

**Київський національний університет імені Тараса Шевченка**

**Економічний факультет**

**Кафедра економічної кібернетики**

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА**

**«Оцінка ефективності маркетингових кампаній за допомогою моделей  
data-driven атрибуції»**

студента 2 курсу магістратури  
спеціальності 051 «Економіка»  
ОНП «Економічна кібернетика»  
денної форми навчання  
Костовецького Євгенія Дмитровича

**Науковий керівник:**

кандидат фізико-математичних наук,  
доцент  
Кравець Тетяна Вікторівна

Засвідчую, що у цій дипломній роботі  
немає запозичень із праць інших  
авторів без відповідних посилань

Студент \_\_\_\_\_  
(підпис)

Роботу допущено до захисту перед ЕК  
рішенням кафедри економічної кібернетики  
від 07.05.2025 р., протокол № 12

Завідувач кафедри:  
доктор економічних наук, професор  
Ляшенко Олена Ігорівна

\_\_\_\_\_  
(підпис)

## РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота магістра містить: 52 ст., 11 рис., 5 табл., 63 джерела, додатки

Ключові слова: диджитал-маркетинг, оцінка ефективності маркетингових кампаній, моделі маркетингової атрибуції, розподіл маркетингового бюджету

Об'єкт дослідження: ефективність маркетингових кампаній

Мета дослідження: порівняння різних типів моделей маркетингової атрибуції, а також визначення найбільш цінних каналів залучення та надання рекомендацій щодо перерозподілу маркетингового бюджету для обраного підприємства

Методи дослідження: Rule-based моделі маркетингової атрибуції: First-click, Last-click, Linear, Position-based, Time-decay; та data-driven моделі: логістична регресія, моделі атрибуції на основі векторів Шеплі та моделі атрибуції на основі ланцюгів Маркова.

Наукова новизна, теоретична значимість: опис та порівняння сутності та основних характеристик моделей маркетингової атрибуції для визначення цінності каналів залучення клієнтів

Практична цінність: аналіз вкладу кожного джерела залучення у рішення користувача про цільову дію та перерозподіл маркетингового бюджету на основі результатів аналізу

## RESUME

Taras Shevchenko National University of Kyiv,  
Faculty of Economics, Department of Economic Cybernetics

Key words: digital-marketing, marketing campaigns evaluation, marketing attribution models, marketing budget allocation

The graduation research of student Yevhenii Kostovetskyi deals with marketing campaigns evaluation using attribution models

The work is interesting for comparing different marketing attribution model i.e., rule-based and data-driven algorithms for optimal marketing budget allocation

Pages 52, tables 5, bibliog. 63, append. 3

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	4
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ РЕКЛАМНИХ КАМПАНІЙ У ДИДЖИТАЛ-МАРКЕТИНГУ .....	7
1.1. Сутність та складові диджитал-маркетингу .....	7
1.2. Основні підходи та інструменти оцінки ефективності маркетингових кампаній .....	13
1.3. Вплив регулювання конфіденційності персональних даних в Інтернеті на вимірювання результатів диджитал-маркетингу .....	21
РОЗДІЛ 2. МЕТОДОЛОГІЯ ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ДИДЖИТАЛ-МАРКЕТИНГУ МЕТОДАМИ МАРКЕТИНГОВОЇ АТРИБУЦІЇ .....	24
2.1. Типи моделей маркетингової атрибуції.....	24
2.2. Підбір параметрів моделей атрибуції .....	28
2.3. Методологія оцінки результатів моделей атрибуції .....	32
РОЗДІЛ 3. ВИЗНАЧЕННЯ ЦІННОСТІ КАНАЛІВ ЗАЛУЧЕННЯ НА ОСНОВІ МОДЕЛЕЙ МАРКЕТИНГОВОЇ АТРИБУЦІЇ.....	36
3.1. Характеристика бізнес-моделі та маркетингової діяльності досліджуваного підприємства .....	36
3.2. Опис вхідних даних .....	38
3.3. Результати побудови моделей маркетингової атрибуції .....	42
3.4. Перерозподіл маркетингового бюджету відповідно до результатів моделювання.....	49
ВИСНОВКИ.....	53
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	56
ДОДАТКИ .....	63
Додаток А .....	63
Додаток Б.....	64
Додаток В.....	65

## ВСТУП

Сучасний бізнес функціонує в умовах високої конкуренції, динамічних технологічних змін та постійного зростання очікувань споживачів. У таких реаліях цифровий маркетинг перетворився з допоміжного інструменту на один із головних напрямів стратегічного управління підприємством. Його роль у формуванні успішної бізнес-стратегії дедалі зростає, адже саме цифрові канали комунікації забезпечують доступ до мільярдів потенційних клієнтів, дозволяючи компаніям персоналізовано взаємодіяти з цільовою аудиторією та швидко адаптуватися до змін ринку.

Широке розповсюдження Інтернету, цифрових платформ і мобільних технологій сформувало нову реальність: понад 75% споживачів щоденно взаємодіють із диджитал-контентом, а в багатьох країнах майже всі користувачі перед покупкою досліджують товари та послуги онлайн [1, 2]. Це не лише відкриває нові можливості, але й створює серйозні виклики. Серед них зростаюча конкуренція за рекламні покази, підвищення вартості залучення користувача, посилення регуляцій щодо конфіденційності та обмежений доступ до якісних даних. У таких умовах бізнесу необхідно не просто інвестувати в маркетинг, а робити це з урахуванням аналітики, прогнозування та оптимізації витрат.

Цифровий маркетинг сьогодні – це галузь з річним доходом понад 200 мільярдів доларів США і темпами зростання понад 20% на рік [3]. Але така масштабність ставить перед компаніями завдання ефективно розподіляти маркетингові бюджети між різними каналами. Саме для цього використовуються моделі атрибуції – аналітичні інструменти, які дозволяють визначити, який внесок у конверсію мав кожен з маркетингових каналів або кампаній. Моделі атрибуції дозволяють не лише краще зрозуміти шлях користувача до цільової дії (наприклад, покупки), але й оптимізувати інвестиції у найбільш ефективні канали з точки зору прибутковості.

Попри очевидну користь, впровадження складних data-driven моделей атрибуції у бізнес-процеси все ще відбувається повільно. Основними бар'єрами

є обмежене розуміння таких моделей, потреба у спеціалізованих аналітичних ресурсах, а також відсутність усталених практик їх використання в прийнятті рішень. Проте дослідження показують, що саме алгоритмічні моделі, наприклад, логістична регресія, ланцюги Маркова, вектори Шеплі чи інші методи машинного навчання дозволяють досягати значно точніших результатів у порівнянні з традиційними rule-based підходами.

Водночас, підвищення ефективності маркетингової діяльності потребує комплексного підходу. Необхідно враховувати як стратегічні аспекти розвитку підприємства, так і можливості сучасних аналітичних систем. Саме тому все більшої актуальності набуває застосування економіко-математичного моделювання, яке дозволяє ухвалювати обґрунтовані рішення щодо товарної та цінової політики, управління каналами просування, планування бюджету та загального підвищення рентабельності маркетингових інвестицій.

У даній роботі було проаналізовано та використано останні дослідження за напрямками:

- трендів диджитал-маркетингу, описаних у роботах Храпкіної В. [2], Черниш Т. [3], Ярмолюка О. [6], Родіонова С. [9];
- основних підходів та інструментів оцінки диджитал-маркетингу, досліджених Kolter Ph. [13], Bendle N. [17], Домашевою Є. А. [18], Близнюком В. М. [19], Шпаком Н. О. [21];
- побудови та впровадження моделей маркетингової атрибуції у роботах Leguina J. R. [42], Shao X. [45], Zhang Y. [46], Potanen R. [55], Amalia R. [56];
- підходів до розподілу маркетингового бюджету, представлених у роботах Luzon Y. [59], Deng Y. [60], Wang X. [61], Gangopadhyay B. [63].

**Метою дослідження** є порівняння різних типів моделей маркетингової атрибуції, а також визначення найбільш цінних каналів залучення та надання рекомендацій щодо перерозподілу маркетингового бюджету для обраного підприємства.

Для досягнення мети дослідження були поставлені такі **завдання**:

1. Аналіз та порівняння різних типів моделей атрибуції;
2. Дослідження характеристик шляху користувача, які найбільше впливають на точність моделі;
3. Збір необхідних даних для побудови моделей;
4. Побудова описаних моделей атрибуції та визначення найбільш цінних каналів для обраної компанії на основі результатів моделей;
5. Розробка пропозиції по перерозподілу маркетингового бюджету відповідно до результатів моделювання.

**Об'єктом дослідження** є ефективність маркетингових кампаній, а **предмет дослідження** – побудова моделей data-driven атрибуції для розподілу бюджетів між каналами залучення клієнтів.

**Методи дослідження** – моделі маркетингової атрибуції. Rule-based моделі: First-click, Last-click, Linear, Position-based, Time-decay; та data-driven моделі: логістична регресія, моделі атрибуції на основі векторів Шеплі та моделі атрибуції на основі ланцюгів Маркова.

**Практична цінність дослідження** полягає в аналізі внеску кожного маркетингового каналу у цільову дію користувача на надання рекомендації щодо розподілу маркетингового бюджету для підвищення ефективності.

# РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ РЕКЛАМНИХ КАМПАНІЙ У ДИДЖИТАЛ-МАРКЕТИНГУ

## 1.1. Сутність та складові диджитал-маркетингу

З моменту появи Інтернету на початку 1990-х років світ спостерігає безпрецедентне зростання кількості користувачів мережі, що зумовило глибокі трансформації в різних сферах суспільного життя, зокрема в економіці та маркетингу. Згідно з даними Міжнародного союзу електрозв'язку (ITU) [1], які наведено на рис. 1, з 2005 року кількість осіб, які активно користуються Інтернетом, зросла приблизно з 1 мільярда (що складало близько 15% населення) до понад 5,5 мільярдів (майже 70% від світового населення) у 2024 році. Такий стійкий і динамічний розвиток глобального доступу до мережі створив нові умови для ведення бізнесу, зокрема в частині просування товарів і послуг.

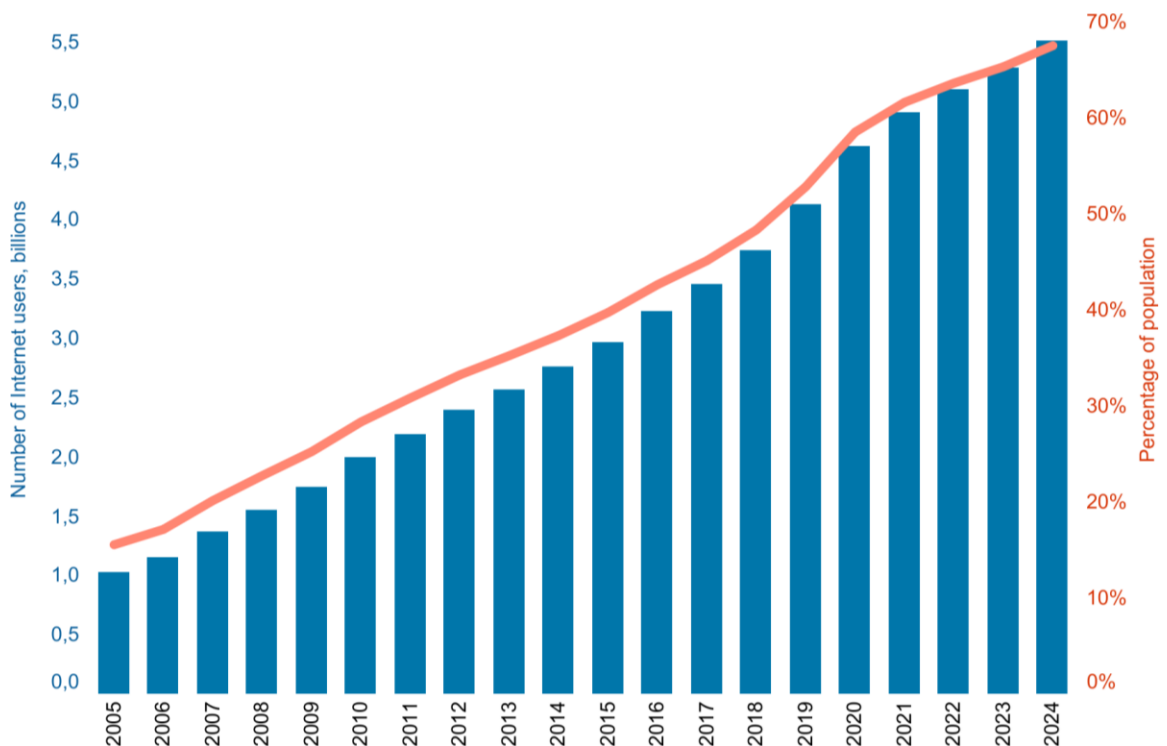


Рис. 1. Кількість людей, які використовують Інтернет у період з 2005 по 2024 рр.

Джерело: [1]

У цьому контексті, внаслідок появи та стрімкого розвитку Всесвітньої мережі сформувалося поняття інтернет-маркетингу – як реакція на зростання

впливу цифрових каналів комунікації. Його головною метою було перенесення класичних маркетингових інструментів у нове цифрове середовище для більш ефективної взаємодії зі споживачами [2]. Інтернет став не просто ще одним каналом для поширення інформації, а цілісною платформою для побудови стосунків із клієнтами, формування брендової ідентичності та стимулювання продажів.

У подальшому інтернет-маркетинг трансформувався у більш широке й системне поняття диджитал-маркетинг (digital marketing, цифровий маркетинг), яке охоплює не лише безпосередню взаємодію зі споживачами в Інтернеті, але й використання усіх доступних цифрових технологій: мобільних додатків, смарт-пристроїв, big data, штучного інтелекту для впровадження різних маркетингових підходів та стратегій. На відміну від традиційного підходу, диджитал-маркетинг базується на глибокому аналізі поведінки споживачів, автоматизації процесів та персоналізації взаємодії з аудиторією. У центрі уваги – створення цінності для клієнта в цифровому середовищі через релевантний контент, точну аналітику та ефективну багатоканальну комунікацію [3].

У сучасних умовах цифрової трансформації бізнесу диджитал-маркетинг набуває особливого значення як інструмент, що забезпечує адаптацію компаній до нових реалій інформаційного суспільства. Його розвиток тісно пов'язаний із впровадженням новітніх технологій у сферу комунікацій, аналітики та управління споживчим досвідом. Цифрові інструменти дозволяють не лише швидко поширювати інформацію, а й взаємодіяти з аудиторією в режимі реального часу, що створює нові можливості для побудови довіри та зміцнення стосунків із клієнтами.

Ці інструменти вирізняються високою інтерактивністю та адаптивністю до поведінки користувачів. Оскільки цифрові платформи вже стали невід'ємною частиною повсякденного життя людей, бізнес отримує можливість діяти в тих середовищах, де споживачі почуваються найбільш комфортно й активно взаємодіють з контентом. Це забезпечує більш глибоке залучення аудиторії та підвищує ефективність комунікаційних стратегій.

Водночас диджитал-маркетинг продовжує слідувати класичним маркетинговим орієнтирам: зростання прибутку, посилення ринкових позицій та формування довготривалих відносин зі споживачами. Цифровий формат лише змінює інструменти та швидкість реалізації цих цілей, роблячи маркетингові дії більш точними, персоналізованими та вимірюваними. Саме тому диджитал-маркетинг сьогодні виступає як ключовий елемент стратегічного управління в умовах цифрової економіки [4].

Диджитал-маркетинг включає різноманітні стратегії та інструменти, які дозволяють компаніям взаємодіяти з аудиторією, залучати нових клієнтів та підтримувати лояльність існуючих. Кожен тип диджитал-маркетингу має свою специфіку та мету – певні підходи використовуються для підвищення продажів, розширення аудиторії та нарощування користувачької бази, інші типи диджитал-маркетингу більше націлені на впізнаваність бренду, лояльність користувачів та їх повернення [5]. Виділяють такі основні типи диджитал-маркетингу:

*Перформанс-маркетинг.* Перформанс-маркетинг є стратегією, що орієнтується на конкретні, вимірювані результати. В рамках цієї стратегії компанії сплачують лише за досягнуті цілі, такі як кліки, реєстрації або продажі. Це дозволяє здійснювати точне налаштування рекламних кампаній і оптимізувати витрати на маркетинг відповідно до результатів, що забезпечує високу ефективність.

*Бренд-маркетинг.* Цей тип маркетингу зосереджується на формуванні й підтримці позитивного сприйняття бренду в цифровому середовищі. Мета – побудова емоційного зв'язку зі споживачем, підвищення впізнаваності бренду та створення цінностей, які виділяють компанію серед конкурентів. До інструментів бренд-маркетингу належать сторітелінг, візуальна айдентика, комунікаційна стратегія, а також робота з репутацією в мережі.

*Маркетинг соціальних мереж.* SMM (Social media marketing) охоплює всі активності бренду в соціальних мережах – від створення контенту і взаємодії з підписниками до запуску рекламних кампаній. Соціальні платформи, такі як

Facebook, Instagram, TikTok, LinkedIn, X (Twitter) тощо, слугують каналами не лише для інформування, а й для побудови спільноти та залучення нових клієнтів.

*Імейл-маркетинг.* Даний тип маркетингу є важливим інструментом для підтримки комунікації з існуючими та потенційними клієнтами. За допомогою персоналізованих листів, компанії можуть надсилати спеціальні пропозиції, інформувати про новини або нагадувати про акції. Цей тип маркетингу дозволяє зміцнювати відносини з клієнтами та стимулювати повторні покупки.

