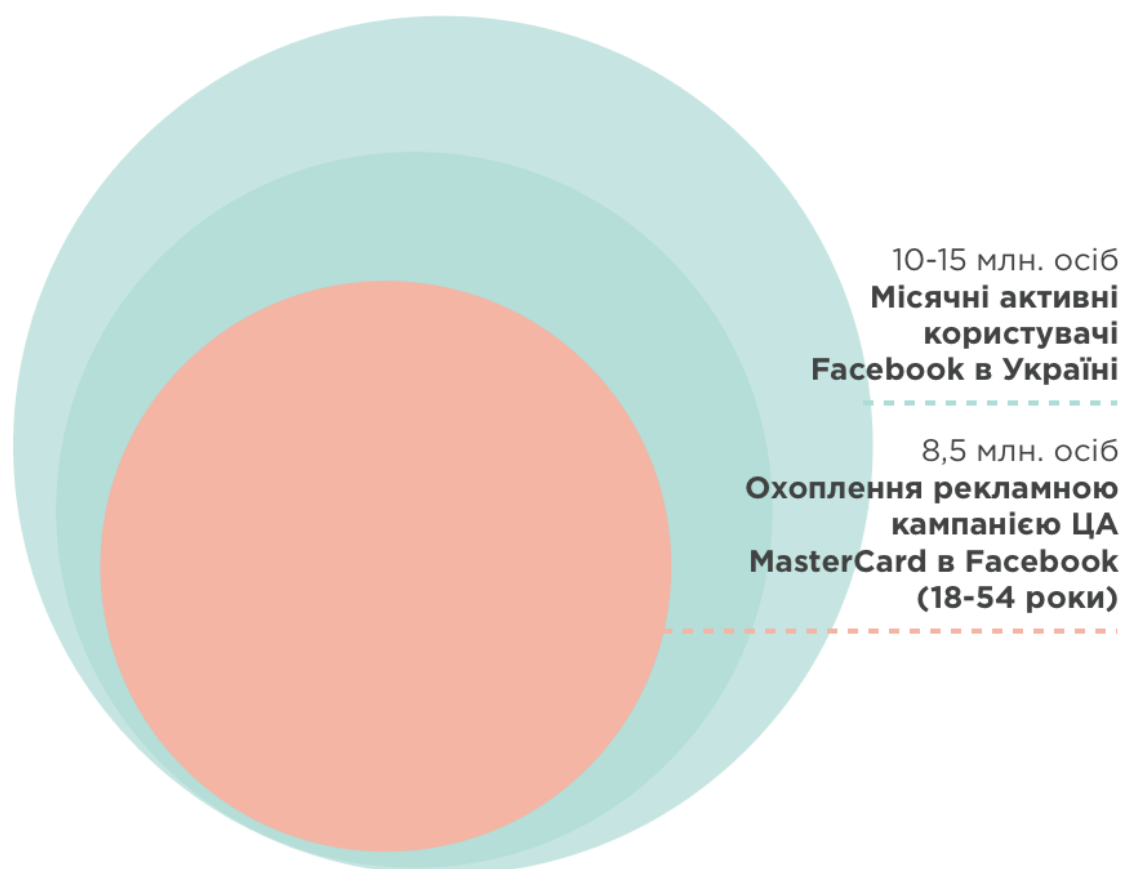


Рис. 3.10 Прогнозні значення охоплення цільової аудиторії користувачів Facebook в Україні рекламними активностями MasterCard [32]

На рисунку 3.10 графічно представлено охоплення цільової аудиторії MasterCard внаслідок промотування публікацій в порівнянні з загальною активною аудиторією Facebook в Україні (користувачі, що побачили рекламне оголошення щонайменше один раз за останні 30 днів). Таким чином, завдяки рекламним заходам MasterCard вдасться охопити близько 56-85% від всіх користувачів Facebook в Україні.

3.3. Обмеження моделі та перспективні напрями для здійснення майбутніх досліджень

Незважаючи на практичну корисність роботи для SMM-менеджерів, результати, представлені в дослідженні, обмежені лише однією соціальною платформою – Facebook, яка вирізняється власними метриками оцінки залученості користувачів до сторінки бренду та може містити як однакові, так і принципово різні відмінності у взаємодії сторінок брендів з користувачами, аніж, наприклад, Instagram, TikTok, чи Twitter.

Окрім Facebook-сторінки, MasterCard представлена також в соціальній мережі Instagram, за попереднім аналізом якої варто відмітити подібність значень деяких аналогічних до Facebook метрик як, наприклад, коментарів та вподобань. Оцінка подібності цих двох платформ (Facebook та Instagram) є перспективним напрямом роботи майбутнього дослідження.

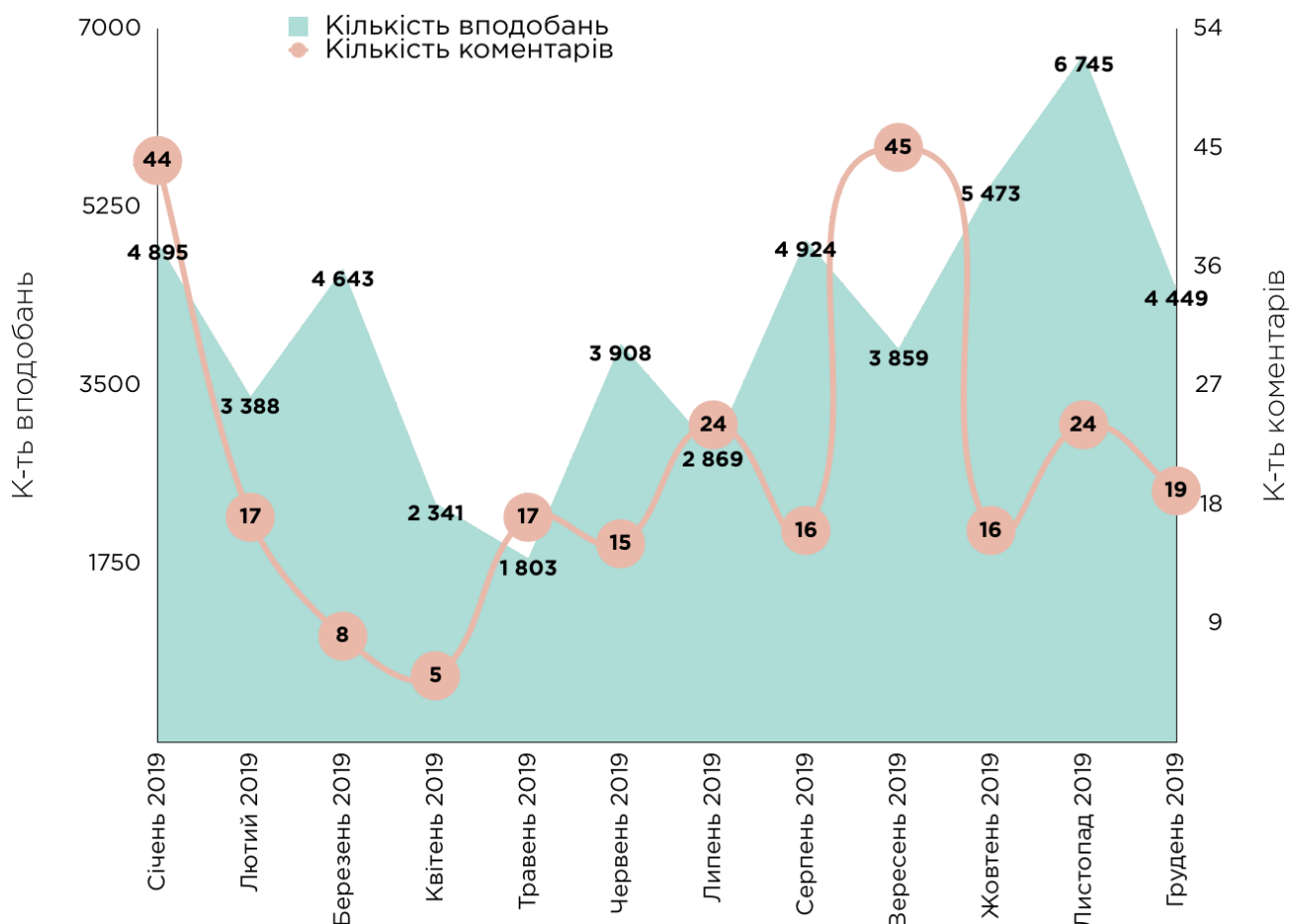


Рис. 3.11 Коментарі та вподобання публікацій MasterCard в Instagram [45]

Більш детально, на рисунку 3.11 представлено аналітику коментарів та вподобань публікацій профілю бренду в Instagram, де піки основної активності вподобань сторінки (в січні та вересні-жовтні), за винятком листопаду, цілком співпадають зі статистикою вподобань сторінки MasterCard в Facebook, що підтверджує залежність взаємодій користувачів від сезонної компоненти.

Не менш цікавими факторами для дослідження параметрів Instagram сторінки можуть слугувати і кількість тижневих публікацій. Незважаючи на рекомендації Instagram якомога частіше взаємодіяти з користувачами через нові публікації, рисунок 3.12 підтверджує, що кількість вподобань та коментарів скоріше залежать від сезону та креативної складової публікації, аніж від кількості тижневих публікацій.