*Органічний маркетинг.* Органічний маркетинг спрямований на досягнення результатів без використання платних рекламних інструментів. Він включає створення високоякісного контенту, оптимізацію веб-сайтів для пошукових систем (SEO), роботу з видачею додатків (ASO), а також активність в соціальних медіа без платних публікацій. Основною метою органічного маркетингу є досягнення високих позицій у пошукових системах та залучення трафіку без необхідності постійних інвестицій у платну рекламу.

*Афіліатний (агентський) маркетинг.* Цей підхід базується на співпраці з партнерами, які просувають продукти або послуги бренду в обмін на комісію за кожну здійснену покупку або іншу дію, що відповідає умовам партнерської програми. Це дозволяє брендам значно розширювати своє охоплення без необхідності значних витрат на рекламу.

*Інфлюенсер-маркетинг.* Суть даного типу диджитал-маркетингу полягає у використанні впливових осіб для просування продуктів чи послуг серед їхніх підписників. Цей тип маркетингу є особливо ефективним завдяки довірі, якою користуються інфлюенсери у своїх аудиторіях. Компанії можуть використовувати інфлюенсерів для створення контенту, який підвищує впізнаваність бренду і стимулює покупку продуктів чи послуг [5].

Розглянемо більш детально перформанс-маркетинг, оскільки цей підхід використовується більшістю компаній, які проводять маркетингову діяльність в мережі. Популярність даного типу зумовлена високою швидкістю та гнучкістю, що дозволяє компаніям швидше отримувати та чітко вимірювати результати

маркетингових інвестицій, що відкриває можливості до більш стрімкого масштабування та впровадження змін [6].

Основою перформанс-маркетингу є розміщення реклами на різних платних каналах в Інтернеті, велика кількість експериментів, аналітика результатів рекламних кампаній та швидке прийняття тактичних рішень стосовно активних рекламних оголошень [8].

Індустрія онлайн-реклами постійно розвивається та розширюється – на ринку регулярно з'являються нові гравці, які пропонують платформи та мережі з різноманітним функціоналом та можливостями для рекламування продукції [6]. Проте, можна виділити основні групи каналів залучення користувачів:

- Пошукова реклама – розміщення реклами у пошукових системах на основі певного запиту користувача. Найбільшими платформами в цьому напрямку є Google Search Ads, Bing Ads, Yahoo Ads.

- Контекстно-медійна реклама – показ рекламних банерів та відео на сайтах-партнерах. До цього типу належать такі канали, як Google Display Network, Google Demand Gen, Google Performance Max, Microsoft Audience Network, Yahoo Native Ads.

- Реклама у соціальних мережах – розміщення рекламних оголошень в різних місцях показу в соціальних мережах (пости, історії, reels тощо). Найбільші гравці у цій ніші онлайн-реклами – Meta Ads (Facebook, Instagram, WhatsApp), TikTok Ads, Snapchat Ads, X Ads, LinkedIn Ads.

- Нативна реклама – показ рекламних оголошень на сайтах у форматі новин/рекомендованих блоків без явного наголошення на тому, що це реклама. Найбільшою популярністю серед компаній користуються такі канали нативної реклами: Taboola, Criteo, MGID, Outbrain [6].

Важливими функціями перформанс-маркетингу, окрім залучення нової аудиторії та збільшення споживацької бази, є стратегії повернення клієнтів. У контексті диджитал-маркетингу такими стратегіями є remarketing та retargeting.

Remarketing є методом повторного залучення споживачів, який ґрунтується на їх попередній купівельній активності. Ця концепція виступає важливим

елементом системи управління взаємовідносинами з клієнтами, сприяючи формуванню довготривалих зв'язків та підвищенню рівня їх лояльності. Remarketing також відіграє суттєву роль у процесах повернення втрачених клієнтів та стимулювання додаткових продажів (крос-продажів).

У своїй основі remarketing охоплює як цифрові, так і традиційні маркетингові інструменти. Стратегія передбачає роботу з сегментованими групами чинних клієнтів задля реалізації різноманітних маркетингових завдань, серед яких – зростання обсягів продажів, підвищення рівня обізнаності про бренд та покращення його ринкового іміджу [14].

Ця стратегія є популярною через її високу ефективність. Хоча споживачі зазвичай не прагнуть стикатися з рекламними повідомленнями чи отримувати інформацію про товари, які їх не цікавлять, ситуація змінюється, коли йдеться про продукти, що викликають їхню зацікавленість або якими вони цікавилися раніше. У таких випадках клієнти активно користуються можливостями та інформацією, запропонованими компаніями, щоб переосмислити свої купівельні наміри. Це, у свою чергу, підвищує ймовірність прийняття рішення про придбання товару [7].

Retargeting спрямований на повторне залучення уваги потенційних споживачів шляхом демонстрації рекламних оголошень тих товарів або послуг, які вони вже переглядали на веб-сайтах або в соціальних мережах. Цей підхід є одним із ключових інструментів цифрової реклами, оскільки дозволяє взаємодіяти з користувачами, які виявили інтерес до продукції, але з певних причин не здійснили покупку.

Retargeting виконує важливу роль у підвищенні ефективності витрат на рекламу завдяки використанню технологічних рішень, що дозволяють автоматично збирати дані про поведінку користувачів на сайтах. Такі системи фіксують, які товари були переглянуті, скільки часу користувачі перебували на сторінці, на якому етапі взаємодії вони залишили сайт, а також чи залишили товари у кошику. Зібрана інформація сприяє формуванню аудиторії для подальшого таргетованого впливу [14].

Оскільки значна частина відвідувачів веб-ресурсів не здійснює покупку під час першого візиту і з часом може навіть забути назву бренду або продавця, *retargeting* забезпечує нагадування про продукт і стимулювання повторного інтересу. Водночас для підвищення ефективності даної стратегії надзвичайно важливим є правильне сегментування аудиторії та персоналізація рекламних повідомлень відповідно до інтересів і поведінкових характеристик користувачів.

## **1.2. Основні підходи та інструменти оцінки ефективності маркетингових кампаній**

Оцінка ефективності кампаній маркетингу є ключовим етапом у процесі управління маркетинговою діяльністю в Інтернеті. Аналіз маркетингової діяльності дає змогу виявити рівень відповідності досягнутих результатів поставленим цілям, визначити рентабельність використаних ресурсів та своєчасно виявити необхідність коригування стратегії. Системна аналітика дозволяє встановити причинно-наслідкові зв'язки між маркетинговими діями та реакцією цільової аудиторії, що забезпечує обґрунтованість управлінських рішень у сфері просування товарів і послуг. Точність оцінки результативності значною мірою залежить від застосування відповідних підходів, методів, технічних рішень та інструментів, що дозволяють збирати, аналізувати та інтерпретувати дані щодо взаємодії споживачів із маркетинговими активностями підприємств [13].

Цифровий маркетинг вирізняється серед інших форм маркетингової діяльності високим рівнем можливостей для точного та багатовимірного аналізу. Завдяки широкому набору інструментів і показників, з'являється змога оперативно оцінювати ефективність кампаній, виявляти проблемні аспекти, коригувати стратегії та раціонально розподіляти ресурси. Така аналітична гнучкість і прозорість процесів надають суттєві переваги диджитал-маркетингу у порівнянні з традиційними каналами просування.

Ефективність заходів диджитал-маркетингу не може оцінюватися виключно за фактом досягнення кінцевих показників, таких як обсяг продажів або рівень

прибутку. Важливо враховувати також проміжні результати, які відображають взаємодію цільової аудиторії з окремими елементами маркетингової стратегії. У цьому контексті маркетинг розглядається як динамічний процес, у межах якого кожен етап потребує ретельного вимірювання та аналізу. Відстеження ключових параметрів дозволяє не лише фіксувати досягнуті результати, але й оцінювати ефективність окремих каналів, повідомлень і тактик, що були застосовані в межах кампанії [17].

Оцінювання результативності маркетингових кампаній здійснюється за допомогою низки кількісних та якісних показників, що відображають ступінь зацікавленості, взаємодії та якості залученої аудиторії. На сьогоднішній день існує велика кількість різноманітних метрик, які використовуються для оцінки маркетингової діяльності, проте конкретна система показників може варіюватись в залежності від маркетингової стратегії та цілей компанії.

Для збору, обробки та інтерпретації цих даних використовуються спеціалізовані цифрові інструменти, які забезпечують гнучкий підхід до аналітики, дозволяють сегментувати аудиторії та виявляти тенденції в поведінці користувачів. Застосування аналітичних систем, інтеграцій з рекламними платформами та технологій на базі штучного інтелекту сприяє більш точному вимірюванню ефективності та підвищує якість прийняття рішень у межах маркетингової діяльності [18].

Для оцінки результативності диджитал-маркетингу використовують в більшості відносні метрики, щоб більш коректно порівнювати між собою результати кампаній з різними бюджетами та характеристиками. Виділяють декілька наборів метрик, розподілених за типами:

*Цінові метрики* – показники, що дозволяють вимірювати вартість показу реклами та залучення користувачів. Метрики з даної категорії, які найчастіше використовуються в диджитал-маркетингу, наведено в табл. 1.

## Опис цінових метрик оцінки ефективності диджитал-маркетингу

Назва метрики	Опис	Формула розрахунку
Cost (Spend)	Скільки фактично витрачено на кампанію	
CPM (Cost per mille)	Вартість 1000 показів реклами у мережі	$1000 * \text{Бюджет кампанії} / \text{Кількість показів}$
CPC (Cost per click)	Вартість 1 кліка по рекламному оголошенню	$\text{Бюджет кампанії} / \text{Кількість кліків}$
CPA (Cost per action)	Вартість цільової дії (цільова дія може відрізнятись у різних кампаніях, наприклад, реєстрація, оплата повернення користувача тощо)	$\text{Бюджет кампанії} / \text{Кількість цільових дій на сайті або в додатку}$
CAC (Customer acquisition cost)	Вартість залучення 1 цільового користувача	$\text{Бюджет компанії} / \text{Кількість залучених користувачів}$

Джерело: складено автором на основі [19, 20].

*Метрики взаємодії з рекламними оголошеннями* – дані показники допомагають оцінити зацікавленість аудиторії, а також масштаби рекламної кампанії. Показники цієї категорії описано в табл. 2.

## Основні показники взаємодії з рекламними оголошеннями

Назва метрики	Опис	Формула розрахунку
Impressions	Скільки разів рекламне оголошення показувалось у мережі	
Clicks	Скільки разів користувачі натиснули по оголошенню	
Conversions	Скільки цільових дій привела рекламна кампанія	
Reach	Унікальна кількість людей, які побачили оголошення	
Frequency	Середня кількість показу 1 оголошення 1 людині	$\text{Impressions} / \text{Reach}$

Джерело: складено автором на основі [19, 21].

*Метрики виручки* – метрики, які показують, скільки грошей отримує компанія від залучення користувачів маркетинговою діяльністю. Основні показники подано в табл. 3.

Таблиця 3

## Опис основних метрик виручки в диджитал-маркетингу

Назва метрики	Опис	Формула розрахунку
Revenue	Скільки фактично отримано грошей з рекламної кампанії	
Net Revenue	Чиста виручка з рекламної кампанії	Виручка кампанії - витрати на рекламу - комісії банків - податки
ARPU (Average revenue per user)	Середня виручка від 1 користувача	Виручка кампанії / Кількість залучених користувачів
ARPPU (Average revenue per paying user)	Середня виручка від 1 користувача, який зробив оплату	Виручка кампанії / Кількість залучених користувачів, які оплатили
LTV (Lifetime value), CLV (Customer lifetime value)	Виручка, отримана від 1 користувача за весь час його перебування на продукті	Середня кількість покупок користувача за 1 місяць * середній чек користувача * середній коефіцієнт повернення на продукт * середня кількість місяців життя на продукті
AOV (Average order value)	Середній чек користувача за 1 покупку	Виручка кампанії / кількість покупок

Джерело: складено автором на основі [18, 19].

*Конверсійні метрики* – показники, які дають змогу вимірювати співвідношення користувачів на різних етапах залучення та частку клієнтів, які зробили певні цільові дії. Ключові метрики даної категорії описано в табл. 4

## Опис ключових конверсійних метрик диджитал-маркетингу

Назва метрики	Опис	Формула розрахунку
CTR (Click-through rate)	Відсоток користувачів, які клікнули на оголошення серед тих, хто бачив рекламу	Кількість кліків / Кількість показів
CR (Conversion rate)	Частка користувачів, які зробили цільову дію (наприклад, реєстрацію або оплату)	Кількість користувачів, які зробили цільову дію / Кількість всіх залучених користувачів
Retention	Повернення на продукт протягом деякого часу	Кількість користувачів, які повернулись на продукт / Кількість всіх залучених користувачів
Churn rate	Частка клієнтів, які ніколи не повертались на продукт	Кількість користувачів, які не повернулись на продукт / Кількість всіх залучених користувачів. Або $1 - \text{Retention}$
Bounce rate	Частка користувачів, які одразу вийшли з сайту (або додатку) після натискання на рекламне оголошення	Кількість користувачів, які одразу вийшли з сайту / Кількість всіх залучених користувачів

Джерело: складено автором на основі [17, 23].

*Метрики рентабельності маркетингових інвестицій* – показники, які дозволяють оцінити, наскільки вигідні вкладення маркетингових бюджетів. Основні метрики наведено в табл. 5.

## Опис основних метрик рентабельності маркетингових інвестицій

Назва метрики	Опис	Формула розрахунку
ROAS (Return on ad spend)	На скільки відсотків окупуються маркетингові витрати (окупність досягається при 100%)	Виручка кампанії / Бюджет кампанії
ROI (Return on investments), ROMI (Return on marketing investments)	Скільки % компанія заробляє з 1 вкладеної в рекламу грошової одиниці (окупність досягається при 0%)	(Виручка кампанії - Бюджет кампанії) / Бюджет кампанії

Джерело: складено автором на основі [19]

Описаний набір метрик покриває більшість етапів залучення користувача у диджитал-маркетингу та дає можливість приймати рішення спираючись на дані та аналітику. Наведені показники в комплексі дають розуміння яку саме аудиторію залучає кампанія, які підходи та елементи працюють краще або гірше, а також наскільки ефективно компанія вкладає кошти в маркетингові активності.

Для детального аналізу ефективності маркетингових кампаній у цифровому середовищі використовуються спеціалізовані інструменти, які дозволяють збирати та інтерпретувати дані про поведінку користувачів, джерела трафіку, взаємодію з контентом і досягнення ключових бізнес-цілей. Одним із базових засобів є системи веб-аналітики, зокрема Google Analytics та Amplitude, що надають широкі можливості для відстеження трафіку на сайті, аналізу каналів залучення, показника відмов, конверсій тощо. Інструмент дозволяє не лише оцінити ефективність окремих кампаній, а й побудувати комплексне уявлення про цифрову поведінку користувачів на всіх етапах взаємодії з брендом. Окремо варто відзначити функціонал сегментації аудиторії, який пропонує функціонал групування користувачів за різними критеріями (поведінковими, демографічними, технічними) та створення персоналізованих сценаріїв аналізу [22].

Важливим компонентом аналітичної інфраструктури є інструменти збору поведінкових даних, зокрема Google Tag Manager і Meta Pixel. Вони виконують функцію зв'язку між сайтом або мобільним додатком та аналітичними

системами, дозволяючи відстежувати такі дії, як перегляди сторінок, кліки, додавання товарів до кошика, завершення покупки тощо. Google Tag Manager значно спрощує процес налаштування відстеження завдяки централізованому управлінню тегами без потреби вносити зміни в код сайту, а пікселі дозволяють створювати аудиторії для remarketing- та retargeting-кампаній на основі зібраної поведінкової інформації [20].

Окрему роль у вимірюванні результатів цифрового маркетингу відіграє аналітика у рекламних кабінетах самих платформ (Meta Ads, Google Ads, TikTok Ads тощо). У таких кабінетах можна у режимі реального часу спостерігати за ключовими метриками: кількістю показів, кліків, охопленням, вартістю цільової дії, рівнем взаємодії тощо. Крім того, ці системи підтримують можливість автоматичного завантаження даних через API, що дає змогу будувати кастомізовані звіти та візуалізації у зовнішніх інструментах, таких як Tableau, Power BI або Google Looker Studio. Це дозволяє компаніям працювати з більш зручними та адаптованими до своїх цілей форматами звітності.

Не менш важливими є CRM-системи, які забезпечують накопичення, зберігання та систематизацію даних про клієнтів. Вони дозволяють фіксувати історію взаємодії, облік транзакцій, реакції на комунікації та інші дані, що допомагають будувати довгострокові відносини з аудиторією. У поєднанні з аналітичними інструментами CRM дозволяє оцінити не лише поведінкову активність користувачів, а й їхню цінність для бізнесу, що особливо важливо для формування ефективних стратегій утримання клієнтів [23].

Для забезпечення комплексної оцінки результативності маркетингових кампаній дедалі частіше використовуються сучасні аналітичні, статистичні та прогнозні підходи. Завдяки цьому з'являється можливість не лише відстежувати поточні показники, але й формувати більш точні стратегії на основі даних.

Одним із ключових напрямів є використання методів Data Science, які охоплюють аналіз великих масивів інформації, побудову моделей поведінки користувачів, виявлення трендів та аномалій. Застосування алгоритмів машинного навчання (machine learning) дозволяє формувати прогностичні

сценарії: наприклад, передбачати ймовірність повторної покупки, відтоку клієнта чи ефективність того чи іншого рекламного повідомлення в залежності від аудиторії [16]. Такі підходи часто включають кластеризацію користувачів, регресійний аналіз та візуалізацію складних залежностей між змінними. З іншого боку, широкого застосування також здобули нейронні мережі та технології глибокого навчання (deep learning), які використовуються для більш складних завдань: автоматичної генерації персоналізованих рекомендацій, прогнозування поведінки в умовах мінливої ринкової кон'юнктури, динамічного розміщення ставок у рекламних кампаніях тощо [15].

Крім того, для оцінки якості залученої аудиторії застосовуються методи когортного аналізу, які дають змогу оцінити ефективність маркетингових дій у динаміці на різних етапах взаємодії користувача з брендом. Наприклад, можна аналізувати, як поведуться користувачі, що прийшли на сайт у певний період, порівнюючи їхню активність та рівень залучення в подальшому. Це дозволяє ідентифікувати кампанії, що приносять найбільш "довготривалих" клієнтів.

A/B тестування є доволі поширеним в диджитал-маркетингу для оцінки впливу різних змін у креативах, посадкових сторінках, посилах, аудиторіях тощо. На основі зібраної статистики обирається той варіант, що демонструє вищі показники за ключовими метриками (конверсії, CTR, тривалість взаємодії тощо). Подібні експерименти дозволяють приймати обґрунтовані рішення щодо оптимізації комплексу диджитал-маркетингу [25].

Одними з інструментів, які лежать в основі сучасних інструментів веб-аналітики та рекламних кабінетів є моделі маркетингової атрибуції, які допомагають визначити, які з каналів взаємодії відіграли ключову роль у прийнятті рішення клієнта про конверсію. Існують різноманітні підходи до атрибуції – від простих (лінійна, позиційна, last-/first-click) до складних моделей на основі марковських ланцюгів або алгоритмів машинного навчання. Ефективне застосування атрибуційного аналізу дозволяє більш раціонально розподіляти бюджет між каналами та підвищувати рентабельність маркетингових інвестицій за рахунок точного вимірювання цінності кожного із каналів залучення [26].

### **1.3. Вплив регулювання конфіденційності персональних даних в Інтернеті на вимірювання результатів диджитал-маркетингу**

У сучасному цифровому середовищі маркетингові стратегії значною мірою ґрунтуються на аналізі великих обсягів даних про поведінку користувачів. Аналітика дозволяє компаніям не лише оцінювати ефективність рекламних кампаній, а й прогнозувати поведінку споживачів, персоналізувати взаємодію з аудиторією та оптимізувати витрати на маркетинг. Однак активне використання Інтернет-компаніями персональних даних за останні 10 років викликало значне підвищення уваги регуляторних органів та урядових структур до цієї сфери, що призвело до посилення контролю над збором, обробкою та використанням інформації про користувачів в Інтернеті.

Впровадження нормативних актів, таких як Загальний регламент про захист даних (GDPR) у Європейському Союзі та Закон про конфіденційність споживачів Каліфорнії (CCPA) у США, суттєво змінило підходи до збору та використання даних, особливо через сторонні сервіси – рекламні кабінети, системи веб-аналітики, трекінгові системи тощо. Багато із цих сервісів суттєво обмежують обсяги доступних даних або вимагають додаткової згоди користувачів, що безпосередньо впливає на функціонал таких платформ, а отже і на точність вимірювання ефективності маркетингових кампаній за допомогою таких продуктів. Традиційні інструменти відстеження на основі сторонніх файлів cookie або унікальних ідентифікаторів стають менш надійними, що змушує бізнес шукати альтернативні рішення [34].

Крім нормативного тиску, зростає й обізнаність споживачів щодо конфіденційності, що проявляється в активному видаленні cookie або використанні програм для захисту від збору даних платформами. У таких умовах компанії змушені все більше орієнтуватися на власні (first-party) дані – інформацію, зібрану безпосередньо через їхні цифрові канали. Саме використання власних джерел даних, зокрема в поєднанні з кастомізованими аналітичними рішеннями та підходами забезпечує більшу стійкість до змін

законодавства у порівнянні із сторонніми аналітичними сервісами, а також дозволяє гнучко адаптуватися до нових обмежень [35].

Ці регуляторні зміни впливають і на аналітичні підходи, що базуються на машинному навчанні, методах Data Science та статистичному моделюванні, які активно застосовуються для оцінки ефективності маркетингових кампаній. Умови обмеженого доступу до детальних даних про користувачів, пов'язані з нормативними вимогами, знижують точність навчання моделей та обмежують можливості глибокої персоналізації. Багато алгоритмів, які раніше спиралися на індивідуальні траєкторії поведінки користувачів, вимагають адаптації або використання інших даних. Це стосується, зокрема, систем рекомендацій, сегментації аудиторій, моделей атрибуції, прогнозування поведінки користувачів тощо [36].

У перспективі посилення регуляцій у сфері конфіденційності персональних даних суттєво впливатиме на підходи до оцінки ефективності маркетингових активностей. Одним із ключових напрямів розвитку стане переосмислення метрик: якщо раніше акцент робився переважно на кінцевих конверсіях користувачів, то тепер дедалі більшого значення набувають показники залученості – такі як тривалість взаємодії, глибина перегляду, повторні візити, частота повернення тощо. Подібні метрики дозволяють формувати більш комплексне уявлення про споживацький шлях навіть у ситуації обмеженого доступу до ідентифікованих даних [35].

Крім того, зростає роль прогнозної аналітики: моделі, здатні оцінити ймовірний вплив маркетингових активностей на майбутню поведінку аудиторії, дозволяють компаніям ефективніше планувати бюджети, пріоритезувати канали комунікації та будувати більш адаптивні стратегії. Такі прогностичні моделі, а також різноманітні підходи до моделювання, дають змогу частково компенсувати нестачу фактичних даних, дозволяючи оцінювати ефективність навіть у випадках, коли повна інформація недоступна. У зв'язку з цим, традиційні підходи поступово заміщуються більш гнучкими системами оцінки, що поєднують агреговані та ймовірнісні моделі, і дають змогу компенсувати

втрати даних за рахунок об'єднання різних джерел інформації, автоматизації обробки сигналів та використання інструментів машинного навчання [38].

У таких умовах здатність компаній створювати власні аналітичні інструменти та гнучко змінювати моделі відповідно до змін у цифровому середовищі стає важливою перевагою. Такий підхід допомагає зберігати точність оцінки маркетингових результатів навіть тоді, коли через обмеження доступ до персональних даних є частковим або обмеженим.

Таким чином, нові вимоги до захисту персональних даних суттєво змінюють підходи до вимірювання ефективності цифрового маркетингу. Компаніям все частіше доводиться відмовлятися від стандартних рішень на користь власних, більш гнучких інструментів, які краще відповідають сучасним умовам і дають змогу адаптуватися до змін у регуляторному середовищі.

У найближчі роки ключовим напрямом розвитку стане використання моделей, здатних оцінювати ефективність навіть за обмеженої кількості даних, а також впровадження нових, більш комплексних метрик взаємодії з аудиторією. Розробка власних аналітичних систем дозволить бізнесу не лише краще контролювати процес збору і обробки даних, а й зберегти стабільність оцінки результатів у мінливому цифровому середовищі [41].

## РОЗДІЛ 2. МЕТОДОЛОГІЯ ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ДИДЖИТАЛ-МАРКЕТИНГУ МЕТОДАМИ МАРКЕТИНГОВОЇ АТРИБУЦІЇ

### 2.1. Типи моделей маркетингової атрибуції

Однією із переваг диджитал-маркетингу, порівняно з традиційними маркетинговими каналами, є можливість використання широкого набору інструментів, підходів та методів для залучення цільової аудиторії. Таким чином, користувачі мережі найчастіше взаємодіють з брендом та його рекламними активностями декілька разів у різних місцях та форматах. Різні канали виконують різні функції: одні створюють впізнаваність бренду, інші дають користувачам додаткову інформацію про товар чи послугу, а деякі безпосередньо підштовхують до покупки. Такий підхід дозволяє підвищувати продажі за рахунок постійного нагадування користувачу про компанію, а також застосуванню різноманіття маркетингових методик до одного користувача [42].

Проте, оскільки залучення користувачів каналами диджитал-маркетингу потребує грошових та людських ресурсів, то для досягнення найвищої рентабельності інвестицій бізнесу дуже важливо визначати особливості та цінність кожного з каналів та оптимально розподіляти бюджет між ними.

Для декомпозиції завдання розподілу бюджету між каналами часто будуються схеми «шляху клієнта» (customer path / customer journey), які збирають всі взаємодії користувача з рекламою (touchpoints) та демонструють яка послідовність каналів привела користувача до оплати або іншої цільової дії. Зазвичай використовують один з таких типів взаємодій з рекламою: покази реклами або натиснення по рекламному оголошенню. У кастомних моделях атрибуції (тобто, тих, що компанії будують на власних даних, а не побудованих сторонніми сервісами як Google Analytics) найчастіше за touchpoint'и беруться саме натиснення по рекламі, бо вони дають можливість однозначно зв'язати цю дію користувача із цільовою дією на веб-сайті або у додатку. Клієнтські шляхи поділяють на два типи: ті, внаслідок яких користувач зробив цільову дію та ті, що не призвели до конверсії [45].

Моделі атрибуції дають можливість аналізувати різні шляхи користувачів та виділяти з них ті канали, які приносять найбільше цінності на кожному з етапів. Суть даних моделей полягає в тому, що кожному touchpoint'у у шляху користувача присвоюється певне значення цінності цієї взаємодії за різними наборами правил. У результаті агрегування шляхів усіх користувачів можна зробити висновок про те, які канали найбільше сприяють залученню користувачів, які роблять цільові дії, а також про те, які канали найоптимальніше використовувати на якому етапі залучення. Таке моделювання допомагає систематизувати наявну інформацію та дати чітку оцінку комплексу диджитал-маркетингу, що дозволяє обґрунтовано розподіляти бюджет між різними каналами залучення [46].

В залежності від цілей побудови моделей атрибуції, доступу до різних даних про шлях користувача та наявних ресурсів на побудову моделей виділяють два основні види моделей маркетингової атрибуції: засновані на чітких правилах (rule-based) або алгоритмічні (data-driven).

Rule-based моделі атрибуції є досить простими у використанні, оскільки будуються на основі чітко окреслених наборів правил розподілу цінності між каналами. Проте, такий підхід може не враховувати фактори, які впливають на цільову дію, тому можуть давати неточні результати для компаній, які залучають користувачів з великої кількості різних маркетингових каналів [55]. Найпопулярніші rule-based варіанти моделей атрибуції схематично зображено на рис. 2

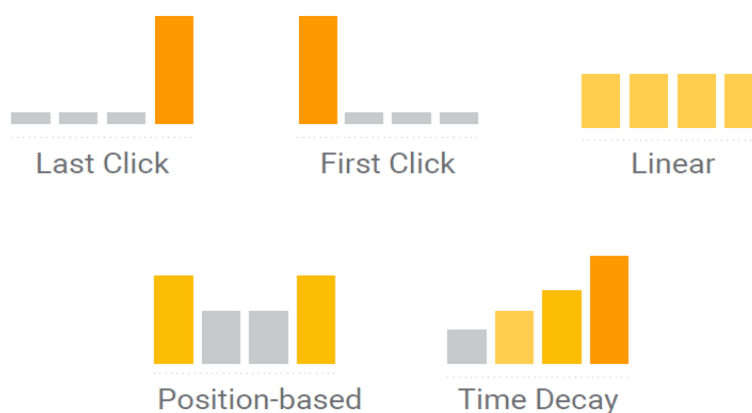


Рис. 2. Схематичне зображення rule-based моделей атрибуції

Джерело: [55]

Розглянемо детальніше кожен з типів:

*Last-click* – модель, яка атрибутує усю цінність лише до останнього каналу, з яким взаємодіяв користувач перед цільовою дією. Ця модель є найбільш вживаною, оскільки є простою в побудові та інтерпретації. Даний метод використовується як основний не лише в аналітичних системах, але і у багатьох кабінетах рекламних мереж. Найбільш точною ця модель є при короткому користувацькому шляху, бо коли є багато touchpoint'ів перед цільовою дією, то більшість інформації про користувача не враховується даною моделлю.

*First-click* – модель, аналогічна до попередньої, з єдиною різницею в тому, що даний підхід робить цінним лише той touchpoint, з якого почався шлях користувача. Цей метод є більш доцільним для оцінки каналів, які впливають на впізнаваність бренду, а не безпосередньо на цільову дію. Недоліком методу є важкість в інтерпретації та не реалістичність результатів при оцінці впливу саме на конверсію.

*Лінійна модель* – в рамках цього підходу цінність рівномірно розподіляється між усіма каналами у шляху користувача. На відміну від попередніх, дана модель враховує абсолютно всі взаємодії клієнта з рекламою, що підвищує обґрунтованість результатів. Проте, малоімовірно, що всі канали, з якими взаємодіяв користувач дійсно мали однаковий вплив на його рішення про цільову дію, тому результати моделі можуть бути далекими від дійсних.

*Position-based (або U-shaped)*. Мета даної моделі – усунути недоліки попередніх більш простих моделей. В цьому підході враховуються всі touchpoint'и користувача, проте найбільша цінність надається першому та останньому етапам користувацького шляху (зазвичай першому та останньому touchpoint'ам присвоюють кожному по 40% всієї цінності), а решта цінності ділиться порівну між усіма іншими етапами. Таким чином виділяються етапи, на яких користувач вперше дізнався про бренд, та після якого прийняв рішення зробити цільову дію.

*Модель зростаючої ваги (Time-decay)* – даний підхід виставляє цінність touchpoint'у в залежності від його давності від конверсії користувача. Чим

ближча взаємодія з рекламою до конверсії – тим більший вклад такого каналу у цільову дію. Цей метод також дозволяє враховувати всі етапи залучення користувача, проте при побудові цієї моделі сильно можуть відрізнятись результати та висновки в залежності від того, яка саме функція зменшення цінності з часом буде обрана [42].

Data-driven моделі використовують математичні та статистичні підходи на реальних даних про взаємодію з рекламою, адаптуючи ваги до змін у часі, що забезпечує менш упереджену оцінку порівняно з rule-based моделями, особливо в компаніях з великою кількістю каналів та динамічними змінами. Такі моделі розраховують ймовірність конверсії після кожної взаємодії, на основі чого проставляють цінність кожному каналу. Цей тип моделей атрибуції вирізняється високою точністю та врахуванням усіх даних, які наявні про шлях користувача. Однак для досягнення дійсно високої ефективності, необхідно накопичувати достатньо великі обсяги даних, а також треба виділяти значні ресурси на розробку та постійні підтримку і покращення моделей [52].

Серед аналітичних та маркетингових інструментів найчастіше застосовуються такі типи алгоритмічних моделей:

*Логістична регресія* – класичний метод бінарної класифікації, який розраховує ймовірність віднесення певного елемента до одного з класів. У випадку атрибуції, розраховується ймовірність конверсії на кожному з етапів на основі попереднього шляху користувача. Дана модель є досить поширеною, за рахунок чого не вимагає багато ресурсів на початкову розробку, проте модель схильна до перенавчання, тому потребує якісного налаштування гіперпараметрів [55].

*Моделі атрибуції на основі Shapley-векторів* – це підхід, що застосовує концепції кооперативної теорії ігор для об'єктивного вимірювання внеску кожного маркетингового каналу у досягнення конверсії. У межах цієї моделі канали розглядаються як "гравці", які діють спільно, впливаючи на рішення користувача зробити цільову дію. Метод розраховує середній граничний внесок кожного каналу у всіх можливих комбінаціях каналів, з якими він може

взаємодіяти, що дозволяє точно враховувати як індивідуальний, так і колективний ефект. Метод дозволяє враховувати декілька цільових дій, а також чітко визначити ефект кожного каналу. Єдиним недоліком є припущення про те, що послідовність каналів, з якими взаємодіє користувач, взагалі не має значення, що іноді не співпадає з реальністю [45].

*Моделі атрибуції на основі ланцюгів Маркова* – це підхід, що дозволяє аналізувати послідовності взаємодій користувачів з маркетинговими каналами до моменту конверсії. На відміну від Shapley-моделі, ланцюги Маркова враховують порядок появи каналів у шляху користувача, що дозволяє точніше моделювати поведінку. У цій моделі кожен канал розглядається як стан, а всі можливі переходи між ними – як ймовірності, що формують так звану матрицю переходів [47]. Особливістю методу є застосування аналізу ефекту виключення: для кожного каналу обчислюється, наскільки знизиться ймовірність конверсії, якщо його прибрати зі шляху. Це дає змогу об'єктивно оцінити внесок кожного каналу у загальну кількість конверсій. Перевагами ланцюгів Маркова є висока точність прогнозування, врахування послідовності дій користувача, а також можливість використання на більш вузьких рівнях деталізації. Проте зі зростанням порядку моделі (кількості каналів) значно збільшується її складність і ризик перенавчання [56].

## **2.2. Підбір параметрів моделей атрибуції**

Процес побудови моделі атрибуції потребує ретельного вибору параметрів та налаштувань моделей, оскільки від них залежить точність прогнозування і обґрунтованість рішень щодо розподілу маркетингових ресурсів. Певний набір параметрів використовується майже кожною моделлю та може сильно впливати на результати та висновки з моделювання. Прикладами таких параметрів є довжина аналізованого періоду, кількість touchpoint'ів одного користувача, частота взаємодії клієнта з рекламою, рівень деталізації побудови моделі тощо [42]. З іншого боку, моделі можуть відрізнятися між собою в контексті необхідних параметрів та даних. Для деяких моделей використовуються

характеристики про шлях користувача, які не мають цінності при побудові інших типів моделей, а також різні параметри можуть мати різну вагу у результатах в залежності від обраного методу. Так, наприклад, для більшості rule-based моделей, а також для моделей на основі ланцюгів Маркова важливо, щоб дані про усі touchpoint'и були розташовані у хронологічному порядку, оскільки це напряму впливає на те, якому каналу яке значення буде присвоєне. В той же час, для лінійної моделі та логістичної регресії порядок взаємодії користувача з різними каналами не так важливий, оскільки перша модель надає рівну цінність усім каналам у шляху, а друга – перенавчається на хронологічних даних та є більш точною при застосуванні бінарних факторів [45].