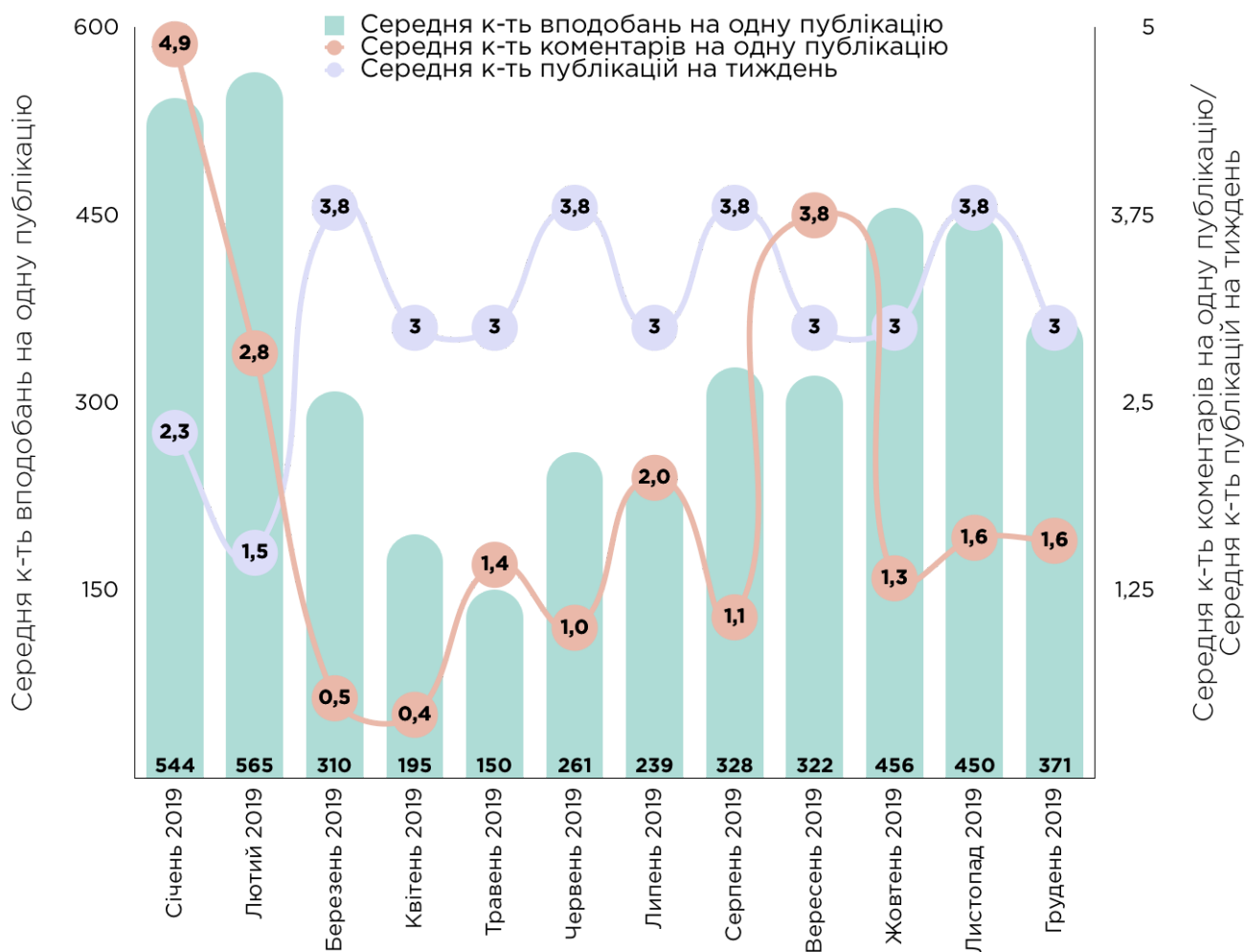


Рис. 3.12 Середні кількості вподобань та коментарів на одну публікацію в порівнянні з кількістю публікацій на тиждень [45]

За підсумками 2019 року в середньому одна публікація Instagram отримала 335 вподобань та 1,7 коментаря [45]. Результати ж сторінки за весь час станом на 1 травня 2020 року демонструють дещо нижчі від середніх галузевих показників. Середня активність користувачів (середній відсоток прихильників сторінки, що вподобали чи прокоментували публікацію) становить лише 17,71%, в той час як рівень взаємодії (ER, середній відсоток взаємодії користувачів з однією публікацією) становить 0,89% (рис. 3.13).



Рис. 3.13 Аналітика профілю MasterCard в Instagram станом на 01.05.2020 [46]

Вищепредставлені показники суттєво відрізняються від загальних середніх значень (рис. 3.14). Коефіцієнт взаємодії користувачів варіюється в залежності від кількості прихильників профілю сторінки: чим більше підписників сторінки, тим меншим є ER. Така залежність пояснюється складністю великих профілів утримувати аудиторію, оскільки через обмежені алгоритми Instagram, користувачі в першу чергу бачать у власній стрічці публікації друзів, і вже потім улюблені публікації брендів, інфлюенсерів. Зважаючи на цей нюанс, рекомендоване значення рівня взаємодій (ER) для сторінки Instagram з кількістю прихильників в 5-20 тисяч користувачів має становити близько 2,43%, однак ER профілю MasterCard становить лише 0,89% (рис. 3.14).

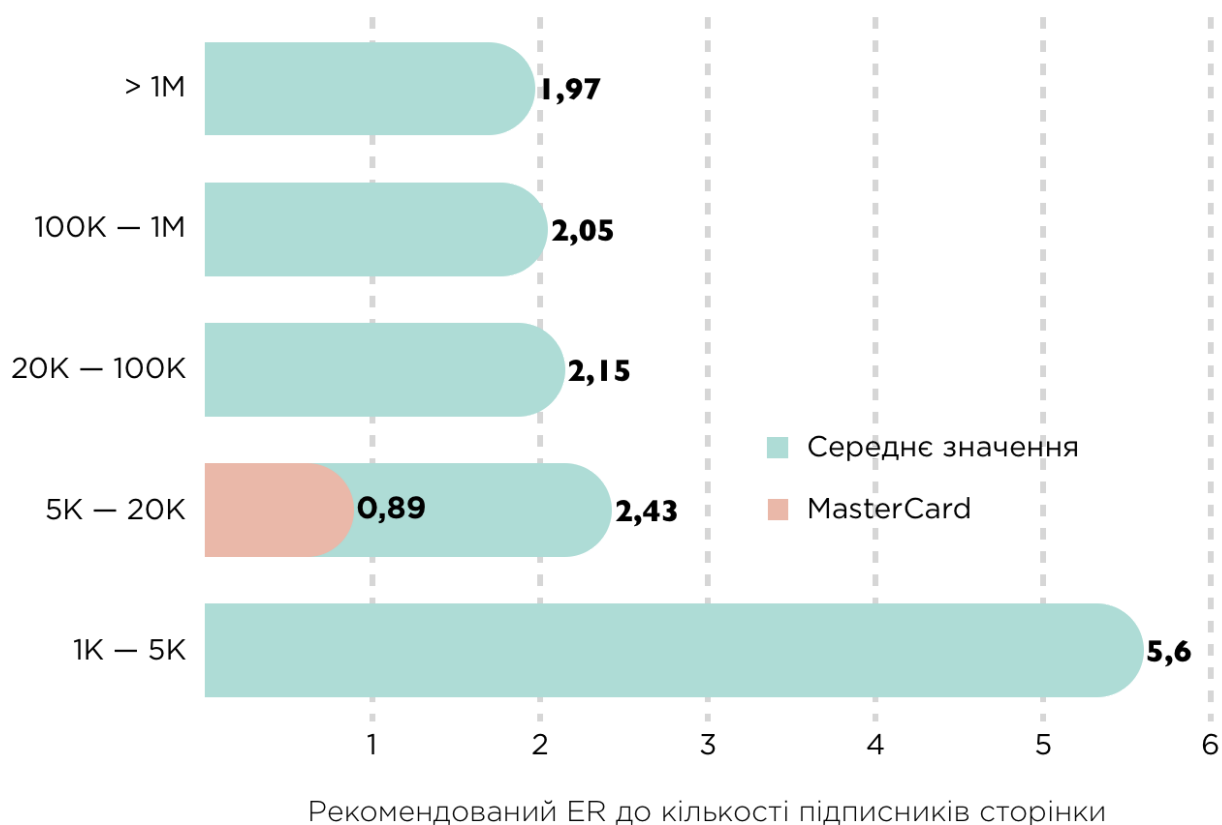


Рис. 3.14 Порівняння ER сторінки MasterCard в Instagram з середніми значеннями [46], [47]

Такий показник може свідчити про декілька факторів неефективної роботи сторінки, які також цікаво проаналізувати в подальших дослідженнях, а саме:

- *Низьку якість креативів публікацій.* Велика кількість користувачів бачить публікації бренду, однак не бажають взаємодіяти з ним;
- *Застарілі формати публікацій.* Бренд не експериментує з форматами публікацій, використовуючи лише стрічку новин замість історій та IGTV;
- *Нецільові прихильники сторінки.* Підписники бренду складаються переважно з ботів, накручених підписників, знаменитостей, інших брендів чи іншої нерелевантної аудиторії, котра не взаємодіє з контентом бренду.

Іншими цікавими напрями роботи слугують дослідження текстів та зображень публікацій Instagram. Аналізуючи ключові слова, в першу чергу необхідно відмітити такі, як: “безцінні історії”, “творіть зараз”. Контентна стратегія Instagram за змістом суттєво відрізняється від Facebook (рис. 3.15). В Instagram використовуються суто публікації з описом “щоденних дрібничок”, які радують людину (концепція “радувати просто”). Facebook ж, на противагу, активно промотує бонусні та акційні пропозиції та власні продукти.

Найбільш популярні ключові слова

(відповідно до останніх 100 публікацій)

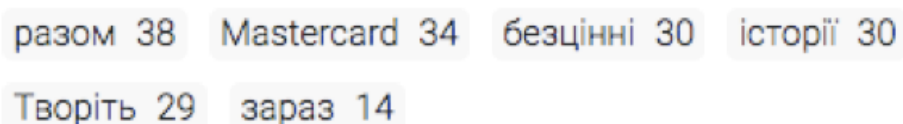


Рис. 3.15 Ключові слова сторінки MasterCard в Instagram [46]

Оскільки Instagram – це соціальна мережа, що в першу чергу орієнтується на візуальне сприйняття контенту, в її випадку також варто виявити вплив кольору, зображень на реакції користувачів. За даними маркетингової агенції, що розробляла концептуальне зображення MasterCard в Instagram, основна ідея сторінки бренду – це розповісти про малі щоденні дрібниці, які можна перетворити на безцінні моменти разом з карткою MasterCard [48]. Всі предмети, що використовуються на фото-публікаціях, користувач часто купує в повсякденному житті кредитною карткою. Для емоційного забарвлення публікацій використовуються історії користувачів, що мріють здійснити певні речі, наприклад, закупити сезонних ягід коханій людині, подарувати дитині плюшевого ведмедика чи сходити на концерт мрії. Всі кольори витримані в корпоративному стилі, а публікації в стрічці новин розкладені на декілька клітинок для поєднання їх в одній композиції [49]. Приклад композиції публікацій та кольорових рішень продемонстровано в Додатку 3. Відтак, залежність реакцій користувачів від кольору фону публікації та теми

повідомлення слугує перспективною ідеєю для дослідження вагомих характеристик сторінки бренду в Instagram.

Аналізуючи традиційний формат публікацій в стрічці новин, варто сконцентрувати увагу на інших форматах Instagram, як Історій (Stories). Даний тип публікацій дозволяє користувачеві поділитись власною думкою чи подією через фото, відео, опитування в форматі слайд-шоу. Особливістю такого формату є його короткотривалість, оскільки публікації зникають через 24 години.

Таблиця 3.6

Статистика ефективності формату Історій на Instagram-сторінці MasterCard

Різновид Історії	Опис формату	Органічне охоплення	Відсоток переглядів від загальної аудиторії	Рівень конверсії (участь в активаціях)
Іміджева	Розміщення брендових публікацій, що поширюють цінності, продукти компанії	1300 – 2300 (на одну публікацію)	14%	–
“Питання - Відповіді”	Розміщення публікацій з запитом розповісти про власні історії на різну тематику. Рівень органічного охоплення зазвичай вище для таких публікацій через прихильність інших користувачів до історій людини, а не бренду.	1600 – 2000 (на одну публікацію)	–	–
Партнерські кампанії	Розміщення публікацій з брендами-партнерами для розігрування подарунків підписникам за просте виконання умов.	300000 (на місяць)	18,4%	300-600 учасників

	Основна мета – долучитись до акцій.			
--	--	--	--	--

Джерело: складено автором за даними [49].