Розглянемо більш детально варіанти застосування та підбору параметрів у різних моделях атрибуції.

Одним із фундаментальних параметрів є довжина користувацького шляху, тобто кількість touchpoint'ів, що враховуються в моделі перед конверсією. Цей показник безпосередньо впливає на глибину аналітики: моделі, що враховують короткі шляхи, можуть втрачати важливі проміжні взаємодії, тоді як надто довгі – призводять до «шуму» та зниження ефективності моделювання. У rule-based моделях, таких як First-click чи Last-click, довжина шляху має другорядне значення, оскільки враховується лише один канал з усього шляху. Натомість у більш складних моделях, таких як моделі машинного навчання або моделі на основі ланцюгів Маркова, довжина шляху є досить важливим чинником, оскільки ці моделі здатні виокремлювати та враховувати особливості кожного етапу взаємодії користувача з рекламою для збільшення точності. У моделі Маркова, повні шляхи дозволяють будувати достовірні матриці переходів між каналами, які визначають ймовірність конверсії. До того ж, у деяких дослідженнях було показано, що при використанні ML-алгоритмів оптимальна довжина шляху покращує стабільність моделі та знижує ймовірність перенавчання [46, 55].

Моделі атрибуції можуть використовуватись для різних цілей – від визначення стратегій розподілу маркетингового бюджету між різними каналами

до більш детальної оцінки найефективніших підходів в рамках кожного каналу. Відповідно, і самі моделі можуть бути побудовані по-різному в залежності від конкретної цілі моделювання. Наприклад, можуть використовуватись різні рівні деталізації. При достатніх обсягах даних є можливість з високою точністю використовувати моделі маркетингової атрибуції для розподілу цінності між каналами, кампаніями, конкретними рекламними оголошеннями, групами посилів або креативними концепціями [42]. Більшість моделей атрибуції працюють на рівні каналів, оскільки цей підхід є зручним для інтерпретації та дозволяє ефективно розподіляти бюджети між джерелами трафіку з орієнтацією на показники ефективності. Водночас рівень кампаній, на якому зазвичай відбувається реальний розподіл бюджету, часто ігнорується, хоча містить детальніші дані з високим аналітичним потенціалом. У моделях машинного навчання, де важлива багатовимірність і варіативність ознак, більш детальний рівень дозволяє суттєво покращити точність. Натомість у rule-based підходах або простих статистичних моделях, які не враховують додаткову ієрархію взаємодій, його використання є менш доцільним або взагалі не передбачене (як, наприклад, у Last- чи First-click моделях) [49].

Хоч різні моделі атрибуції й розподіляють цінність конверсії по різних правилах, очевидно, що чим менше часу пройшло між взаємодією з рекламою до цільової дії, тим більше саме ця взаємодія вплинула на користувача у рішення про конверсію. Через це параметр нещодавності події є досить важливим для більш точного розподілення цінності між touchpoint'ами у шляху користувача. Деякі моделі, наприклад Time-decay, будуються на основі показника нещодавності взаємодії з рекламою до конверсії, враховуючи цей чинник через експоненційну функцію зменшення ваги у часі. У ймовірнісних алгоритмах, наприклад, у логістичній регресії або методах машинного навчання, нещодавність часто враховується через ознаки, що описують позицію події або її часову близькість до конверсії. У Марковських моделях цей параметр не задається явно, однак ефекти останніх подій можуть бути відображені у високій ймовірності переходу з певних каналів безпосередньо до конверсії.

Існує декілька підходів до збору та обробки даних для побудови моделей атрибуції. Деталізація даних залежить від їх способу збору, необхідної точності та деталізації, а також доступу до різних наборів даних про користувачів. Найчастіше для моделей атрибуції використовуються або бінарні ознаки про користувачів, наприклад, чи взаємодіяв він з певним каналом за весь шлях, чи зробив він цільову дію, або детальні користувацькі шляхи, які включають кількість взаємодій з кожним каналом, послідовність, час між взаємодіями тощо [57]. Простий бінарний підхід є менш чутливим до аномалій та зручним у моделюванні, але часто не враховує важливі нюанси повторних взаємодій. Частотна або позиційна агрегація дає змогу виявити ефекти нагадування або повторного стимулу, однак вимагає більш ретельної підготовки даних і тоншої настройки моделі.

Окрім описаних вище параметрів та характеристик даних і моделей, відмінності між моделями можуть бути і у врахування всіх наявних каналів. Наприклад, іноді при моделюванні з шляху користувача виключаються органічні повернення, щоб ефективніше аналізувати цінність саме маркетингових джерел залучення. Найбільш вживаним прикладом такої моделі є варіація Last-click атрибуції, яку часто називають Last non-direct click, яка присвоює цінність конверсії останній взаємодії з брендом у шляху користувача, окрім direct потрапляння на продукт (тобто введення посилання вручну). Такий підхід може мати і недоліки, адже дуже часто кампанії brand-трафіку, SEO та retargeting можуть завершуватись direct-візитом, тому певні канали недооцінюються в такому підході [35].

Окремим параметром налаштування моделей на основі ланцюгів Маркова є порядковість ланцюгів. Найпростіша модель – першого порядку – базується на розрахунку ймовірності переходу до наступного стану в залежності лише від поточного стану. Такий підхід спрощує побудову моделі та зменшує кількість можливих переходів, що особливо цінно при роботі з великими масивами даних. Моделі першого порядку дозволяють створити компактну матрицю ймовірностей переходів між каналами й швидко оцінити вплив кожного з них за

допомогою ефекту видалення. Завдяки такій простоті Марковські моделі першого порядку легко масштабуються, їх можна реалізувати за допомогою доступних аналітичних інструментів, а також швидко інтегрувати у систему прийняття рішень [55].

Водночас цей підхід має свої обмеження. Основна проблема полягає в тому, що поведінка користувача часто залежить не лише від поточного стану, а й від контексту попередніх дій. Для вирішення цієї проблеми використовуються Марковські моделі вищого порядку, де ймовірність наступного переходу визначається не лише поточним, а й кількома попередніми станами. Такий підхід дозволяє точніше моделювати комбінації каналів і краще розуміти вплив послідовностей взаємодій, особливо у випадках складних або довгих шляхів користувача. Однак зростання порядку моделі призводить до експоненційного зростання можливих комбінацій переходів станів [47]. Це не лише ускладнює обчислення, але й вимагає значно більшого обсягу даних для навчання моделі – інакше результати будуть статистично не значущими. Хоча теоретично можна побудувати модель будь-якого порядку, на практиці переважно обмежуються першим або другим порядком. Це пов'язано з компромісом між точністю та стабільністю: перший порядок забезпечує добру узагальненість, тоді як другий – кращу поведінкову точність, але при достатньому обсязі даних. Більш високі порядки іноді застосовуються в академічних дослідженнях або в рамках гібридних підходів, проте у реальних компаніях вони використовуються досить рідко [56].

### **2.3. Методологія оцінки результатів моделей атрибуції**

Оцінка результатів моделей атрибуції залежить як від цілей аналізу, так і від особливостей самої моделі. Незалежно від типу моделі, поширеною практикою є використання маркетингових метрик, що дозволяють оцінити практичну цінність результатів атрибуції для бізнесу. Найчастіше застосовуються маркетингові метрики – ROAS, ARPU чи конверсії, які дозволяють порівнювати ефективність різних каналів або сценаріїв бюджетного розподілу. Ці метрики є

універсальними та можуть використовуватись у будь-якому підході – як у простих rule-based моделях, так і в аналітичних чи статистичних методах, зокрема в логістичній регресії чи моделі Маркова [52].

При порівнянні результатів моделей за допомогою маркетингових метрик оцінюється окупність та прибутковість кожного каналу в контексті тих правил, за якими було розподілено цінність. Наприклад, якщо канал став більш прибутковий при використанні First-click атрибуції, то це каже про те, що дане джерело залучення клієнтів найбільш якісно працює на побудову впізнаваності бренду та будує перше враження користувача про продукт [54]. Так само, при збільшенні цінності каналів при Last-click моделі можна зробити висновок, що саме з даного джерела користувачі найчастіше роблять цільові дії та може вказувати на необхідність масштабування залучення клієнтів з цього каналу. Ті канали, які отримали більше цінності внаслідок лінійного моделювання, скоріш за все зустрічаються у багатьох шляхах користувачів, що вказує на можливість каналу покрити більшість цільової аудиторії. Такі канали було б корисно додатково використовувати для remarketing- та retargeting-стратегій, оскільки через ці джерела є широкий доступ до різних цільових користувачів, в тому числі і тих, хто робив цільову дію, і тих, хто до неї не дійшов [42]. Канали, цінні при моделюванні ланцюгами Маркова або іншими data-driven моделями, скоріш за все в цілому мають сильний вплив на рішення користувача про конверсію, тому такі канали варто масштабувати, розширювати охоплення аудиторії цими каналами та активно тестувати різні підходи на них.

Оскільки існує кілька різних типів моделей атрибуції – від простих rule-based до складних статистичних або ймовірнісних – методи їх оцінки також можуть відрізнятися як за підходами, так і за обраними метриками.

У випадку rule-based моделей, таких як Last-click, First-click, Time Decay або лінійної моделі, оцінка обмежується переважно аналізом зміни структури атрибуції цінності каналів. Визначаються канали, які отримують більшу або меншу частку цінності залежно від обраного типу моделі, після чого результати співвідносяться з бізнес-метриками та вимогами. Такий підхід дозволяє провести

базовий порівняльний аналіз між моделями, проте він не надає змоги кількісно виміряти точність самої моделі або її здатність відтворювати закономірності в даних [45].

Марковські моделі, на відміну від rule-based, пропонують механізм оцінки внеску кожного каналу через метод ефекту видалення – зміни ймовірності конверсії у разі виключення певного каналу з усіх можливих шляхів. Цей метод дозволяє кількісно оцінити важливість каналів з урахуванням їхнього впливу в середині користувацького шляху, що особливо корисно в ситуаціях, коли деякі взаємодії не ведуть безпосередньо до конверсії, але підтримують загальну траєкторію руху користувача. У таких моделях може також застосовуватись оцінка точності на основі кривої ROC (Receiver Operating Characteristic), яка демонструє співвідношення між чутливістю моделі та рівнем хибнопозитивних результатів. З ROC-кривої обчислюється AUC (Area Under Curve) – інтегральний показник, що відображає загальну здатність моделі розрізняти користувачів, які конвертуються, і тих, що ні [46]. Значення AUC наближене до 1 вказує на високу якість моделі, тоді як значення близьке до 0.5 свідчить про випадкову поведінку.

Логістична регресія як підхід до атрибуції також дозволяє оцінювати точність за допомогою AUC, а додатково може використовуватись функція log loss – функція втрат, яка вимірює розбіжність між передбаченими ймовірностями і фактичними результатами. Іншими показниками можуть бути precision (частка правильно передбачених конверсій серед усіх передбачених), recall (частка передбачених конверсій серед усіх реальних) та F1-score – їх середнє гармонічне, що балансує між точністю й повнотою. Такі метрики дозволяють не лише оцінити ефективність моделі на історичних даних, але й забезпечити стабільність її поведінки у змінному середовищі [49].

Оцінка моделі на векторах Шеплі базується здебільшого на стабільності розподілу: наскільки результати є послідовними при зміні вхідних даних або обмеженнях вибірки. На практиці також можливе використання метрики consistency, яка показує, наскільки модель зберігає відносну важливість каналів при різних сценаріях. Через складність і високу обчислювальну вартість метод

Шеплі рідко застосовується у великих системах у реальному часі, проте його оцінка цінна для верифікації точності інших моделей [55].

Окрім метрик, специфічних для кожного типу моделі, часто застосовуються загальні підходи до оцінки: наприклад, порівняння результатів кількох моделей на спільному наборі даних; аналіз змін маркетингових метрик при переході від однієї моделі до іншої; тестування моделей у режимі А/В-експериментів; а також моделювання сценаріїв із симуляцією перерозподілу бюджету. В окремих випадках додатково враховується обчислювальна ефективність, масштабованість та легкість інтерпретації – особливо якщо модель має використовуватись у прийнятті рішень маркетинговим відділом компанії [42].

## **РОЗДІЛ 3. ВИЗНАЧЕННЯ ЦІННОСТІ КАНАЛІВ ЗАЛУЧЕННЯ НА ОСНОВІ МОДЕЛЕЙ МАРКЕТИНГОВОЇ АТРИБУЦІЇ**

### **3.1. Характеристика бізнес-моделі та маркетингової діяльності досліджуваного підприємства**

Дослідження проводилось на основі реальних даних маркетингової діяльності підприємства. Для розуміння структури даних, процесу моделювання, результатів та висновків, нижче наведено характеристику бізнес-моделі та маркетингової діяльності підприємства.

Компанія створює власний продукт у сфері онлайн-спілкування, який надає можливість користувачам комунікувати в мережі один з одним різними способами.

У клієнтів є можливість користуватись продуктом як безкоштовно – в такому випадку відкривається доступ лише до обмеженої кількості функціоналу, так і платно з повним доступом до всіх елементів платформи. Тип монетизації продукту – транзакційний, тобто користувачі роблять оплати кожного разу, коли хочуть скористатись платними функціями. Оскільки є можливість користуватись продуктом безкоштовно, більшість користувачів, які приходять на веб-сайт, не роблять оплату. Тому, у підприємстві найбільший фокус націлений саме на залучення, утримання та повернення аудиторії, яка користується платними функціями платформи.

Продукти компанії представлені різними веб-сайтами, кожен із яких може відрізнитись функціоналом та виглядом, проте модель монетизації всюди однакова. Досить часто один і той самий користувач може одночасно користуватись декількома продуктами компанії, тому для більш поглибленого аналізу та розуміння поведінки користувачів у компанії було впроваджено внутрішній сервіс «метакористувач» – ідентифікатор, який за різними критеріями пов'язує користувачів з різних продуктів між собою та дає зрозуміти, що насправді це одна людина. Завдяки цьому сервісу є можливість аналізувати повний шлях користувача – всі його взаємодії з усіма рекламними кампаніями та

з усіма веб-сторінками, що може значно сприяти збільшенню точності моделей атрибуції.

Для ефективного залучення аудиторії, яка платить на платформі, компанія впроваджує диферсифіковані підходи. У маркетингу використовуються 13 каналів залучення для охоплення різних сегментів та типів аудиторії – сюди входять:

- Платні місця розміщення реклами (наприклад, Google, Facebook, TikTok);
- remarketing та retargeting канали;
- послуги партнерів та рекламних агентств;
- імейл-маркетинг;
- внутрішня реклама продуктів на своїх інших продуктах;
- SMM (у соціальних мережах Facebook, Instagram, Youtube);
- публікація у ЗМІ;
- органічний трафік (наприклад, форуми, SEO-оптимізація).

Кожен канал залучення має свої особливості: певні канали краще працюють для залучення нової аудиторії, інші повертають користувачів на продукт.

Таке різноманіття каналів створює багато варіантів потрапляння користувача на продукт та подальшої оплати на продукті, тому оцінка цінності кожного з каналів та алокація маркетингового бюджету між джерелами залучення є одним з найбільших викликів маркетингового відділу компанії.

У компанії внесок каналів у конверсію в оплату оцінюється за допомогою Last-click моделі атрибуції, тобто вся виручка присвоюється останньому каналу, з яким взаємодіяв користувач перед оплатою. Така модель проста у впровадженні та інтерпретації, проте не дозволяє враховувати всі взаємодії користувачів з рекламою.

На основі даних компанії було побудовано різні типи моделей атрибуції конверсії користувачів у першу оплату та надано рекомендації стосовно вибору моделі та розподілу бюджету між каналами залучення.

### 3.2. Опис вхідних даних

Для дослідження було зібрано дані про користувачів продуктів компанії, за період з червня 2023 року по грудень 2024 року. Набір даних включає в себе інформацію про всі потрапляння користувача на продукт із деталями про те, коли це відбулось, з якого рекламного каналу прийшов користувач та чи зробив він першу оплату після даного потрапляння на продукт. Дані містять користувачів, які зробили першу оплату (з інформацією про шлях користувача лише до першої оплати включно), а також користувачів, які користуються продуктом безкоштовно – для таких користувачів обмежувались лише перші 10 потраплянь на продукт, бо надалі ймовірність оплати надзвичайно мала. Окрім цього, у наборі даних є розподілення за типом заходу на продукт – реєстрація (перший захід користувача на певний продукт) та логін (повернення на платформу). Це зроблено для того, щоб оцінити, які канали краще приводять нову аудиторію, які платять, а які – повертають вже зареєстрованих користувачів.

Набір даних складається з 6 278 737 спостережень та 6 стовпців, серед яких:

- `id_metauser` – унікальний ідентифікатор «метакористувача»;
- `event_time` – дата та час заходу користувача на продукт;
- `id_channel` – ідентифікатор каналу, з якого прийшов користувач;
- `action_type` – тип заходу, може бути лише двох значень – `registration` та `login`;
- `is_converted` – чи заплатив користувач після цього потрапляння на продукт;
- `amount` – скільки грошей в доларах користувач приніс після цього потрапляння на продукт.

Розглянемо закономірності та залежності в даних. На рис. 3 зображено порівняння метрик `% payers` (відсоток користувачів, які зробили першу оплату), `ARPU` (*Average revenue per user*, середня виручка від 1 користувача), `ARPPU` (*Average revenue per paying user*, середня виручка від платника) між різними каналами залучення. З рисунку видно, що є 2 канали, які мають найвищий відсоток платників та виручки від користувача – канали 7 та 12. При цьому

виручка від 1 користувача, який зробив оплату, майже рівна на всіх каналах, окрім 6, де вона сильно вища та 10, де навпаки – сильно нижча.

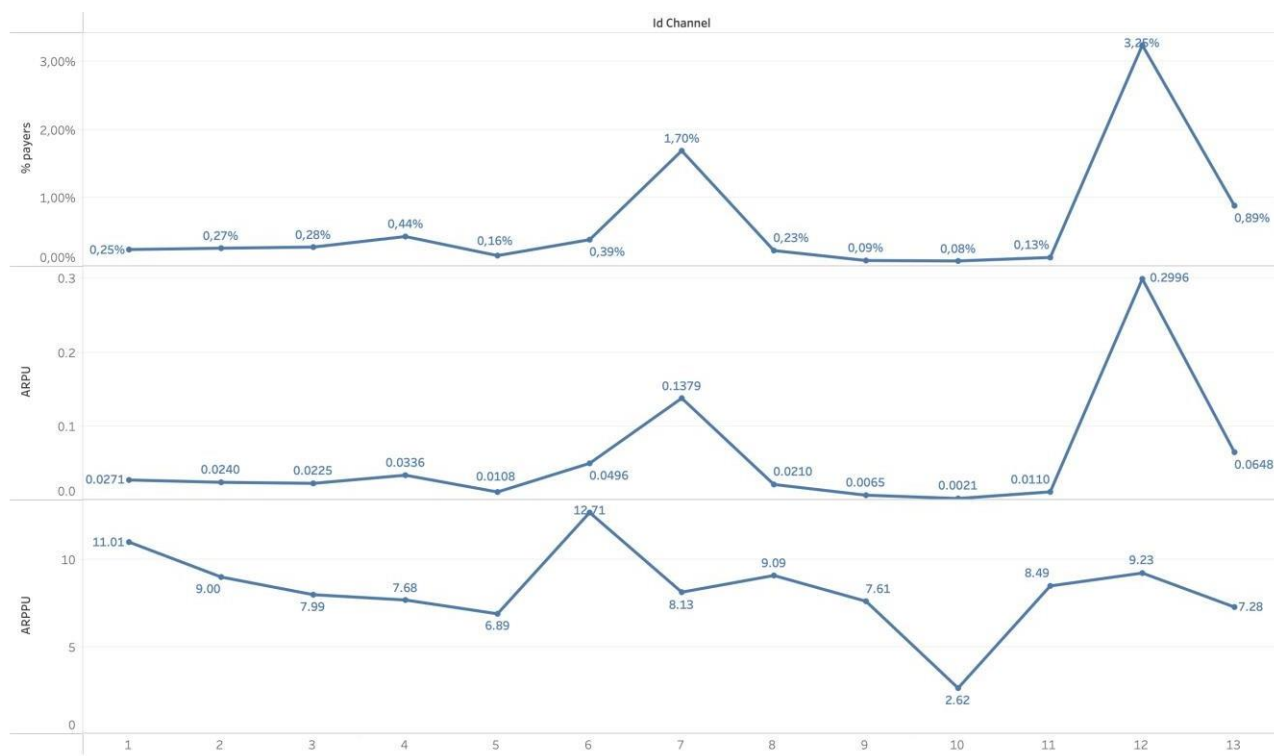


Рис. 3. Порівняння маркетингових каналів за відсотком користувачів, які зробили оплату, середньої виручки від 1 користувача та середньої виручки від 1 користувача, який зробив оплату

Джерело: розрахунки автора

На рис. 4 наведено розподіл виручки та кількості користувачів за весь період даних по маркетингових каналах. З рисунку видно, що є 3 найбільші канали за розміром виручки з перших оплат – канали 7, 12 та 13. При цьому є і інші канали, які за весь час привели досить багато користувачів, але виручка з таких каналів набагато нижча, наприклад, канали 2, 3, 5.

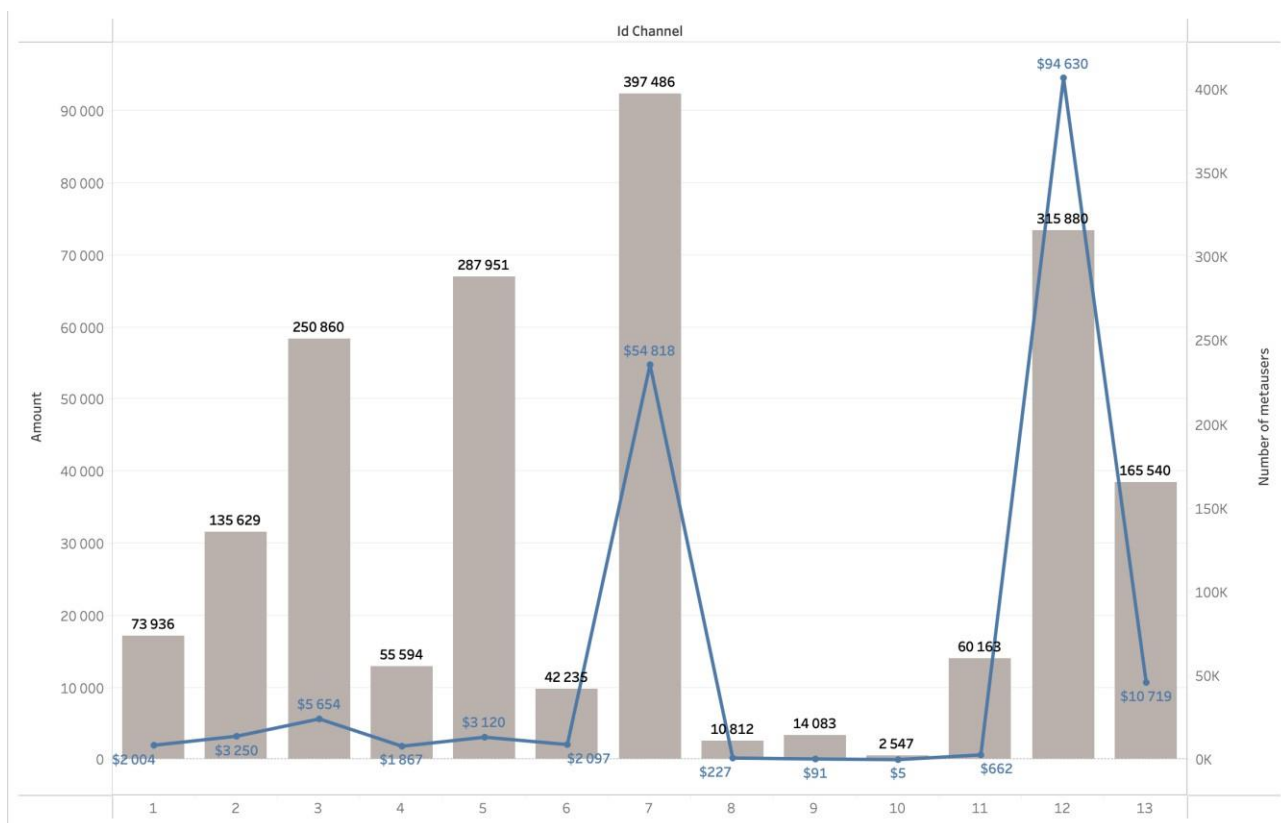


Рис. 4. Розподіл виручки з перших оплат та користувачів між маркетинговими каналами

Джерело: розрахунки автора

Причин того факту, що канали приводять багато користувачів, але майже не мають виручки, може бути декілька. По-перше, деякі канали можуть приводити менш цільову аудиторію, яка не настільки зацікавлена в продукті. По-друге, проблема може бути у поточній моделі атрибуції – Last-click, яка не враховує всього шляху користувачів та присвоює цінність лише тому каналу, з якого безпосередньо була зроблена оплата. По-третє, певні канали можуть приводити більше нових користувачів, які ще не знайомі з продуктом і не готові робити оплату, а інші канали в основному повертають користувачів. Користувачі, які вже були на платформі раніше і були готові повернутись ще раз, з більшою ймовірністю заплатять. Для перевірки цієї гіпотези на рис. 5 наведено % користувачів, які зробили оплату серед усіх, хто зареєструвався або залогинився, а також відсоток логінів та реєстрацій серед усіх потраплянь на продукт з певного каналу.

З рис. 5 видно, що користувачі які повертаються на продукт і роблять логін дійсно більш схильні до оплати, ніж користувачі, які вперше потрапили на продукт. І ті канали, на яких більше логінів, приносять сумарно більше виручки.

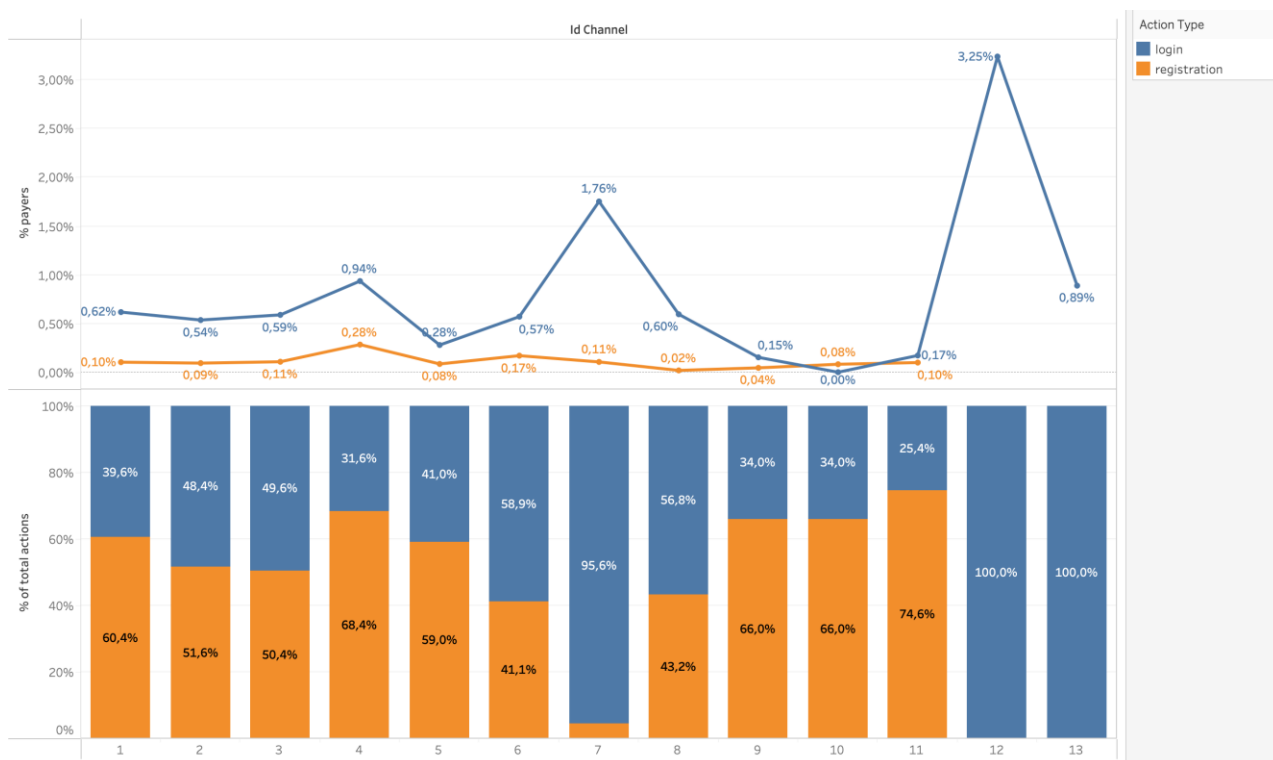


Рис. 5. Конверсія в першу оплату в залежності від типу заходу на продукт – реєстрації або логіну, а також відсоток реєстрацій та логінів на кожному каналі  
Джерело: розрахунки автора

Оскільки дані взяті за досить довгий період часу – півтора роки – важливо перевірити, наскільки стабільна в часі поведінка користувачів та взаємодія з різними каналами для того, щоб розуміти, чи можуть календарні зміни повпливати на точність моделювання. Для цього на рис. 6 виведено календарну динаміку пропорції кожного каналу серед усієї виручки та серед усіх подій заходу на продукт за цей період.

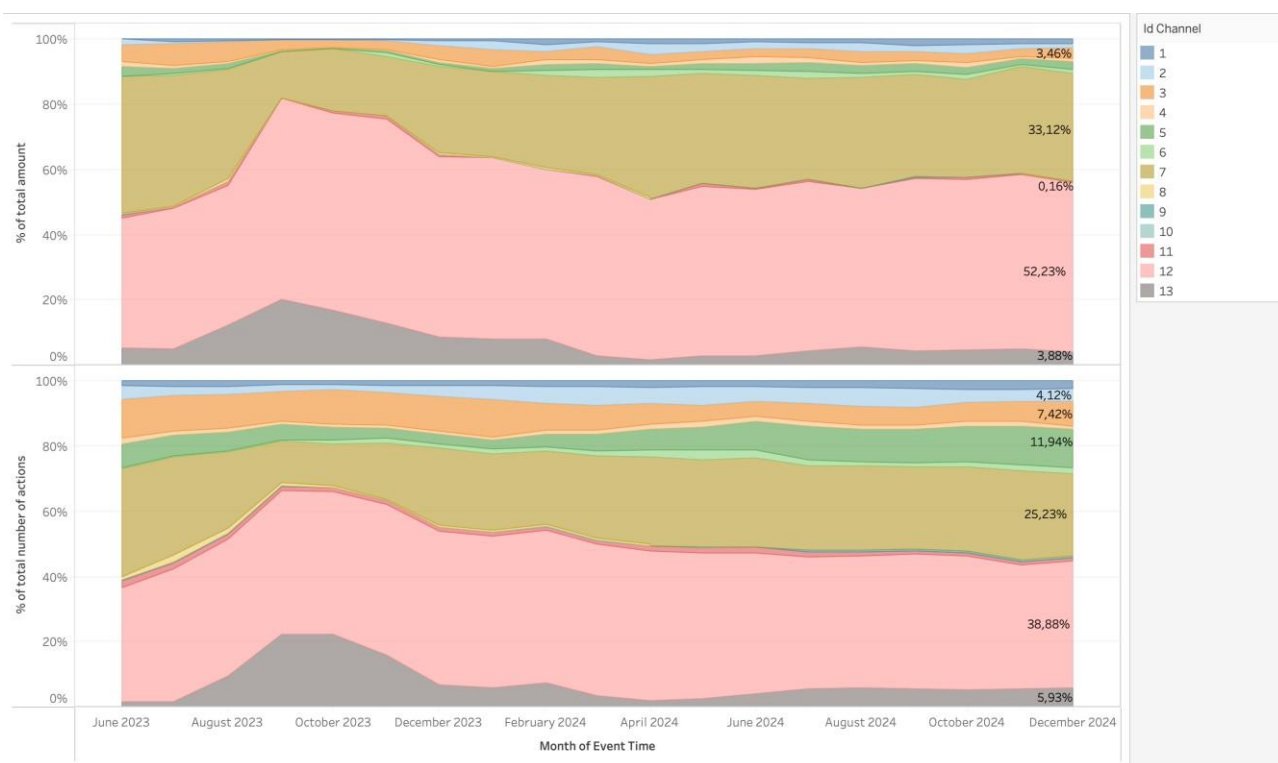


Рис. 6. Динаміка пропорції кожного каналу серед виручки та всіх потраплянь на продукт

Джерело: розрахунки автора

Спираючись на рис. 6, можна зробити висновок, що залучення користувачів є досить стабільним – більшість періоду спостерігається однакова структура каналів у виручці та приведених користувачах. Єдиний період, коли певні канали займали більшу частку – період з вересня по листопад 2023 року, тому при моделюванні є сенс звернути додаткову увагу на цей період, бо результати можуть відрізнятись від загальних.

### 3.3. Результати побудови моделей маркетингової атрибуції

Для прийняття рішення щодо перерозподілу бюджету між каналами було використано 7 моделей атрибуції, а саме: First-click, Linear, Position-based, Time-decay, Logistic regression, Shapley vectors, Markov chains. За еталонну модель для порівняння була вибрана модель Last-click.

На рис. 7 наведено порівняння перерозподілу виручки між каналами різними моделями атрибуції.