За даними інтерв'ю формат Історій є надзвичайно ефективним для MasterCard, який додатково охоплює 300 тисяч користувачів на місяць. Для більш якісного дослідження необхідно оцінити ефект даного формату на залучення кількості нових вподобань [49].

Оцінивши потенційні напрями дослідження соціальної сторінки бренду в Instagram, варто також розширити майбутнє дослідження і на інші бренди платіжних карток. Суттєвим обмеженням роботи є збір даних суто з однієї сторінки бренду – з сторінки MasterCard, що робить дану модель корисною лише для одного підприємства ринку платіжних карток.

Розмірковуючи про основні технічні обмеження, варто зазначити, що концепція моделі найвагоміших параметрів публікації для залучення максимальної кількості прихильників сторінки, досліджена в цій роботі, не враховує такі параметри як інкрементальний приріст користувачів від реклами публікацій. Дані з рекламного кабінету Facebook щодо кількості залучених прихильників сторінки від промотованого повідомлення були обмежені чинною політикою конфіденційності рекламних кабінетів Facebook, доступ до яких не було надано для дослідження.

Крім того, сентимент аналіз, запропонований в роботі, не враховує коментарі користувачів. Більшість читачів публікацій виражають негативне ставлення не через емограму невдоволення, а саме через коментарі публікації, аналіз яких вимагає розуміння мови програмування [50].

Серед технічних обмежень не було також враховано якість креативів публікацій. В дослідженні “Контентні стратегії та відклик аудиторії сторінки брендів в Facebook” (“Content strategies and audience response on Facebook brand pages”) детально порушено дане питання впливу креативів публікацій Facebook на відклик користувачів. В якості досліджуваних характеристик були названі

помітність, інтерактивність публікацій та тип контенту, а також новизна публікації, її відповідність бренду, а саме (рис. 3.16) [51]:

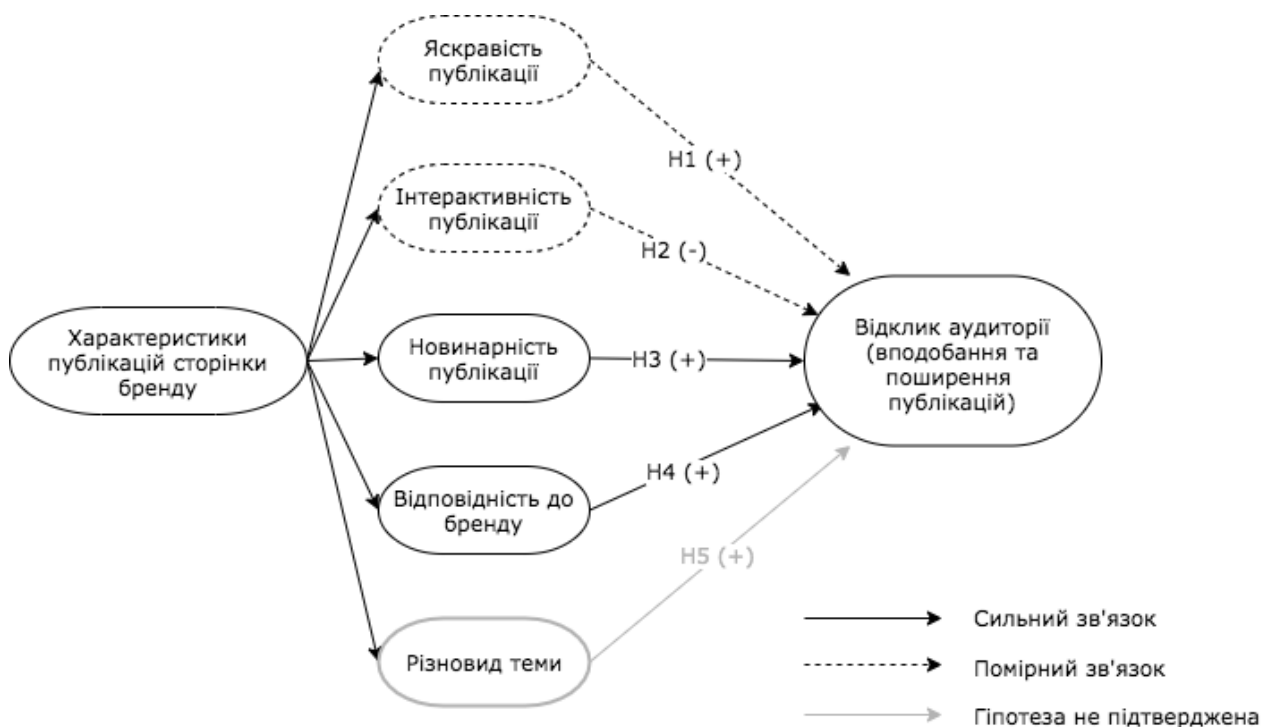


Рис. 3.16 Гіпотези впливу креативів на взаємодії користувачів з соціальною сторінкою бренду [51]

1. *Яскравість (помітність) публікацій* була визначена з позицій якості сприйняття інформації відповідно до особливостей різновидів форматів. Наприклад, відео-публікації краще залучають користувачів в порівнянні з фото, адже впливають на більшу кількість відчуттів людини.
2. *Інтерактивність публікації*, в свою чергу, чинить негативний вплив на кількість вподобань [52]. За визначенням, інтерактивність повідомлення можна виміряти кількістю хештегів, згадувань брендів чи осіб, а також посилань на зовнішні ресурси, які можуть зменшити бажання користувачів прочитати пост в першу чергу [53].
3. *Новинарність публікації* полягає в дотриманні трьох рівнів новизни: інформуванні користувачів про принципово новий продукт підприємства, нові події чи ситуації.

4. Під відповідністю публікації бренду мається на увазі тон комунікації, чи співпадає він з загальним уявленням про бренд, що вимірюється наявністю ідентифікаторів бренду в публікації, наприклад, назвою бренду, логотипу бренду, слогану чи брендowanymi продуктами, послугами.
5. Крім того, в дослідженні брався до уваги *різновид тем публікацій*.

Підсумовуючи дані отриманих досліджень, всі вищеописані фактори пояснили модель на 70%, зокрема гіпотези новинарності та відповідності публікації бренду продемонстрували найсильніший зв'язок до кількості вподобань. Крім того, підтвердженими гіпотезами, однак з меншим зв'язком, виявились інтерактивність та різновид тем публікацій. Зв'язку з помітністю формату публікації виявлено не було [54]. Більш детально результати дослідження представлені в *Додатку II*.

Користуючись результатами дослідження, варто зазначити, що для подальшого визначення успішних критеріїв публікації необхідно також включити аналіз новинарності та відповідності публікацій до бренду в майбутніх дослідженнях. Дійсно, найвищого рівня залученості з боку користувачів можна досягти лише запропонувавши унікальний контент, продукт чи послугу. Водночас, вагомість атрибутів такого загальновідомого бренду як MasterCard варто більш ретельно дослідити.

Іншими гіпотезами, що не були враховані в дослідженні, слугують також більш глибокі поведінкові фактори людини, описані в статті “Залученість користувачів до сторінок брендів в соціальних мережах: крос-культурне порівняння Китаю та США” (“Consumer engagement with brands on social network sites: A cross-cultural comparison of China and the USA”). Дослідження мало на меті визначити основні причини вподобання сторінок брендів користувачами США та Китаю, а також підтвердити, що додатковими причинами вподобання сторінки та активної з нею взаємодії є такі поведінкові фактори, як: залежність користувачів від соціальних мереж, парасоціальні відносини та бажання групової приналежності.

Більш детально, основними мотиваторами взаємодії користувачів в традиційних медіа, які також підходять для соціальних мереж, були визначені розваги, соціальна інтеграція, особиста ідентифікація та інформація [55], в той час як очікування винагородження та розширення прав впливають саме з комунікації користувачів з брендами в соціальних мережах (рис. 3.11) [56]. Більш детально, фактор *розваг* стосується відпочинку, задоволеності та емоційного полегшення після втечі від рутинних задач [57]. *Соціальна інтеграція* порушує питання потреби приналежності та передбачає підтримку групи та міжособистісних зв'язків [58]. *Особиста ідентифікація* стосується самовизначення людини, що включає самовираження, керування ідентичністю та саморозвитком [59]. *Інформація* керується пошуком даних, а саме рекомендацій, порад, думок, інформаційного обміну [57]. *Очікування на винагородження* полягає в пошуках економічної вигоди, таких як купони та акційні пропозиції, що постійно розповсюджуються та поширюються соціальними мережами [60]. Наостанок, *розширення прав користувачів* зумовлюється легкістю взаємодіяти з представниками компанії чи іншими користувачами продукту напряду, де бренди формують важливі канали комунікації зі споживачами, аби виказати власну думку та забажати вдосконалення продукту, послуги чи положень корпоративної політики [61].

Всі вищеописані параметри дослідження, окрім очікування на винагородження, є значимими для кожної з країн (рис. 3.17).

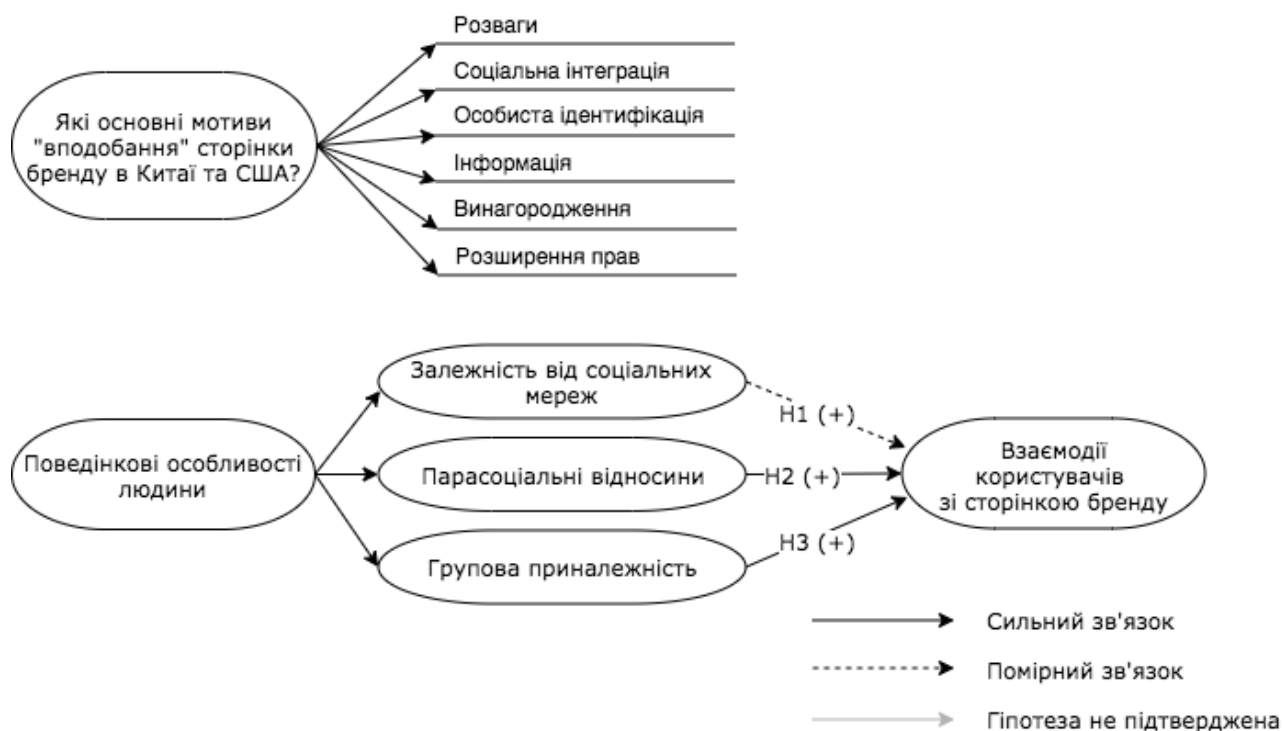


Рис. 3.17 Гіпотези впливу поведінкових факторів на взаємодії користувачів з соціальною сторінкою бренду [54]

Друга частина дослідження мала на меті визначити зв'язок між залученістю користувачів до бренду та поведінковими факторами, зокрема [54]:

1. Залежності від соціальних мереж.
2. Наявності парасоціальних відносин, тобто формування користувачем соціальних мереж більш близьких односторонніх стосунків з медійною особистістю.
3. Впливу фактору приналежності до групи осіб прихильників бренду. Користувачі, що активно взаємодіють зі сторінкою бренду та її іншими учасниками сумісно створюють позитивну групову динаміку та поглиблюють відчуття групової приналежності, що посилює залученість до бренду.

Всі гіпотези дослідження були справджені, а саме залежність від соціальних мереж продемонструвала помірний ефект на взаємодію користувачів, в той час як парасоціальні відносини та приналежність до групи – сильний вплив (Додаток К). Цікаво, що обидві країни, США та Китай, попри крос-культурні особливості мали схожі результати досліджень. Такі підсумки

дослідження дають підстави в подальшому аналізі роботи також керуватися поведінковими особливостями користувачів соціальних мереж, а саме їх надмірним використанням соціальних мереж, парасоціальними відносинами та бажанням ідентифікувати себе до певної групи людей зі спільними інтересами чи бажаними характеристиками.

Висновки до розділу 3

Для формування спеціального алгоритму створення успішних публікацій було побудовано модель “Дерева рішень” в формі деталізованої ієрархічної структури покрокових рішень для публікації посту в Facebook-сторінці бренду спеціалістом. Дана модель має на меті отримати максимальну кількість вподобань сторінки бренду та визначити найуспішніші характеристики публікації. Зокрема, прикладами таких успішних параметрів слугують відео-формати публікацій, акцентування брендів на акційних пропозиціях та перевагах продуктів та вибір частоти показу публікацій до рівня 1.5, і, на останок, використання найбільш довжин повідомлення кількістю символів в 150-300 та 300-500. Додатково було здійснено детальний аналіз тематики публікацій за методом сентимент аналізу для реагування на теми з негативними реакціями споживачів.

Аби закріпити успішність даної моделі, ми також підтвердили успішність результатів моделі прогностними даними кількості вподобань сторінки бренду. За одним з підходів прогнозування було вираховано приріст вподобань сторінки від 11 до 15 тисяч прихильників бренду. Водночас, за другим підходом було побудовано прогноз методом нейронних мереж, де приріст підписників склав близько 10 тисяч користувачів.

Окрім ключового показника залученості користувачів до бренду – кількості прихильників сторінки, в роботі також були визначені прогностні значення місячного охоплення та показів публікацій сторінки MasterCard, її взаємодії, а також сформовано медіаплан з зазначенням показників вартості

тисячі показів реклами та місячного бюджету. Відповідно до результатів, найбільш активними місяцями в плані охоплення та кількості взаємодій зі сторінкою бренду є серпень, вересень, жовтень та листопад.

В роботі також були надані пропозиції щодо подальших досліджень основних факторів вподобання сторінки бренду в соціальних мережах. Зокрема, одним з найбільш перспективних напрямків є аналіз сторінки MasterCard в Instagram. За попередніми розрахунками, сторінки Instagram та Facebook містять багато спільних факторів, що демонструють спільний тренд: пік активності користувачів припадає на січень та вересень-жовтень. Іншими запропоновані приклади майбутніх досліджень полягають в аналізі форматів та користувачів сторінки як основних причин низького рівня залученості. Зокрема, більш ретельного огляду потребують формати історій як джерела додаткового охоплення. Беручи до уваги орієнтованість Instagram на візуальну складову, дослідження в напрямках аналізу кольору фону публікації та тематик зображення слугують цікавими темами для подальшого дослідження.

Керуючись роботами інших дослідників, було аргументовано доцільність додаткового дослідження факторів, пов'язаних з креативними матеріалами, як, наприклад, яскравість, інтерактивність публікації, її новинарність та відповідність до атрибутів бренду. Серед значимих психологічних факторів варто також відмітити такі мотиватори вподобання сторінки, як: потреба в розвагах, соціальній інтеграції, особистій ідентифікації, інформації, винагородженні та розширенні прав та можливостей щось змінити. Іншими поведінковими причинами вподобання сторінки також слугували залежність від соціальних мереж, парасоціальні відносини та групова приналежність.

ВИСНОВКИ ТА ПРОПОЗИЦІЇ

Використання систем інтелектуального аналізу даних таких, як Data Mining, слугує основною перевагою підприємств для збереження конкурентних позицій на ринку та забезпеченні прибутковості бізнесу. Аналіз великих масивів інформації, що включають аналітику продажів, запасів, опису товарів, акційних пропозицій, ефективності роботи підприємства, відгуків клієнтів та навіть маркетингових активностей, допомагають підприємствам швидко приймати бізнес-рішення та вчасно реагувати на поточні потреби споживачів, майбутні тренди в споживанні продукції та ефективно проводити маркетингові заходи.

Зокрема, підходи Data Mining набули широкого застосування в останньому, а саме в аналізі даних соціальних мереж. Завдяки ефективному моніторингу найвагоміших параметрів сторінки бренду можливо значно збільшити рівень взаємодії користувачів зі соціальною сторінкою підприємства.

В результаті дослідження кваліфікаційної роботи було виконану цілу низку завдань, які дозволили досягнути поставленої мети дослідження.

В першу чергу, було визначено поняття Data Mining та його основні відмінності від терміну Knowledge discovery from data чи KDD («Пошук знань з

інформації»).

Проаналізовано основні основні кроки процесу Data Mining, що складаються з пошуку прихованих закономірностей без попереднього встановлення будь-яких гіпотез, прогнозного моделювання для передбачення майбутніх результатів даних, та аналізу винятків з метою виявлення аномалій в великих масивах інформації.

Класифіковано та надано характеристику основним задачам Data Mining, а саме: класифікації, кластерному аналізу, прогнозуванню, візуалізації, аналізу та пошуку відхилень, оцінці, аналізу взаємозв'язків та підведенню підсумків.

Охарактеризовано популярні статистичні (кластерний, кореляційний, регресійний аналізи) та кібернетичні методи Data Mining (асоціативні правила, дерева рішень та нейронні мережі).

Виявлено, що Data Mining може на практиці застосовуватись для аналізу ефективності сторінок соціальних мереж, зокрема для аналізу впливу кожного з атрибутів публікації для передбачення її успішності. Беручи до уваги основні цілі бренду, підхід Data Mining можливо використати для передбачення чи аналізу відповідних метрик сторінок брендів в Facebook та Instagram. Наприклад, цілі, що підвищують рівень поінформованості про бренд, викликають інтерес в користувачів. Цілі “Розгляду” змушують користувачів шукати більше інформації про продукт, контактувати з компанією через повідомлення та коментарі, поступово схиляючись до здійснення конверсії.

Проаналізовано макро- та мікроркетингове середовище діяльності підприємства MasterCard Україна (“Представництво Мастеркард Юроп СА”) на українському ринку платіжних карток з метою визначення зовнішніх причин вподобання сторінки користувачами.

Виявлено, що політичні, економічні, соціокультурні та технологічні фактори за PEST-аналізом є сприятливими для підприємства. Лише з боку соціокультурних факторів частково прослідковується негативний вплив внаслідок присутності кіберзлочинності.

Натомість, окрему увагу при діяльності на ринку платіжних карток

необхідно звертати саме на економічні та технологічні фактори, що позитивно впливають на платіжну інфраструктуру країни та кількість платіжних карток, і, відповідно, на обсяг платіжних операцій.

Виявлено, що за аналітичними даними ринок платіжних засобів характеризується зростанням держателів електронних платіжних засобів, які в грудні 2019 року становили 45 млн. грн. Аналогічно до ринкової ситуації, компанія MasterCard продемонструвала найбільше зростання в кількісному та грошовому вираженні, в той час як електронні платіжні засоби конкурентів залишились на сталому рівні. Прослідковано, що безготівкові операції набувають все більшого значення, поступово заміщаючи безготівкові розрахунки.

Під час поглибленого дослідження конкурентних переваг карток MasterCard, Visa та Простір, було виявлено, що більшість продуктів підприємства MasterCard мають відносну порівняльну перевагу перед продуктами конкурентів, Visa та ПРОСТІР як в операційному плані, так і в переліці додаткових бонусів для користувачів послуг MasterCard.

Досліджено онлайн-середовище ринку платіжних карток, а саме основні показники ефективності сторінки MasterCard в Facebook, її цільову аудиторію, а також порівняно її ефективність з сторінкою підприємства-конкурента Visa. За результатами аналізу, кількість прихильників сторінки Visa є суттєво більшою, ніж в MasterCard, однак темпи зростання прихильників сторінки та рівень залученості користувачів суттєво кращі від основного конкурента.

Для пошуку найбільш вагомих факторів ефективності сторінки бренду було застосовано модель лінійної регресії, за результатами якої були підтверджені гіпотези щодо залежності кількості вподобань сторінки від факторів промотування, частоти показів публікацій, їх формату та різновиду контенту, взаємодій з публікаціями. Були також підтверджені припущення про взаємозв'язок довжини публікацій, місяця, охоплення, активності в пошукових мережах та на сайті.

За результатами лінійної регресії було сформовано спеціальний алгоритм створення успішних публікації для підприємства з використанням моделі дерева рішень. Базуючись на її результатах, було отримано найуспішніші характеристики публікації, що дозволять максимізувати кількість вподобань сторінки бренду. Аби доповнити аналіз, ми також скористались моделлю сентимент аналізу для визначення тональності реакцій споживачів на ключові слова публікацій.