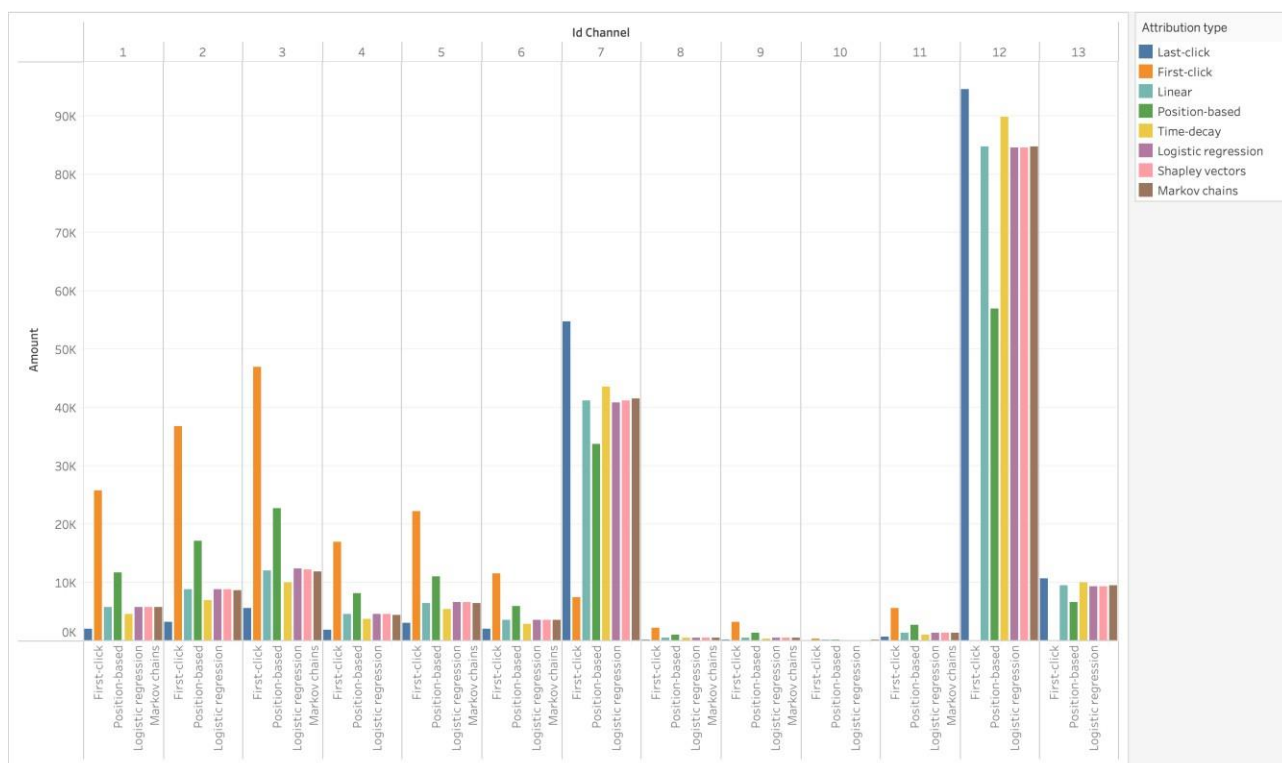


Рис. 7. Порівняння перерозподілу виручки між каналами моделями атрибуції  
Джерело: розрахунки автора

З рис. 7 видно, що майже всі моделі присвоїли найбільше виручки каналам 7 та 12, які займали найбільшу частину прибутку і за Last-click атрибуцією. Це каже про те, що користувачі частіше за все взаємодіють з рекламою саме в цих каналах, відповідно дані канали є найбільш важливими для залучення та повернення клієнтів.

В той же час моделі First-click та Position-based значну частку виручки присвоїли каналам 1-3 та не визначили канали 10-13 як важливі. З цього можна зробити висновок, що маркетингові джерела 1, 2 та 3 найбільш цінні у залученні нових користувачів, адже дані моделі найбільше цінності надають раннім взаємодіям користувачів з рекламою. А канали 10, 11, 12, 13 найефективніші у поверненні користувачів за допомогою стратегій remarketing та retargeting.

Окрім цього, з рис. 7 помітно, що data-driven методи, такі як Logistic regression, Shapley vectors та Markov chains, розподілили виручку між каналами майже однаковим чином. Це вказує на те, що такий розподіл є достатньо точним та демонструє дійсну важливість каналів у залученні користувачів.

Також в дод. А наведено ROC-криві для оцінки точності результатів data-driven моделей атрибуції. Дані криві відображають здатність кожної з моделей відрізнити шляхи користувачів, що завершуються конверсією, від тих, що не призводять до цільової дії. Значення AUC (площі під кривою ROC) коливаються, в залежності від моделі, у проміжку від 0.71 до 0.8, що означає, що моделі досить точно розділяють ефективні та неефективні елементи шляху користувача. Також, криві ROC ще раз підтверджують схожість результатів data-driven моделей атрибуції виручки до певного каналу залучення, але модель на основі ланцюгів Маркова виділяється серед інших як найбільш точна.

У дод. Б та В наведено матрицю переходів та ефекти видалення каналів, отримані при побудові моделі атрибуції на основі ланцюгів Маркова. Дані результати доводять найбільшу цінність каналів 7 та 12 у залученні клієнтів.

На рис. 8. Зображено середню виручку на 1 користувача (ARPU) у порівнянні між каналами залучення та моделями атрибуції. Найкращий результат за виручкою від 1 користувача показує канал 12 при застосуванні більшості моделей атрибуції. При цьому у каналів 1-11 найбільша ARPU серед усіх моделей була присвоєна моделлю First-click, що пояснюється віднесенням всієї виручки на першу дію користувача, а не поділом виручки між каналами за певними правилами.

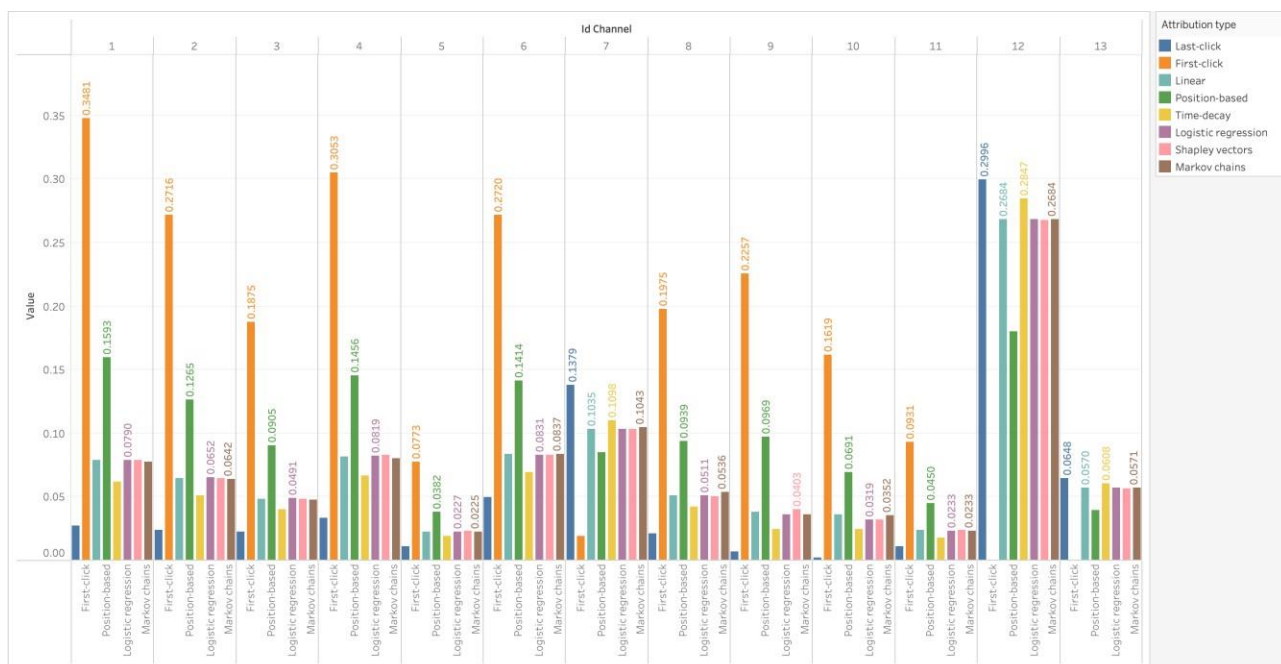


Рис. 8. Порівняння моделей атрибуції за середньою виручкою на 1 користувача, розподіленою між каналами

Джерело: розрахунки автора

Оскільки між різними каналами може відрізнятись відсоток користувачів, які роблять оплату, то варто також порівняти і середню виручку від 1 користувача, який зробив оплату (ARPPU). На рис. 9 наведено значення метрики ARPPU у розрізі каналів та моделей атрибуції.

Найбільші виручки від одного платника канал отримує при розподілі виручки методами first-click, last-click та position-based атрибуції. При розподілі виручки іншими моделями ARPPU є приблизно однаковою для різних каналів. Це свідчить про те, що rule-based моделі з фокусом на крайні дотики переоцінюють цінність окремих каналів, тоді як data-driven підходи демонструють більш рівномірний розподіл середнього доходу від платного

користувача. Така відмінність підкреслює важливість вибору data-driven моделі атрибуції при оцінюванні ефективності каналів залучення.

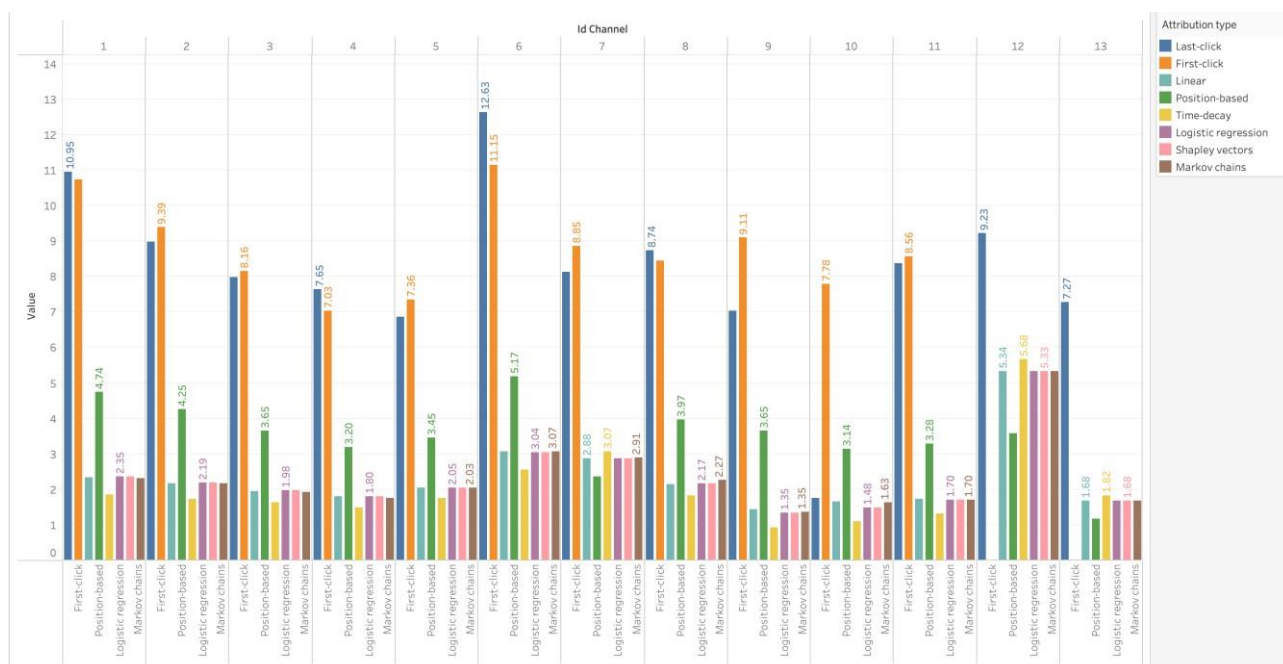


Рис. 9. Порівняння моделей атрибуції за середньою виручкою на 1 платника, розподіленою між каналами

Джерело: розрахунки автора

Щоб краще зрозуміти логіку роботи моделей атрибуції, варто проаналізувати не лише канали, а й конкретні дії, які виконують користувачі протягом клієнтського шляху під час взаємодії з рекламою компанії. Реєстрації та логіни є основними кроками користувацької воронки, і те, як моделі розподіляють між ними виручку, може дати додаткові знання про те, які моделі варто використовувати та які маркетингові стратегії впроваджувати на основі результатів моделювання.

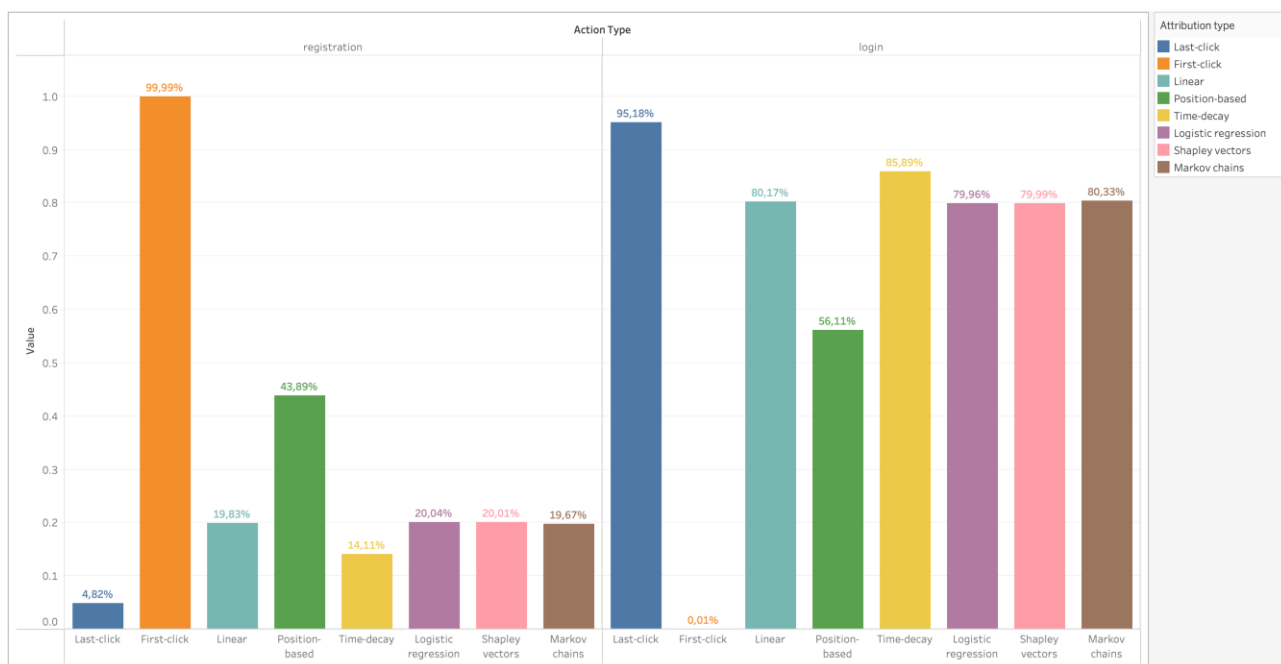


Рис. 10. Порівняння розподілу виручки між реєстраціями та логінами користувачів моделями атрибуції

Джерело: розрахунки автора

На рис. 10. наведено відсоток розподіленої моделями атрибуції виручки між реєстраціями та логінами користувачів. З даної діаграми видно, що всі моделі, окрім First-click, більшість прибутку розподіляють на логіни. Причиною такого розподілу є те, що логіни займають більшу частку у структурі всіх взаємодій користувачів з рекламою. При цьому, модель First-click всю виручку віднесла до реєстрації через те, що саме ця дія є найпершою у шляху користувача.

Отже, результати аналізу показали, що від конкретної моделі атрибуції залежить, як саме розподіляється виручка між каналами, а отже і те, які канали є більш ефективними у залученні та поверненні користувачів. Різні моделі по-різному оцінюють користувача: одні віддають всю цінність першій чи останній взаємодії, інші намагаються оцінити внесок кожного кроку.

Було виявлено, що незалежно від підходу, деякі канали, зокрема 7 та 12, стабільно отримують найбільшу частку виручки. Це означає, що саме ці канали найчастіше показуються цільовій аудиторії, яка приносять дохід компанії. З іншого боку, моделі, які більше спираються на цінність перших взаємодій з рекламою, виділяють інші канали, що залучають нових користувачів на старті.

Аналіз додаткових метрик, таких як середня виручка з одного користувача (ARPU) чи з одного платника (ARPPU), теж показав, що моделі з фокусом на крайні дії значно підвищують цінність окремих каналів. А от підходи, які враховують всю послідовність взаємодій, показують більш рівномірний розподіл виручки. Це говорить про те, що такі моделі дають більш зважену оцінку внеску кожного каналу.

Варто окремо підкреслити, що алгоритмічні підходи Logistic regression, Shapley vectors та Markov chains показали майже ідентичний розподіл виручки між каналами. Попри різницю у методах розрахунку та розподілу цінності, їхні результати є досить близькими, що може свідчити про високу точність та наближеність до реального внеску кожного каналу у цільові дії користувачів.

Аналіз розподілу виручки між реєстраціями та логінами показав, що майже всі моделі, окрім First-click, більшість прибутку відносять саме до логінів, оскільки ця дія найчастіше трапляється у взаємодіях користувачів з рекламою. У той же час модель First-click присвоїла всю виручку реєстрації, бо це перша дія у клієнтському шляху. Це ще раз демонструє, як різні моделі виділяють різні етапи користувацької взаємодії, що суттєво впливає на розподіл цінності між діями.

У підсумку, не існує єдиної правильної моделі, яка підходить для всіх випадків. Вибір моделі атрибуції залежить від того, які саме завдання ставить перед собою компанія, наприклад, чи важливо залучити нових користувачів, чи повернути вже існуючих. Якщо ж потрібно отримати максимально точну оцінку того, як канали реально впливають на користувачів, варто обирати алгоритмічні data-driven підходи. Вони краще враховують усі взаємодії користувача з рекламою і дають більш обґрунтовані результати. Такий підхід дозволяє приймати більш зважені рішення і ефективніше розподіляти маркетинговий бюджет.

### 3.4. Перерозподіл маркетингового бюджету відповідно до результатів моделювання

Розподіл маркетингового бюджету в умовах багатоканальної взаємодії з користувачами вимагає зваженого підходу, який враховує як ефективність кожного каналу, так і місце цього каналу в клієнтському шляху. Класичні методи, що базуються на фіксованих правилах чи історичних середніх показниках, часто не відповідають поточним умовам ринку, особливо коли поведінка користувачів змінюється з часом.