Для підтвердження ефективності запропонованої моделі, ми розробили прогноз ключових показників ефективності сторінки бренду на рік за двома підходами – моделлю нейронних мереж та прогнозу за даними моделі дерева рішень. Відповідно до двох результатів, кількість прихильників бренду прогнозується на рівні 10-15 тисяч користувачів в 2020 році. Крім того, було здійснено прогноз інших вагомих характеристик сторінки бренду, а саме місячного охоплення та показів публікацій сторінки MasterCard, її взаємодії. Для комплексу просування сторінки було сформовано медіаплан з зазначенням показників вартості тисячі показів реклами та місячного бюджету.

Підсумовуючи результати моделі, було надано пропозиції щодо подальших досліджень інших факторів вподобання сторінки бренду в соціальних мережах. Зокрема, додаткового дослідження потребують фактори, пов'язані з креативами публікацій, як: яскравість, інтерактивність публікації, її новинарність та відповідність до атрибутів бренду. Додатково, варто відмітити необхідність дослідження психологічних мотивів вподобання сторінки, які було аргументовано працями інших дослідників.

Окрему увагу варто надати дослідженням в напрямку аналізу іншої соціальної сторінки бренду – профілю Instagram, а саме дослідженні її спільних трендів з Facebook, форматів Історій, причин низького рівня ER сторінки та ефекту візуальної складової (кольору та зображення) на реакції користувачів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Ситник В. Ф. Інтелектуальний аналіз даних (датамайнінг) / В. Ф. Ситник, М. Т. Краснюк. – Київ: КНЕУ, 2007. – 376 с.
2. Piatetsky-Shapiro G. From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases [Електронний ресурс] / G. Piatetsky-Shapiro, U. Fayyad, P. Smyth // AAAI. – 1996. – Режим доступу до ресурсу: https://www.academia.edu/1556427/From_Data_Mining_to_Knowledge_Discovery_in_Databases.
3. Brown M. Data mining techniques. Identify patterns with predictive analytics [Електронний ресурс] / Brown // IBM. – 2012. – Режим доступу до ресурсу: <https://developer.ibm.com/technologies/analytics/articles/ba-data-mining-techniques/>.
4. Parsaye K. A. Characterization of Data Mining Technologies and Processes [Текст] / К. А. Parsaye // The Journal of Data Warehousing. – 1998. – No 1. – P. 12–24.

5. Piatetsky-Shapiro G. Knowledge Discovery and Data Mining: Towards a Unifying Framework [Электронный ресурс] / G. Piatetsky-Shapiro, U. Fayyad, P. Smyth // AAAI. – 1996. – Режим доступа до ресурсу: <https://www.aaai.org/Papers/KDD/1996/KDD96-014.pdf>.
6. Han J. Data Mining: concepts and techniques / J. Han, M. Kamber, J. Pei // Elsevier. – Waltham, 2012. – 703 с.
7. Data Mining: What it is and why it matters [Электронный ресурс] // SAS – Режим доступа до ресурсу: https://www.sas.com/ru_ru/insights/analytics/data-mining.html.
8. Чубукова И. А. Data Mining / И. А. Чубукова. – М: Национальный Открытый Университет "Интуит", 2016. – 471 с. – (Основы информационных технологий).
9. Parsaye K. A. Characterization of Data Mining Technologies and Processes [Электронный ресурс] / Parsaye // The Journal of Data Warehousing. – 1998. – Режим доступа до ресурсу: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=B3AF12AA760A022A2A3EBA79F2C3A836?doi=10.1.1.194.7676&rep=rep1&type=pdf>.
10. Leveraging Social Media Metrics in Improving Social Media Performances through Organic Reach: A Data Mining Approach [Электронный ресурс] / J.Huang, G. S. Depari, S. V. Riorini, P. Wang. // REBS. – 2018. – №11. – С. 33–48. – Режим доступа до ресурсу: https://www.researchgate.net/publication/330567940_Leveraging_Social_Media_Metrics_in_Improving_Social_Media_Performances_through_Organic_Reach_A_Data_Mining_Approach.
11. Анналин Ы. Теоретический минимум по Big Data. Всё, что нужно знать о больших данных / Ы. Анналин, С. Кеннет. – СПб: Питер, 2019. – 208 с. – (Серия «Библиотека программиста»).
12. Montgomery D. C. Introduction to linear regression analysis / D. C. Montgomery, E. A. Peck, G. G. Vining. – Hoboken, New Jersey: Wiley, 2012. – 661 с. – (Wiley series in probability and statistics).

13. Datta N. Introduction to Decision Tree [Электронный ресурс] / Datta // Medium. – 2019. – Режим доступа до ресурсу: <https://medium.com/@dattanaman213/introduction-to-decision-tree-1fd61f5f0820>.
14. Ahire B. A. The Artificial Neural Networks handbook: Part 1 [Электронный ресурс] / Ahire // Medium. – 2018. – Режим доступа до ресурсу: <https://medium.com/coinmonks/the-artificial-neural-networks-handbook-part-1-f9ceb0e376b4>.
15. CMOs Tapping into Social Data for Consumer Insight [Электронный ресурс] // MDG. – 2012. – Режим доступа до ресурсу: <https://www.mdgadvertising.com/marketing-insights/cmos-tapping-into-social-data-for-consumer-insight-social-media-marketing/>.
16. Cvijikj I. P. The Effect of Post Type, Category and Posting Day on User Interaction Level on Facebook [Электронный ресурс] / I. P. Cvijikj, E. D. Spiegler, F. Michahelles // IEEE. – 2011. – Режим доступа до ресурсу: https://cocoa.ethz.ch/downloads/2013/05/1189_06113221.pdf.
17. Moro S. Predicting social media performance metrics and evaluation of the impact on brand building: A data mining approach / S. Moro, P. Rita, B. Vala. // Journal of Business Research. – 2016. – №69. – С. 3341–3351.
18. Help: Choose the Right Ad Objective [Электронный ресурс] // Facebook for business – Режим доступа до ресурсу: <https://www.facebook.com/business/help/1438417719786914?id=802745156580214>.
19. Page Insights [Электронный ресурс] // Facebook for developers – Режим доступа до ресурсу: <https://developers.facebook.com/docs/graph-api/reference/v6.0/insights>.
20. How to Understand Your Audience and Drive Results on Instagram [Электронный ресурс] // Facebook for business. – 2019. – Режим доступа до ресурсу: https://www.facebook.com/business/news/instagram/how-to-understand-your-audience-and-drive-results-on-instagram?ref=search_new_3.

21. Facebook Blueprint: [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.facebook.com/business/learn/categories/build-awareness>.
22. Ринок платіжних карток [Електронний ресурс] // Національний Банк України. – 2019. – Режим доступу до ресурсу: <https://old.bank.gov.ua/doccatalog/document?id=96085841>.
23. Платіжна інфраструктура [Електронний ресурс] // Національний Банк України. – 2019. – Режим доступу до ресурсу: <https://old.bank.gov.ua/doccatalog/document?id=96085844>.
24. Безготівкові операції, здійснені із використанням платіжних карток [Електронний ресурс] // Національний Банк України. – 2019. – Режим доступу до ресурсу: <https://old.bank.gov.ua/doccatalog/document?id=96085840>.
25. Фінансова інклюзія [Електронний ресурс] // Національний Банк України – Режим доступу до ресурсу: https://old.bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=3961976&cat_id=3115908.
26. Загальні дані про кількість клієнтів, електронних платіжних засобів та платіжних пристроїв [Електронний ресурс] // Національний Банк України. – 2019. – Режим доступу до ресурсу: https://old.bank.gov.ua/control/uk/publish/category?cat_id=79219.
27. Сума та кількість операцій у розрізі платіжних систем та мережі здійснення операцій з використанням електронних платіжних засобів [Електронний ресурс] // Національний Банк України. – 2019. – Режим доступу до ресурсу: https://old.bank.gov.ua/control/uk/publish/category?cat_id=79219.
28. Послуги MasterCard [Електронний ресурс] // MasterCard – Режим доступу до ресурсу: <https://www.mastercard.ua/content/dam/mccom/uk-ua/documents/legal-files/Poslugy%20MasterCard.pdf>.
29. Офіційний сайт MasterCard. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.mastercard.ua/uk-ua.html>.
30. Офіційний сайт Visa. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.visa.com.ua/>.

31. Офіційний сайт Простір. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <http://prostir.gov.ua/prostir/>.
32. Аналітика сторінки MasterCard в Facebook. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://business.facebook.com/MastercardUkraine/insights/>
33. Офіційна сторінка MasterCard в Facebook. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.facebook.com/MastercardUkraine/>
34. Офіційна сторінка Visa в Facebook. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.facebook.com/VisaUA/>
35. Аудиторія користувачів, що цікавляться тематиками Visa, MasterCard [Електронний ресурс] // Facebook Audience Insights – Режим доступу до ресурсу: <https://www.facebook.com/ads/audience-insights/people?act=788467427892732&age=18-&country=UA&interests=6003110688645-6003398347489>.
36. Visa vs. Mastercard: Which Is Better? [Електронний ресурс] // WalletHub. – 2020. – Режим доступу до ресурсу: <https://wallethub.com/edu/cc/visa-vs-mastercard/25872/>.
37. Effective Frequency: Reaching Full Campaign Potential [Електронний ресурс] // Facebook for business. – 2016. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.facebook.com/business/news/insights/effective-frequency-reaching-full-campaign-potential>.
38. Аналітика пошукових запитів "Visa" та "MasterCard" [Електронний ресурс] // Google Trends – Режим доступу до ресурсу: <https://trends.google.com/trends/explore?date=2017-12-13%202019-12-05&geo=UA&q=%2Fm%2F01kqjn,%2Fm%2F021b7r>.
39. Аналітика трафіку сайту MasterCard [Електронний ресурс] // Semrush – Режим доступу до ресурсу: <https://www.semrush.com/analytics/organic/overview/?db=ua&searchType=url&q=https%3A%2F%2Fwww.mastercard.ua%2Fuk-ua.html>.

40. Lee K. Infographic: The Optimal Length for Every Social Media Update and More [Електронний ресурс] / Lee // Buffer. – 2014. – Режим доступу до ресурсу: <https://buffer.com/library/optimal-length-social-media>.
41. Badita F. Understanding Facebook Reactions using Google Sentiment Analysis [Електронний ресурс] / Badita // Medium. – 2016. – Режим доступу до ресурсу: <https://medium.com/google-cloud/understanding-facebook-reactions-using-sentiment-analysis-f17b6e561ff3>.
42. Архів валютних курсів [Електронний ресурс] // Мінфін – Режим доступу до ресурсу: <https://index.minfin.com.ua/ua/exchange/archive/>.
43. Україна у 2020-2021 роках: наслідки пандемії. Консенсус-прогноз. // Міністерство розвитку економіки, торгівлі та сільського господарства України. – 2020.
44. About your CPM under reach and frequency [Електронний ресурс] // Facebook for business – Режим доступу до ресурсу: <https://www.facebook.com/business/help/1324346470993674?id=842420845959022>.
45. Офіційна сторінка MasterCard в Instagram. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.instagram.com/mastercardukraine/?hl=en>
46. Profile Analyzer [Електронний ресурс] // Ingramer – Режим доступу до ресурсу: <https://ingramer.com/tools/profile-analyzer/>.
47. Instagram engagement calculator [Електронний ресурс] // Phlanx – Режим доступу до ресурсу: <https://phlanx.com/engagement-calculator>.
48. Lytvyn L. Instagram concept for Mastercard [Електронний ресурс] / L. Lytvyn, I. Budko, E. Buts // Aimbulance. – 2018. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.behance.net/gallery/73932861/Instagram-concept-for-Mastercard>.
49. Aimbulance розробило Instagram-концепт для Mastercard [Електронний ресурс] // Sostav.ua. – 2019. – Режим доступу до ресурсу: <https://sostav.ua/publication/aimbulance-rozrobilo-instagram-kontsept-dlya-mastercard-82893.html>.
50. Sentiment Analysis from Facebook Comments using Automatic Coding in NVivo 11 [Електронний ресурс] / S.Pudaruth, S. Moheeruputh, N. Permessur, A.

Chamroo41Departmen // ADCAIJ: Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal. – 2018. – Режим доступа до ресурсу: https://www.researchgate.net/publication/326553537_Sentiment_Analysis_from_Facebook_Comments_using_Automatic_Coding_in_NVivo_11.

51. Tafesse W. Content strategies and audience response on Facebook brand pages [Электронный ресурс] / Tafesse // Emerald Insight. – 2014. – Режим доступа до ресурсу:

https://www.researchgate.net/publication/281551275_Content_strategies_and_audience_response_on_Facebook_brand_pages.

52. Cvijikj I. P. Online engagement factors on Facebook brand pages / I. P. Cvijikj, F. Michahelles. // Social Network Analysis and Mining. – 2013. – №3. – С. 843–861.

53. Liu Y. What is interactivity and is it always such a good thing? Implications of definition, person, and situation for the influence of interactivity on advertising effectiveness / Y. Liu, L. J. Shrum. // Journal of Advertising. – 2002. – №31. – С. 53–64.

54. Tsai W. S. Consumer engagement with brands on social network sites: A cross-cultural comparison of China and the USA [Электронный ресурс] / W. S. Tsai, L. R. Men // Journal of Marketing Communications. – 2014. – Режим доступа до ресурсу:

https://www.researchgate.net/publication/271993124_Consumer_engagement_with_brands_on_social_network_sites_A_cross-cultural_comparison_of_China_and_the_USA.

55. Boyd D. Why Youth (Heart) Social Network Sites: The Role of Networked Publics in Teenage Social Life / Boyd. // The MIT Press. – 2008. – №16. – С. 119–142. – (Foundation Series on Digital Media and Learning).

56. Muntinga D. G. Introducing COBRA as Exploring Motivations for Corporate-Related Social Media Use / D. G. Muntinga, M. Moorman, E. G. Smit. // International Journal of Advertising. – 2011. – №30. – С. 13–46.

57. Park N. Being Immersed in Social Networking Environment: Facebook Groups, Uses and Gratifications, and Social Outcomes / N. Park, K. F. Kee, S. Valenzuela. // *Cyber Psychology & Behavior*. – 2009. – №12. – С. 729–733.
58. Daugherty T. Exploring Consumer Motivations for Creating User-Generated Content / T. Daugherty, M. S. Eastin, L. Bright. // *Journal of Interactive Advertising*. – 2008. – №8. – С. 455–466.
59. Papacharissi Z. Audience as Media Producers: Content Analysis of 260 Blogs / Papacharissi. // In *Blogging, Citizenship and the Future of Media*. – 2007. – С. 21–38.
60. Nov O. What Motivates Wikipedians? / Nov. // *Communications of the ACM*. – 2007. – №50. – С. 60–64.
61. Wang Y. Assessing Motivation of Contribution in Online Communities: An Empirical Investigation of an Online Travel Community / Y. Wang, D. R. Fesenmaier. // *Electronic Markets*. – 2003. – №13. – С. 33–45.

ДОДАТКИ

Додаток А

Таблиця Д. 1.1

Опис основних метрик показників ефективності сторінки та публікацій бренду
в Facebook

Назва метрики	Опис метрики
Показники ефективності сторінки бренду	
Загальна кількість прихильників (Lifetime Total Likes)	Загальна кількість унікальних користувачів, що вподобали сторінку бренду.

Щодобова кількість нових прихильників (Daily New Likes)	Добова кількість унікальних користувачів, що вподобали сторінку бренду.
Щодобова кількість прихильників, що відписались від сторінки (Daily Unlikes)	Добова кількість унікальних користувачів, що відписалась від сторінки бренду.
Залучені користувачі сторінки (Page Engaged Users)	Кількість унікальних користувачів, що взаємодіяли зі сторінкою бренду. Взаємодії включають переходи за посиланням, перегляд відео чи зображення, вподобання сторінки чи публікації.
Охоплення (Reach)	Кількість унікальних користувачів, що побачили публікацію чи відвідали сторінку бренду.
Органічне охоплення (Organic Reach)	Кількість унікальних користувачів, що побачили публікацію чи відвідали сторінку бренду без промотування.
Платне охоплення (Paid Reach)	Кількість унікальних користувачів, що побачили публікацію чи відвідали сторінку бренду з промотуванням.
Віральне охоплення (Viral Reach)	Кількість унікальних користувачів, що побачили публікацію чи відвідали сторінку бренду через поширення будь-якого контенту сторінки.
Покази публікацій сторінки (Impressions)	Кількість показів будь-якого контенту сторінки, наприклад, публікації, сторінки, реклами.
Органічні покази сторінки (Organic impressions)	Кількість показів будь-якого органічного контенту сторінки, наприклад, публікації, сторінки, що не було промотовано.
Платні покази сторінки (Paid Impressions)	Кількість показів будь-якого платного контенту сторінки, наприклад, реклами, що було промотовано.
Віральні покази сторінки (Viral impressions)	Кількість показів будь-якого контенту сторінки, наприклад, публікації, сторінки, що було поширено користувачем.
Частота показів (Frequency)	Кількість показів публікацій сторінки одному унікальному користувачеві.
Відвідування сторінки (Page visits)	Кількість переглядів профілю сторінки.
Споживачі сторінки (Consumers)	Кількість унікальних користувачів, що натиснули чи провзаємодіяли з будь-яким контентом сторінки, а саме перейшли за посиланням, переглянули фото чи відео, прокоментували, вподобали чи поширили публікацію.
Споживання сторінки (Consumptions)	Кількість взаємодій з будь-яким контентом сторінки, а саме переходи за посиланням, перегляд фото чи відео, коментування, вподобання чи поширення публікацій.
Рівень залученості користувачів (ER, %)	Співвідношення взаємодій до загальної кількості показів сторінки та публікацій бренду.
Негативний відгук (Negative feedback)	Кількість унікальних користувачів, що надали негативний відгук сторінки, а саме: повідомили про спам, приховали публікацію, скасували вподобання публікації.
Загальна кількість переглядів відео (Total Video Views)	Загальна кількість переглядів відео, тривалістю понад 3 секунди.

Продовження додатку А

Показники ефективності публікацій бренду	
Охоплення публікації за весь час (Lifetime Post Total Reach)	Кількість унікальних користувачів, що побачили публікацію.
Органічне охоплення публікації за весь час (Lifetime Post organic reach)	Кількість унікальних користувачів, що побачили публікацію без промотування.
Платне охоплення публікації за весь час (Lifetime Post Paid Reach)	Кількість унікальних користувачів, що побачили публікацію з промотуванням.
Покази публікації за весь час (Lifetime Post Total Impressions)	Кількість показів публікації за весь час.
Органічні покази публікації за весь час (Lifetime Post Organic Impressions)	Кількість органічних показів публікації за весь час, що не були промотовані.

Платні покази публікації за весь час (Lifetime Post Paid Impressions)	Кількість платних показів публікації за весь час, що були промотовані.
Частота показів публікації (Frequency)	Кількість показів публікації одному унікальному користувачеві.
Залучені користувачі за весь час (Lifetime Engaged Users)	Кількість унікальних користувачів, що провзаємодіяли будь-яким чином з публікацією, наприклад, через коментар, вподобання, поширення, клік.
Покази публікації прихильниками сторінки (Lifetime Post Impressions by people who have liked your Page)	Кількість показів публікації за весь час користувачами, що вподобали сторінку.
Охоплення публікації прихильниками сторінки (Lifetime Post reach by people who like your Page)	Кількість унікальних користувачів, що побачили публікацію та вподобали сторінку бренду.
Перегляди відео на 95 % за весь час (Lifetime Video views to 95%)	Кількість унікальних переглядів відео, що було переглянуто на 95% його довжини.
Перегляди відео за весь час (Lifetime Video Views)	Кількість унікальних переглядів відео, що тривали понад 3 секунди.
Поширення публікації (Post share)	Унікальна кількість користувачів, що провзаємодіяли з публікацією шляхом її поширення.
Вподобання публікації (Post like)	Унікальна кількість користувачів, що провзаємодіяли з публікацією шляхом її вподобання.
Коментування публікації (Post comment)	Унікальна кількість користувачів, що провзаємодіяли з публікацією шляхом її коментування.
Інші кліки на публікацію (Post other clicks)	Кількість унікальних користувачів, що натиснули на публікацію, однак не на посилання, фото чи відео. Кліки включають натискання на імена людей в коментарях чи з метою перегляду кількості вподобань.
Перегляди фото публікації (Post photo view)	Кількість унікальних користувачів, що натиснули на публікацію для перегляду фото.
Переходи за посиланням публікації (Post link clicks)	Кількість унікальних користувачів, що перейшли за посиланням публікації.
Перегляди відео публікації (Post video play)	Кількість унікальних користувачів, що натиснули на публікацію для перегляду відео.

Джерело: складено автором за даними [21].

Додаток Б

Таблиця Д. 2.1

Повні результати моделі лінійної регресії

Фактори моделі	(Unstandardized Coefficients) B	Std. Error	Std. Coefficients	t	p
(Перетин)	10.726	0.075		142.733	< .001
Поширення публікацій	-0.0004037	0.000179	-0.178	-2.246	0.025
Вподобання публікації	0.0000792	0.000029	0.212	2.663	0.008

Коментарі публікації	0.0000902	0.000043	0.140	2.093	0.037
Інші кліки на публікацію	-0.0000222	0.000010	-0.132	-2.335	0.020
Перегляди фото публікації	-0.0000002	0.000004	-0.003	-0.044	0.965
Переходи за посиланням публікації	0.0000199	0.000018	0.065	1.114	0.266
Перегляди відео публікації	0.0000021	0.000004	0.021	0.487	0.627
Різновид контенту публікації	0.008	0.005	0.065	1.643	0.102
Наявність промотування	-0.089	0.020	-0.387	-4.507	< .001
Довжина публікації	0.0000473	0.000020	0.104	2.458	0.015
Формат публікації	0.032	0.013	0.102	2.408	0.017
Місяць	0.003	0.001	0.097	2.447	0.015
День	-0.0009809	0.003	-0.014	-0.384	0.701
Частота показу	-0.163	0.047	-0.294	-3.445	< .001
Популярність пошукового запиту за Google Trends	0.001	0.000362	0.184	3.979	< .001
Трафік сайту	0.0000033	0.000001	0.331	6.200	< .001
Нові добові відписники сторінки	0.002	0.002	0.052	1.316	0.189
Охоплення користувачів, що не вподобали сторінку	-0.00000003	0.00000002	-0.148	-1.527	0.128
Нові добові підписники сторінки	-0.0008246	0.000156	-0.257	-5.276	< .001
Охоплення користувачів, що вподобали сторінку	0.0000068	0.000003	0.262	2.773	0.006
Рівень взаємодії користувачів з публікаціями	-0.006	0.003	-0.125	-2.179	0.030
Година	-0.0007896	0.000792	-0.036	-0.998	0.319

Джерело: складено автором за даними [32].