Серед сучасних підходів вирізняються алгоритми адаптивного бюджетування, які дозволяють автоматично коригувати витрати залежно від результатів. Наприклад, combinatorial bandits дають змогу динамічно змінювати ставки на різні канали з урахуванням їхньої ефективності [63]. Стохастичні моделі оптимізації бюджету орієнтуються на прогноз конверсій і дозволяють максимально ефективно використовувати обмежені ресурси [59]. А підходи з виявленням змін у поведінці користувачів допомагають вчасно реагувати на зміни в ефективності окремих каналів [61].

Більш прикладним інструментом для управління бюджетом є використання моделей маркетингової атрибуції. Вони дозволяють оцінити внесок кожного каналу у досягнення цільової дії з урахуванням усіх взаємодій користувача з рекламою. Це забезпечує точніше розуміння реального впливу каналів, ніж традиційна Last-click модель, яка часто спотворює загальну картину [55]. Дані, отримані з моделей атрибуції, можуть безпосередньо використовуватись для пропорційного розподілу бюджету відповідно до цінності кожного каналу в процесі конверсії.

У попередніх підрозділах були розглянуті результати моделювання з використанням rule-based та data-driven підходів. Вони показали, що деякі канали (зокрема 7, 12 і 13) є важливими для повернення користувачів, тоді як канали 1-3 мають ключову роль у первинному залученні.

Варто окремо наголосити, що data-driven моделі Logistic regression, Shapley vectors та Markov chains показали високу узгодженість результатів між собою.

Незважаючи на різницю у методах розрахунку, ці моделі розподілили виручку між каналами подібним чином, що підтверджує стабільність та надійність їхніх оцінок. Окрім цього, ці моделі враховують більшість основних характеристик шляху користувача, що дозволяє будувати точні оцінки цінності джерел залучення. Тому, в першу чергу, на основі цих моделей доцільно ухвалювати рішення щодо бюджетного планування.

Розподіл бюджету має враховувати не лише поточну ефективність, а й роль каналу у формуванні користувацької бази. Канали, що повертають користувачів, зазвичай приносять вищу виручку з одного платника, але без регулярного залучення нових користувачів аудиторія поступово скорочується. Тому необхідно зберігати баланс між цими напрямками.

На рис. 11 наведено порівняння витрачених бюджетів та зароблених коштів на повернення (логіни) та нові реєстрації користувачів.

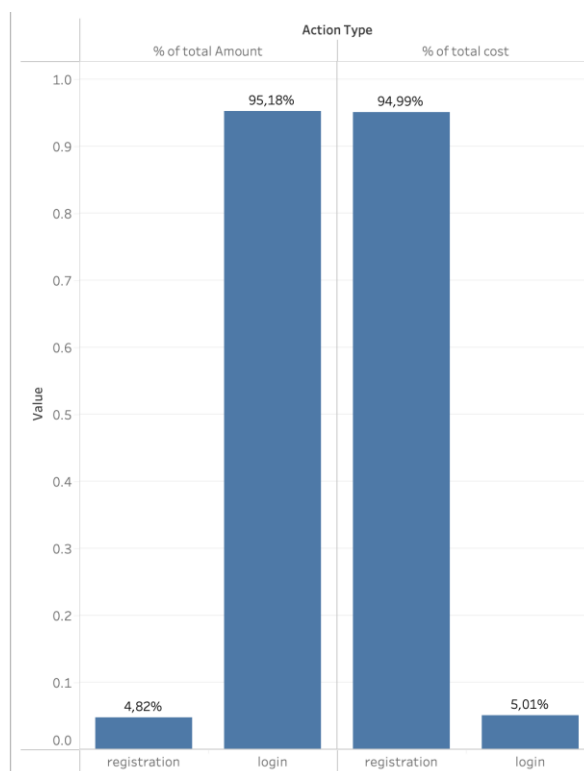


Рис. 11. Порівняння маркетингових витрат та виручки з реєстрацій та логінів  
Джерело: розрахунки автора

З рисунку видно, що хоч компанія і витрачає 95% бюджетів на залучення нових користувачів, найбільше виручки приносять саме повернені на платформу клієнти. Незважаючи на те, що витрати на залучення нових користувачів

сприяють збільшенню аудиторної бази, яка згодом повертається та приносить компанії прибуток, варто перерозподілити бюджет із залучення на повернення користувачів для збільшення прибутковості компанії.

На основі аналізу доцільно сформувати таку структуру розподілу бюджету:

- 70-80% бюджету розподілити на канали, що залучають нову аудиторію (передусім канали 1-3, які є найбільш важливими за First-click атрибуцією). Така частка бюджету все ще забезпечує розширення користувацької бази та створення умов для майбутніх конверсій, проте дає змогу також виділити більше бюджету на повернення користувачів;
- 20-30% бюджету виділити на канали, що використовують retargeting та remarketing (канали 7, 12, 13, які є найбільш цінними за більшістю моделей атрибуції). Ці канали демонструють високий рівень конверсії та найбільшу виручку від платних користувачів.

Водночас варто уникати автоматичного рівного фінансування всіх каналів. Наприклад, хоча деякі канали (як 2, 3, 5) генерують значну кількість трафіку, їхній внесок у виручку обмежений. Такі канали можуть залишатися у структурі бюджету, але з меншим обсягом інвестицій і з фокусом на оптимізацію або тестування.

При формуванні бюджету важливо враховувати й потенціал масштабування. Наприклад, Email і органічні джерела мають хорошу ефективність, але не можуть бути істотно розширені за рахунок додаткових витрат. Навпаки, платні канали як Google Search чи Facebook дозволяють збільшити охоплення за рахунок додаткового фінансування, тому можуть стати пріоритетними при перерозподілі.

Окрему увагу варто приділяти диверсифікації. Маркетинговий портфель має залишатись широким, оскільки різні канали охоплюють різні сегменти аудиторії та виконують різні функції. Навіть ті джерела залучення, що мають відносно малу частку у виручці, можуть бути корисними як підтримувальні, наприклад, для створення додаткових точок контакту, впливу на імідж бренду та

лояльність користувачів. Крім того, варто поступово тестувати нові канали, формати та підходи, щоб адаптуватись до змін на ринку.

Для гнучкості та адаптивності маркетинговий бюджет доцільно переглядати регулярно – щомісячно або щоквартально. Це дозволяє реагувати на зміни у поведінці користувачів, ефективності каналів та сезонних чинниках. За необхідності частки бюджету можуть бути скориговані відповідно до оновлених даних з моделей атрибуції, які враховують зміну у поведінці користувачів та можуть допомогти будувати стратегії залучення, найбільш актуальні до поточної ситуації на ринку.

Таким чином, ефективний підхід до бюджетування базується на поєднанні даних з моделей атрибуції, стратегічного бачення ролі каналів, високої узгодженості результатів data-driven підходів і забезпеченні диверсифікованого, гнучкого маркетингового портфеля, який підтримує як зростання, так і стабільність виручки.

## ВИСНОВКИ

У дослідженні було розглянуто підходи до оцінки ефективності цифрових маркетингових кампаній та можливості застосування моделей маркетингової атрибуції для покращення аналізу результатів і прийняття рішень. Цифрове середовище постійно змінюється, і разом із ним змінюються й підходи до того, як компанії комунікують зі своєю аудиторією. Завдяки широкому набору онлайн-каналів, бізнес отримує змогу швидко залучати нових клієнтів, підтримувати зв'язок з постійними користувачами, реагувати на поведінку споживачів у реальному часі. Але це також ускладнює оцінку ефективності, адже велика кількість точок взаємодії між користувачем і брендом унеможлиблює просте визначення того, що саме вплинуло на рішення зробити покупку чи іншу цільову дію.

Щоб відповісти на це питання, у роботі було розглянуто різні підходи до вимірювання ефективності маркетингових кампаній. Було проаналізовано широкий набір показників від витрат на рекламу до коефіцієнтів конверсії, повернення інвестицій, глибини взаємодії користувачів, частоти повторних дій. Окрема увага була приділена впливу обмежень у сфері конфіденційності та доступу до даних, що ускладнює використання класичних аналітичних інструментів. В умовах таких змін компаніям доводиться будувати власні підходи до збору й аналізу даних, що робить питання вибору ефективної методології більш актуальним.

В дослідженні було порівняно моделі маркетингової атрибуції. Це підхід, який дозволяє розподіляти цінність між різними каналами на основі аналізу того, як користувач взаємодіє з рекламою до моменту конверсії. У роботі були порівняні два основні типи моделей: rule-based та data-driven. Rule-based моделі, зокрема First-click, Last-click, Linear, Position-based та Time-decay, є досить простими у реалізації та використовуються багатьма компаніями за замовчуванням. Однак вони не завжди враховують усю складність користувацьких шляхів, особливо тоді, коли взаємодій багато, і вони відбуваються через різні канали.

Data-driven моделі виявились більш гнучкими та точними у тих випадках, коли шлях користувача до цільової дії є складним і містить кілька етапів. Було розглянуто такі підходи, як логістична регресія, вектори Шеплі та ланцюги Маркова. Кожен з них має свої особливості. Наприклад, модель Шеплі оцінює середній внесок кожного каналу, незалежно від їх порядку, а модель на основі ланцюгів Маркова дозволяє враховувати порядок дій користувача. Такі моделі вимагають більше ресурсів на розрахунок і більше даних, але надають точніший результат, який краще відображає реальну поведінку користувачів.

Було побудовано моделі маркетингової атрибуції на реальних даних компанії і проаналізовано, які канали найбільше впливають на конверсії. Результати аналізу показали, що обрана модель атрибуції суттєво впливає на те, як саме розподіляється виручка між джерелами трафіку. Одні моделі надають перевагу першій або останній взаємодії, тоді як інші оцінюють внесок усіх кроків користувача. Це призводить до суттєво різних висновків про те, які джерела справді впливають на результат.

Додаткові метрики, наприклад, середня виручка з користувача чи платника, також змінювались залежно від моделі. Алгоритмічні підходи давали більш збалансовані результати, які краще відображали повну картину поведінки користувачів.

Data-driven моделі, такі як логістична регресія, вектори Шеплі та ланцюги Маркова дали схожі результати, незважаючи на різні підходи до розрахунків цінності каналів. Це свідчить про стабільність таких підходів і їх здатність достовірно оцінювати внесок різних дій у кінцеву конверсію.

Аналіз також показав, що різні моделі по-різному оцінюють важливість окремих подій. Наприклад, First-click повністю відносить результат до першої взаємодії, тоді як інші підходи фокусуються на пізніших діях, таких як логін чи повернення на сайт. Це ще раз підкреслює, що вибір моделі слід робити, виходячи з конкретних цілей компанії.

Загалом, найбільш точні та достовірні результати показали data-driven моделі. Вони краще враховують поведінку користувача з усіма характеристиками клієнтського шляху (частота подій, давність останньої події тощо) й дозволяють точніше оцінити, як різні джерела впливають на дохід. Це робить їх корисним інструментом для прийняття рішень і оптимізації маркетингових витрат.

В результаті дослідження було запропоновано перерозподіл маркетингового бюджету. Структура нового маркетингового бюджету була сформована з урахуванням того, що різні канали виконують різні завдання. Наприклад, частина з них краще працює на залучення нових користувачів, а інші ефективні для підтримки контакту з тими, хто вже цікавився продуктом. Також було враховано роль кампаній з повернення користувачів – remarketing і retargeting, які допомагають підвищити ймовірність повторних цільових дій. Запропонована структура бюджету базується на ідеї збалансованості. Замість того, щоб вкладати більшість ресурсів у найочевидніші канали, доцільно розподіляти бюджет з урахуванням всього шляху користувача та його різних етапів. Це дозволяє зберігати ефективність кампаній навіть тоді, коли умови на ринку змінюються або поведінка користувачів стає менш передбачуваною, а також допомагає диверсифікувати маркетинговий портфель, охоплюючи більше цільової аудиторії та зменшуючи ризики.

Таким чином, data-driven моделі маркетингової атрибуції, справді дають змогу точніше оцінювати маркетингову діяльність підприємства. Їх застосування допомагає не лише краще розуміти, що саме впливає на поведінку користувача, а й будувати більш реалістичні та адаптивні маркетингові стратегії. Це особливо важливо в умовах конкуренції, коли кожне рішення щодо розподілу бюджету має підтверджуватись конкретними результатами моделювання.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Internet use. Facts and Figures 2024. URL: <https://www.itu.int/itu-d/reports/statistics/2024/11/10/ff24-internet-use/> (дата звернення: 15.04.2025).
2. Храпкіна В., Брюшко Н. Сучасні тренди інтернет-маркетингу. *Економіка та Суспільство*. 2022. №38. URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-38-64>.
3. Черниш Т. Світові тренди інтернет-маркетингу. *Світова економіка*. 2023. №6(131). С. 112-127. URL: [https://doi.org/10.31617/3.2023\(131\)07](https://doi.org/10.31617/3.2023(131)07).
4. Veleva S. S., Tsvetanova A. I. Characteristics of the digital marketing advantages and disadvantages. *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.* 2020. 940. DOI: 10.1088/1757-899X/940/1/012065.
5. Kotler P. Marketing 4. 0: Moving from Traditional to Digital. Wiley & Sons, Incorporated, John, 2016. 208 p.
6. Ярмолюк О. Я., Борисенко О. С., Фісун Ю. В. Теоретико-методологічні аспекти таргетованої реклами як інструменту комплексного інтернет-маркетингу. *Вісник ХДУ Серія Економічні науки*. 2022. №46. С. 23-29. URL: <https://doi.org/10.32999/ksu2307-8030/2022-46-4>.
7. Fuciu M., Dumitrescu L. From Marketing 1.0 To Marketing 4.0 – The Evolution of the Marketing Concept in the Context of the 21ST Century. *International conference KNOWLEDGE-BASED ORGANIZATION*. 2018. 2(24). P. 43–48. URL: <https://doi.org/10.1515/kbo-2018-0064>.
8. Kotler P., Pfoertsch W., Sponholz U. The Current State of Marketing. *H2H Marketing*. Cham, 2020. P. 1–28. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-59531-9\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-030-59531-9_1).
9. Родіонов С. О. Інтернет-маркетинг в Україні: сучасні тренди та інструменти. *Журнал стратегічних економічних досліджень*. 2022. №3(8). С. 110-118.
10. Lim W. M. A marketing mix typology for integrated care: the 10 Ps. *Journal of Strategic Marketing*. 2021. 5(29). P. 453-469. URL: <https://doi.org/10.1080/0965254X.2020.1775683>.

11. Wichmann J. R. K., Uppal A., Sharma A. Dekimpe M. G. A global perspective on the marketing mix across time and space. *International Journal of Research in Marketing*. 2022. 2(39). P. 502-521. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2021.09.001>.
12. Костянчук К. В. Розвиток інтернет-маркетингу в умовах індустрії 4.0. *Маркетинг і цифрові технології*. 2023. №4(6). С. 61-70. URL: <https://doi.org/10.15276/mdt.6.3.2022.6>.
13. Kotler P. Marketing and Value Creation. *Journal of Creating Value*. 2020. 1(6). P. 10–11. URL: <https://doi.org/10.1177/2394964320903559>.
14. Yuksel D. Remarketing and Retargeting. *The Essentials of Today's MARKETING*. P. 53-63.
15. Бондаренко В., Омеляненко О. Вплив штучного інтелекту (AI) на розвиток інтернет-маркетингу. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Економічні науки*. 2023. №5(334). С. 319-324. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5740-2024-334-47>.
16. Saura J. R. Using Data Sciences in Digital Marketing: Framework, methods, and performance metrics. *Journal of Innovation & Knowledge*. 2021. 6(2). P. 92-102.
17. Bendle N. T., Farris P. W., Pfeifer P. E., Reibstein D. J. *Marketing Metrics: The Manager's Guide to Measuring Marketing Performance*, 3rd Edition. New Jersey : FT Press, 2016. 370 p.
18. Домашева Є. А., Зозульов О. В. Підходи до оцінювання ефективності маркетингових інтернет-комунікацій. *Економічний вісник Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут»*. 2016. №13. С. 353-360.
19. Близнюк В. М. Метрики в цифровому маркетингу підприємств торгівлі. *Marketing and Digital Technologies*. 2021. №2(5). С. 36-47. DOI: 10.15276/mdt.5.2.2021.4.
20. Hair J. F., Sarstedt, M. Data, measurement, and causal inferences in machine learning: opportunities and challenges for marketing. *Journal of Marketing*

*Theory and Practice*. 2021. 29(1). P. 65–77. URL: <https://doi.org/10.1080/10696679.2020.1860683>.

21. Шпак Н. О., Грабович І. В. Підходи до оцінювання ефективності використання інструментів маркетингу підприємств. *Науковий вісник Ужгородського національного університету: серія: Міжнародні економічні відносини та світове господарство*. 2022. №45. С. 84-90.

22. Thabit H. T., Raewf M. B. The Evaluation of Marketing Mix Elements: A Case Study. *International Journal of Social Sciences & Educational Studies*. 2018. 4(4). URL: <https://doi.org/10.23918/ijsses.v4i4p100>.

23. Jannah R., Wahyuningsih O., Azzahra A. Implementation of Marketing Techniques on Social Media to Increase Sales Via Repeat Orders. *American Journal of Open Research*. 2024. 1(3). URL: <https://doi.org/10.58811/opsearch.v3i3.109>.