Додаток В

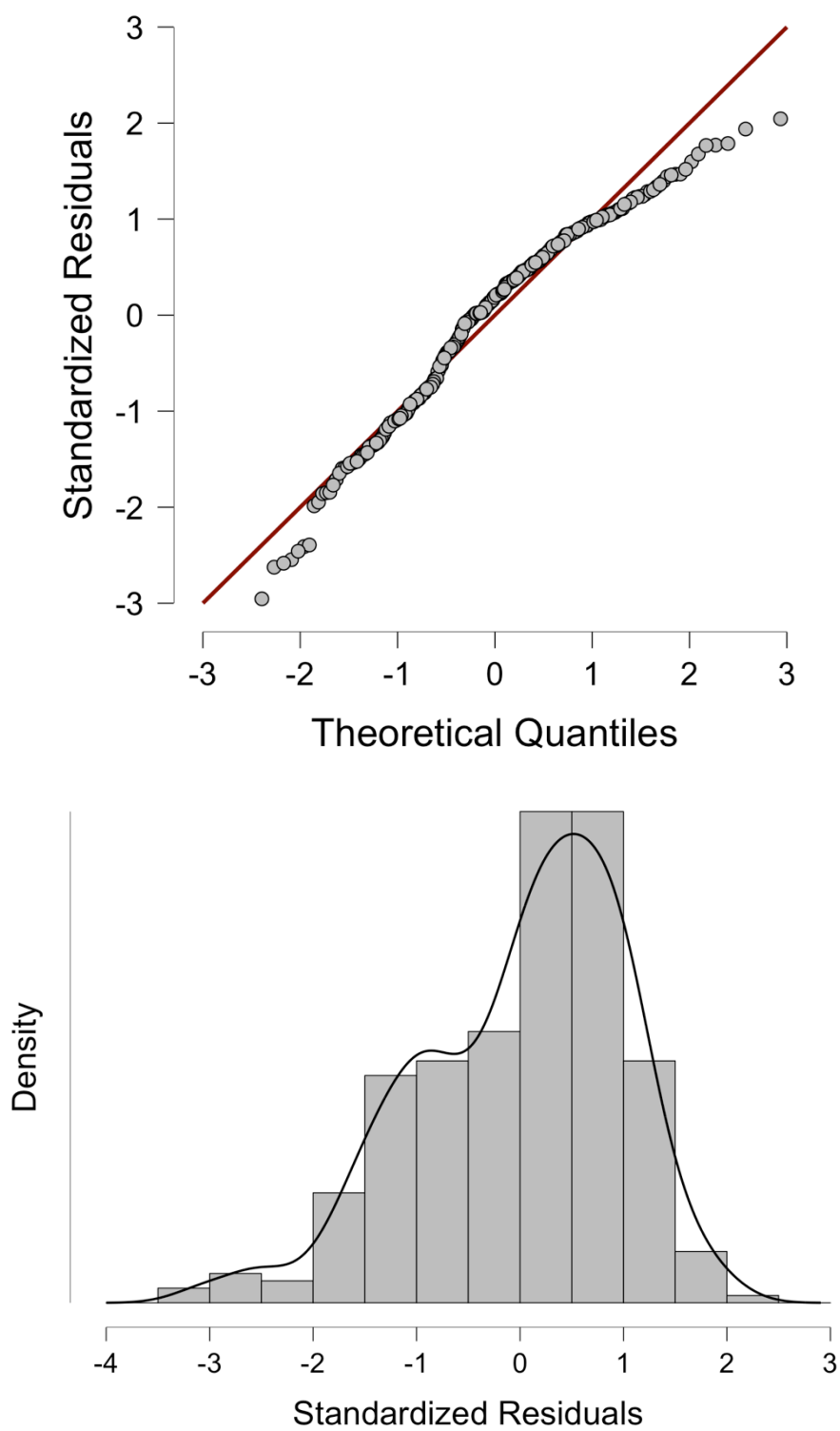


Рис. Д. 2.1 Графічне представлення результатів моделі лінійної регресії



Рис. Д. 3.1 Повне представлення моделі “Дерева Рішень”

Повний аналіз ключових слів за моделлю “Сентимент аналіз”

Ключові слова	Не в д о в о л е н н я	Впо доба ння	Л ю б о в	С пі вч ут тя	З д и в у ва н н я	С мі х	П оз и т и в ні ко м е н та рі	Не йтр аль ні	Не г а т и в н і	Оцінка (-2+3+ 4)/ (2+3 +4+ 5+6 +7)
1	2	3	4	5	6	7	3+4	5+6+ 7	2	
акції	188	29150	249 9	118	301	481	97%	3%	1%	96%
подарунки	99	17038	114 2	46	152	220	97%	2%	1%	97%
Bilshe	138	17675	170 7	83	204	371	96%	3%	1%	95%
розіграші	92	10435	986	40	114	206	96%	3%	1%	95%
подорожі	68	9719	704	32	63	159	97%	2%	1%	96%
знижки	74	10138	984	50	109	198	96%	3%	1%	96%
футбол	75	17573	126 9	45	152	200	98%	2%	0%	97%
призи	79	9718	673	20	84	109	97%	2%	1%	97%
фестиваль	28	6057	513	11	65	53	98%	2%	0%	97%
UEFA	54	11864	957	46	101	148	97%	2%	0%	97%

програма винагород	40	4547	398	12	45	79	97%	3%	1%	96%
Travel Tips	45	6374	543	31	63	130	96%	3%	1%	96%
безконтактна оплата	15	2969	228	10	23	34	97%	2%	0%	97%
Передай пас	23	4861	299	12	53	55	97%	2%	0%	97%
конкурс	23	4641	183	9	42	23	98%	2%	0%	98%
безготівкові розрахунки	11	2267	150	1	17	26	98%	2%	0%	97%
Atlas Weekend	11	2302	228	2	20	14	98%	1%	0%	98%
шоу	4	1518	82	3	9	16	98%	2%	0%	98%
Masterpass	20	1960	155	6	18	42	96%	3%	1%	95%
фільми	11	1431	32	2	3	7	98%	1%	1%	98%
Fast Line	5	916	77	0	5	12	98%	2%	0%	97%

Продовження додатку Д

Новий Рік	9	1350	42	0	3	4	99%	0%	1%	98%
супермаркети	6	1429	48	5	14	16	97%	2%	0%	97%
музика	13	1512	246	6	25	41	95%	4%	1%	95%
кіберспорт	3	775	28	0	3	8	98%	1%	0%	98%
Коло Сюрпризів	35	2990	155	8	41	38	96%	3%	1%	95%
оплата смартфоном	8	1040	167	7	14	26	96%	4%	1%	95%
ROZETKA	2	496	24	0	2	6	98%	2%	0%	98%
ресторани	16	1492	140	2	18	27	96%	3%	1%	95%
Disney	6	637	66	2	9	18	95%	4%	1%	94%
Concert.ua	1	804	55	0	4	2	99%	1%	0%	99%
АЛЛО	16	1026	172	9	18	29	94%	4%	1%	93%

Джерело: складено автором за даними [32].

Додаток Е

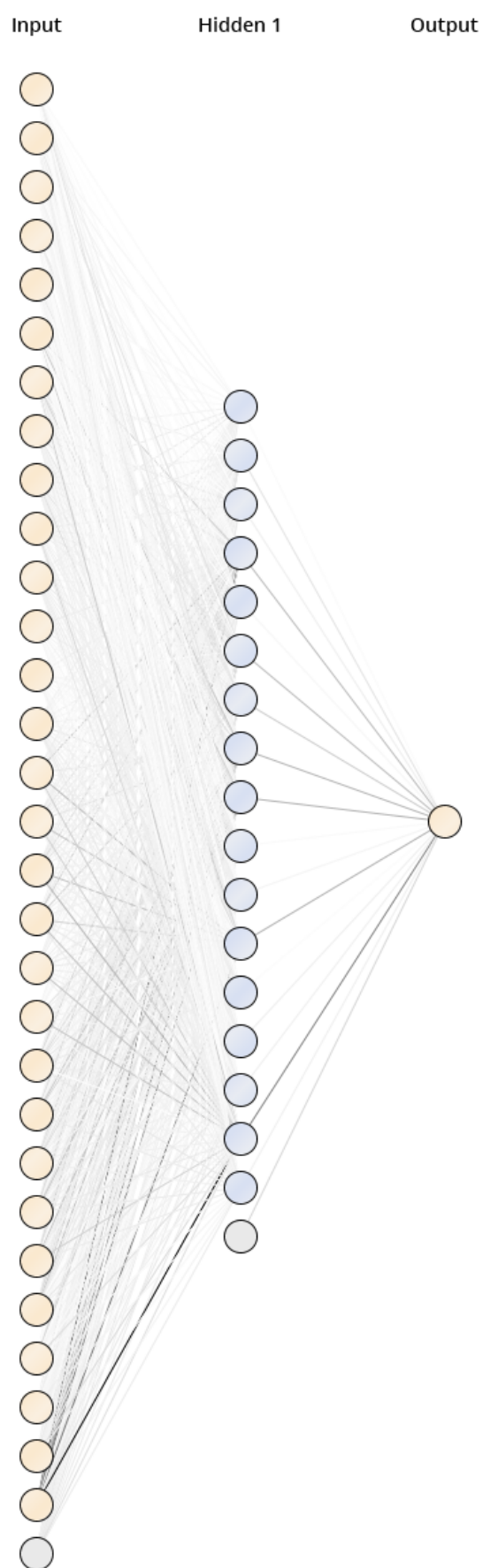


Рис. Д. 3.2 Графічне зображення моделі “Нейронні мережі”

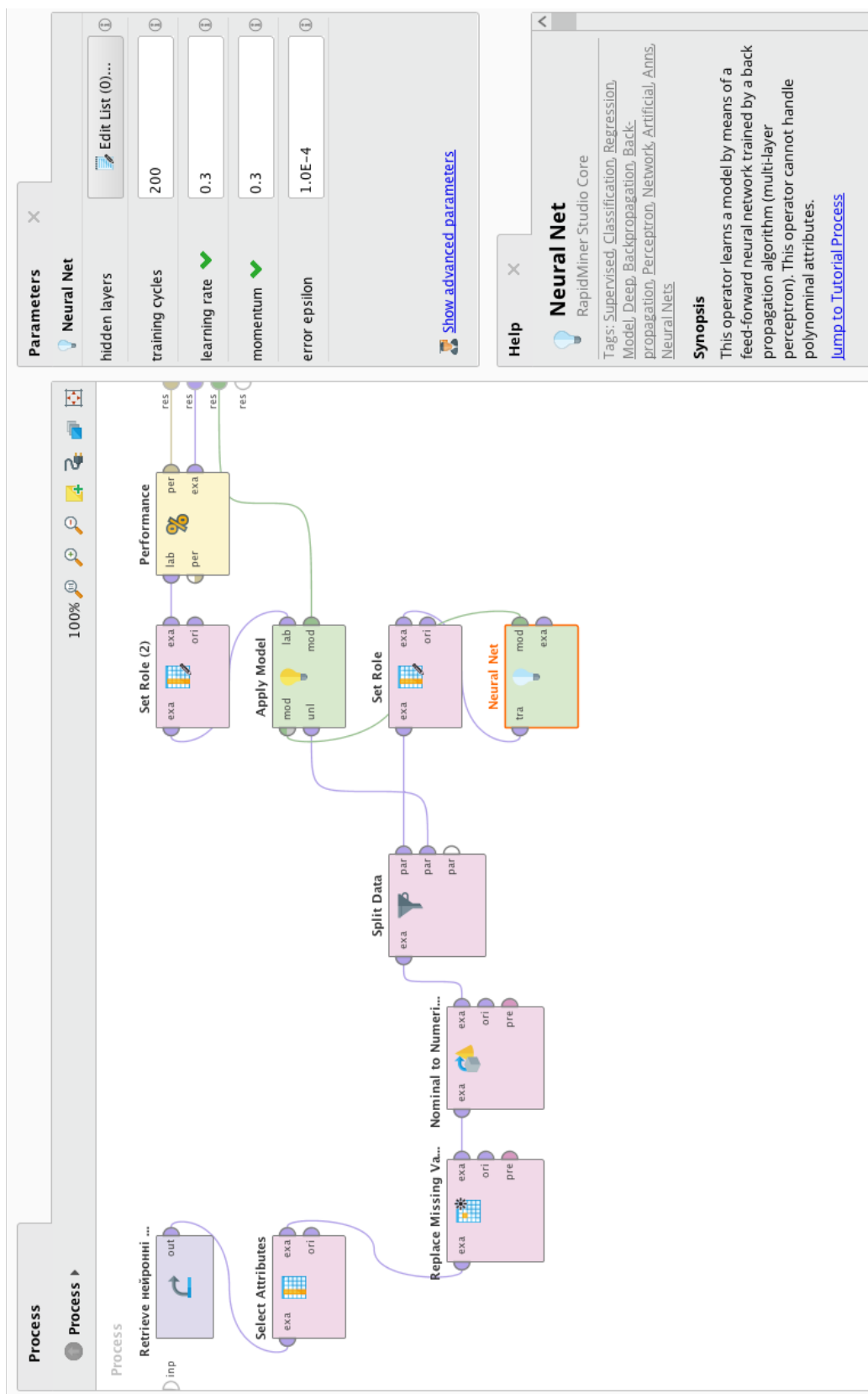


Рис. Д. 3.3 Графічне зображення процесу моделювання в програмі RapidMiner методу Нейронні Мережі

Додаток 3

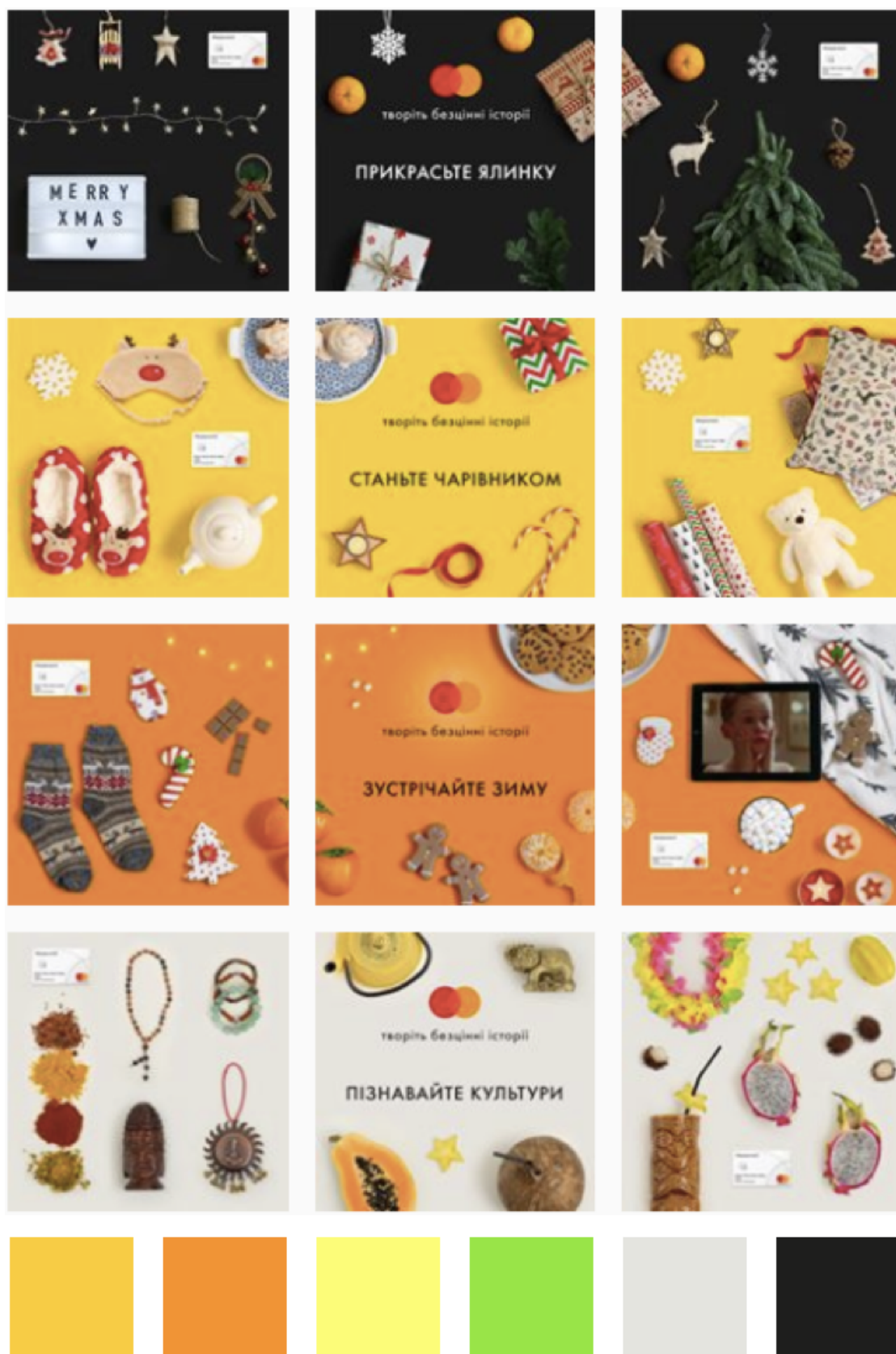


Рис. Д. 3.6 Концепція сторінки Instagram та її стилістичні рішення [48]

Додаток И

Independent variables	Categories	log (brand post likes) β (t-values)	log (brand post shares) β (t-values)
Brand post vividness	High	0.05 (1.1)	0.16 (2.79***)
	Moderate	0.005 (0.12)	-0.08 (-1.44)
	Low (baseline)	—	—
Brand post interactivity	—	-0.07 (-1.74*)	-0.12 (-2.18**)
Brand post novelty	High	0.19 (3.97***)	0.34 (5.32***)
	Moderate	0.11 (2.27**)	0.19 (2.95***)
	Low (baseline)	—	—
Brand post consistency	—	0.367 (6.22***)	0.32 (4.4***)
Brand post content type	Entertainment	0.14 (1.75*)	0.003 (0.03)
	Informational	0.06 (0.79)	0.022 (0.16)
	Transactional (baseline)	—	—
Fan number	—	0.484 (10.64***)	0.365 (6.17***)
Posting date	—	-0.01 (-0.25)	-0.01 (-0.26)
Vehicle category	Sport	0.03 (0.59)	-0.06 (-0.91)
	Luxury	0.02 (0.45)	-0.07 (-1.13)
	Regular	0.03 (0.46)	-0.13 (-1.86*)
	Non-vehicle (baseline)	—	—
Constant		2.74 (11.37***)	0.72 (1.38)
F-value		34.82***	15.11***
R^2		0.72	0.55
Adjusted R^2		0.70	0.52
Notes: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$			

Рис. Д. 3.4 Результати дослідження “Content strategies and audience response on Facebook brand pages” [51]

10 *W.-H.S. Tsai and L.R. Men*

Table 1. Comparison of user motivations of using brands SNS pages.

	China <i>M</i> (SD)	USA <i>M</i> (SD)	<i>t</i> -value
Entertainment	5.42 (1.11)	4.16 (1.62)	10.53***
Social integration	4.78 (1.31)	3.28 (1.59)	11.83***
Personal identification	4.74 (1.45)	3.32 (1.45)	11.93***
Information	5.45 (1.05)	4.60 (1.39)	7.99***
Empowerment	4.21(1.50)	3.41(1.66)	5.84***
Remuneration	4.67 (1.62)	5.01(1.83)	− 2.27*

Notes: * $p < 0.05$, *** $p < 0.001$.12 *W.-H.S. Tsai and L.R. Men*

Table 4. Results of hierarchical regression analysis of media dependency, parasocial interaction, perceived, and community identification on consumer SNS engagement.

Independent variables (IVs)	DV: overall consumer engagement		DV: consuming		DV: contributing	
	ΔR^2	β	ΔR^2	β	ΔR^2	β
Model 1						
Culture	0.16***	0.40***	0.10***	0.32***	0.18***	0.42***
Model 2	0.12***		0.12***		0.10***	
Culture		0.38***		0.31***		0.40***
Age		− .05		− .10**		− .003
Daily use time		0.12**		0.10**		0.11**
Number of pages followed/liked		0.30***		0.29***		0.26***
Model 3	0.37***		0.29***		0.37***	
Culture		0.08**		0.04		0.10***
Age		− .03		− .08*		0.02
Daily use time		0.05		0.01		0.01
Number of pages followed/liked		0.12***		0.15***		0.09**
Media dependency		0.13***		0.17***		0.09*
Parasocial interaction		0.31***		0.32***		0.26***
Community identification		0.38***		0.25***		0.44***

Notes: * $p < 0.05$, one-tailed test; ** $p < 0.01$, one-tailed test; *** $p < 0.001$, one-tailed test; $n = 525$; DV: dependent variable.

Рис. Д. 3.5 Результати дослідження “Consumer engagement with brands on social network sites: A cross-cultural comparison of China and the USA” [54]