24. Бондаренко В., Омеляненко О. Цифровий маркетинг сьогодення: переваги та недоліки. *Економіка та суспільство*. 2024. №67. URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-67-3>.

25. Онофрійчук І. В. Маркетинг в інноваційній екосистемі е-торгівлі : дис. д-ра екон. наук : 08.00.04. Київ, 2024. 444 с.

26. Andersen P., Weisstein F. L., Song L. Consumer response to marketing channels: A demand-based approach. *Journal of Marketing Channels*. 2019. 1(29). P. 43–59. URL: <https://doi.org/10.1080/1046669x.2019.1657736>.

27. Ni X., Yan L., Xiong K., Liu Y. A Personalized Causal Inference Framework for Media Effectiveness Using Hierarchical Bayesian Market Mix Models. *International Journal of Innovative Research in Engineering and Management*. 2024. 5(11). P. 135–145. URL: <https://doi.org/10.55524/ijirem.2024.11.5.19>.

28. Баран Р. Я. Формування системи інтернет-маркетингу підприємств туризму в умовах розвитку цифрових комунікацій торгівлі : автореф. дис. д-ра екон. наук : 08.00.04. Львів, 2021. 44 с.

29. Buhalis D., Volcheck K. Bridging marketing theory and big data analytics: The taxonomy of marketing attribution. *International Journal of Information Management*. 2021. 56. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102253>.
30. Dastane O. Impact of Digital Marketing on Online Purchase Intention: Mediation Effect of Customer Relationship Management. *Journal of Asian Business Strategy*. 2020. 1(10). P. 142-158. DOI: 10.18488/journal.1006.2020.101.142.158.
31. Shah D., Murthi B. P. S. Marketing in a data-driven digital world: Implications for the role and scope of marketing. *Journal of Business Research*. 2021. 56. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.06.062>.
32. Wu Y.-L., Li E. Y. Marketing mix, customer value, and customer loyalty in social commerce. *Internet Research*. 2018. 1(28). P. 74–104. URL: <https://doi.org/10.1108/intr-08-2016-0250>.
33. Yusuf M. Analysis of the effect of the marketing mix on purchasing decisions. *International Journal of Economics and Management Research*. 2022. 3(1). P. 177-182.
34. Goldberg S. G., Johnson G. A., Shriver S. K. Regulating Privacy Online: An Economic Evaluation of the GDPR. *American Economic Journal: Economic Policy*. 2024. Vol. 16, no. 1. P. 325–358. URL: <https://doi.org/10.1257/pol.20210309>.
35. Gracias A., Olukemi A. Bell C. Cross-Channel Attribution Modeling in the Age of Privacy Regulations. 2024. 19p. URL: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4907829>.
36. Liu B., Ding M., Shaham S., Rahayu W., Farokhi F., Lin Z. When Machine Learning Meets Privacy: A Survey and Outlook. *ACM Comput. Surv.* 2021. 2(54). P. 1-36. URL: <https://doi.org/10.1145/3436755>.
37. Saura J. R., Ribeiro-Soriano D., Palacios-Marques D. From user-generated data to data-driven innovation: A research agenda to understand user privacy in digital markets. *International Journal of Information Management*. 2021. 60. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102331>.

38. Wieringa J., Kannan P. K., Ma X., Reutterer T., Risselada H., Skiera B. Data analytics in a privacy-concerned world. *Journal of Business Research*. 2021. 122. P. 915-925. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.05.005>.
39. Grewal D., Hulland J., Kopalle P. K., Karahanna E. The future of technology and marketing: a multidisciplinary perspective. *Journal of the Academy of Marketing Science*. 2020. 48. P. 1-48. URL: <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00711-4>.
40. Rafieian O., Yoganarasimhan H. Targeting and Privacy in Mobile Advertising. *Marketing Science*. 2020. URL: <https://doi.org/10.1287/mksc.2020.1235>.
41. Bandara R., Fernando M., Akter S. Managing consumer privacy concerns and defensive behaviours in the digital marketplace. *European Journal of Marketing*. 2021. 1(55). P. 219-246. URL: <https://doi.org/10.1108/EJM-06-2019-0515>.
42. Leguina J. R., Rumin A. C., Rumin R. C. Digital Marketing Attribution: Understanding the User Path. *Electronics*. 2020. 11(9). P. 1822-1847. DOI: 10.3390/electronics9111822.
43. Meridian. *Google for Developers*. URL: <https://developers.google.com/meridian> (дата звернення: 12.02.2025).
44. Nair H. Meridian is now available to everyone. *Google*. URL: <https://blog.google/products/ads-commerce/meridian-marketing-mix-model-open-to-everyone/> (дата звернення: 13.02.2025).
45. Shao X., Li L. Data-driven Multi-touch Attribution Models. *Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. 2011. P. 258-264. URL: <https://doi.org/10.1145/2020408.2020453>.
46. Zhang Y., Wei Y, Ren J. Multi-Touch Attribution in Online Advertising with Survival Theory. 2014 IEEE International Conference on Data Mining. 2014. P. 687-696. DOI: 10.1109/ICDM.2014.130.
47. Finn A. The Art and Science of the Markov Chain Attribution Model. URL: <https://www.triplewhale.com/blog/markov-chain-attribution> (дата звернення: 13.02.2025).

48. Wrodarczyk W. Markov Chain Attribution Modeling [Complete Guide]. URL: <https://adequate.digital/en/markov-chain-attribution-modeling-complete-guide/> (дата звернення: 13.02.2025).
49. Kumar A., Shankar R., Aljohani N. R. A big data driven framework for demand-driven forecasting with effects of marketing-mix variables. *Industrial Marketing Management*. 2020. 90. P. 493–507. URL: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2019.05.003>.
50. Khalayleh M. A., Al-Hawary S. The impact of digital content of marketing mix on marketing performance: An experimental study at five-star hotels in Jordan. *International Journal of Data and Network Science*. 2022. 4(6). P. 1023–1032. URL: <https://doi.org/10.5267/j.ijdns.2022.8.008>.
51. Robyn. URL: <https://facebookexperimental.github.io/Robyn/> (дата звернення: 15.02.2025).
52. Hanaysha J. R., Al Shaikh M. E., Alzoubi H. M. Importance of Marketing Mix Elements in Determining Consumer Purchase Decision in the Retail Market. *International Journal of Service Science, Management, Engineering, and Technology*. 2021. 6(12). P. 56–72. URL: <https://doi.org/10.4018/ijssmet.2021110104>.
53. Kietzmann J., Paschen J., Treen E. Artificial Intelligence in Advertising. *Journal of Advertising Research*. 2018. 3(58). P. 263–267. URL: <https://doi.org/10.2501/jar-2018-035>.
54. Generalized Group Data Attribution / D. Ley et al. 2024. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.09940>.
55. Potanen R. Analysis of online advertisement performance using Markov chains. Master's thesis. 2020. 52 p.
56. Amalia L., Sertiningsih, Hayatuki F., Muliani S., Junaidi A. M. Advantages and Disadvantages of Utilizing Markov Chains in a Digital Marketing Strategy to Predict E-Commerce Sales. *Scientia. Technology, Science and Society*. 2024. 3(1). P. 43–61. URL: [https://doi.org/10.59324/stss.2024.1\(3\).03](https://doi.org/10.59324/stss.2024.1(3).03).

57. Liu H., Wang K., Li Y. Hidden Markov Linear Regression Model and its Parameter Estimation. *IEEE Access*. 2020. 8. P. 187037–187042. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2020.3030776>.
58. Kurdi B. A., Alshurideh M., Akour I., Alzoubi H. M., Obeidat B., AlHamad A. The role of digital marketing channels on consumer buying decisions through eWOM in the Jordanian markets. *International Journal of Data and Network Science*. 2022. 4(6). P. 1175–1186. URL: <https://doi.org/10.5267/j.ijdns.2022.7.002>.
59. Luzon Y., Pinchover R., Khmelnitsky E. Dynamic budget allocation for social media advertising campaigns: optimization and learning. *European Journal of Operational Research*. 2021. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.08.019>.
60. Deng Y., Golrezaei N., Jaillet P., Liang J. C. N., Mirrokni V. Multi-channel Autobidding with Budget and ROI Constraints. *Proceedings of the 40th International Conference on Machine Learning*. 2023.
61. Wang X., Li F., Jia F. Optimal Advertising Budget Allocation across Markets with Different Goals and Various Constraints. *Complexity*. 2020. Vol. 2020. P. 1–12. URL: <https://doi.org/10.1155/2020/6162056>.
62. Angeloni S., Rossi C. An analytical model for comparing the profitability of competing online marketing channels: Search engine marketing versus e-commerce marketplace. *Journal of Marketing Theory and Practice*. 2021. 4(29). P. 534–549. URL: <https://doi.org/10.1080/10696679.2021.1879656>.
63. Gangopadhyay B., Wang Zh., Chiappa A. S., Takamatsu S. Adaptive Budget Optimization for Multichannel Advertising Using Combinatorial Bandits. 2025. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.02920>.

## ДОДАТКИ

Додаток А

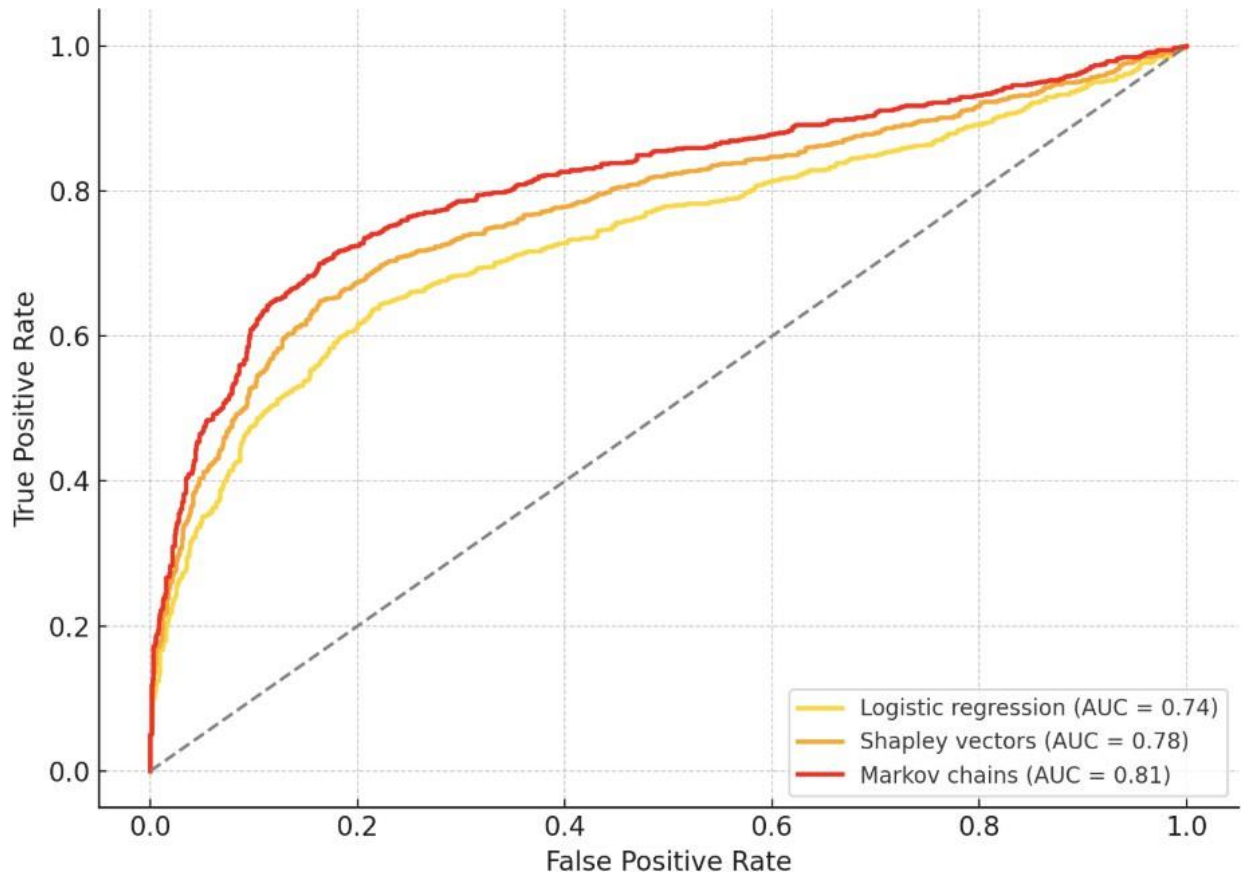


Рис. 12. Порівняння ROC-кривих моделей data-driven атрибуції

Джерело: розрахунки автора

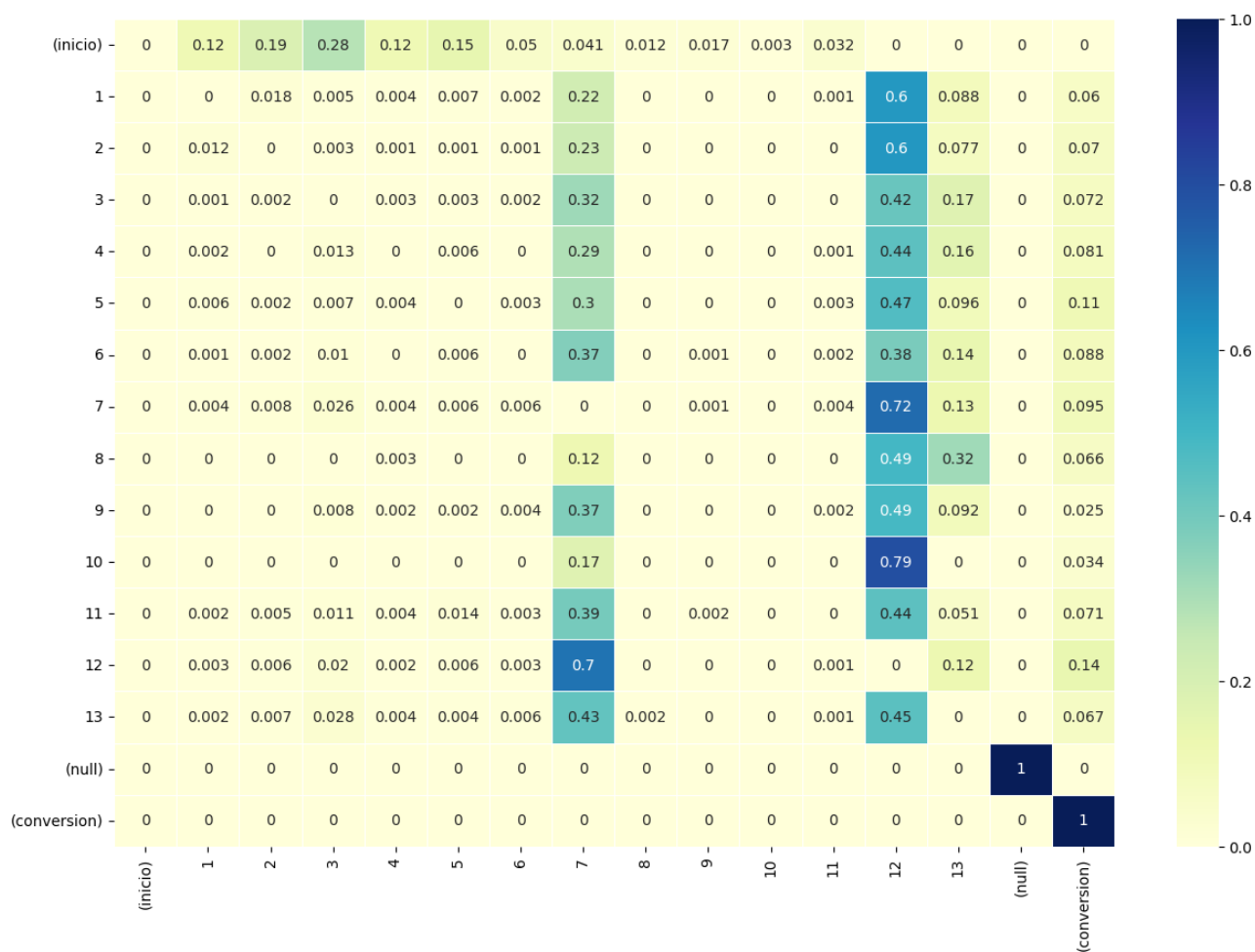


Рис. 13. Матриця переходів між каналами, отримана при побудові моделі атрибуції на основі ланцюгів Маркова

Джерело: розрахунки автора

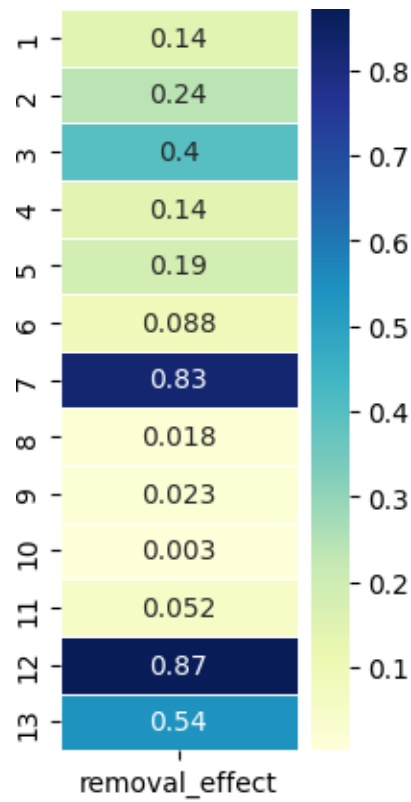


Рис. 14. Ефект видалення кожного з каналів, отриманий при побудові моделі атрибуції на основі ланцюгів Маркова

Джерело: розрахунки автора