

*Електронний журнал «Ефективна економіка» включено до переліку наукових фахових видань України з питань економіки (Категорія «Б», Наказ Міністерства освіти і науки України № 975 від 11.07.2019). Спеціальності – 051, 071, 072, 073, 075, 076, 292.*  
*Ефективна економіка. 2026. № 4.*  
*ISSN 2307-2105*



*Copyright © The Author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).*

**DOI: <http://doi.org/10.32702/2307-2105.2026.4.55>**

**УДК 338.1**

*О. І. Ляшенко,*

*д. е. н, професор, завідувачка кафедри економічної кібернетики,  
Київський національний університет імені Тараса Шевченка*

*ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-0197-4179>*

*Т. В. Кравець,*

*к. ф.-м. н., доцент, доцент кафедри економічної кібернетики,  
Київський національний університет імені Тараса Шевченка*

*ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-4823-5143>*

*Є. Д. Костовецький,*

*магістр з економіки,*

*Київський національний університет імені Тараса Шевченка*

*ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0005-0775-4432>*

## **ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ МАРКЕТИНГОВИХ КАМПАНІЙ ЗА ДОПОМОГОЮ МОДЕЛЕЙ DATA-DRIVEN АТРИБУЦІЇ**

*O. Liashenko,*

*Doctor of Economic Sciences, Professor, Head of the Department of Economic Cybernetics, Taras Shevchenko National University of Kyiv*

*T. Kravets,*

*PhD in Physico-Mathematical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Economic Cybernetics, Taras Shevchenko National University of Kyiv*

*Ye. Kostovetskyi,*

*Master of Economics,*

*Taras Shevchenko National University of Kyiv*

## **EVALUATING THE EFFECTIVENESS OF MARKETING CAMPAIGNS USING DATA-DRIVEN ATTRIBUTION MODELS**

*У статті досліджено актуальну проблему оцінки ефективності цифрових маркетингових кампаній в умовах високої конкуренції та складного шляху користувача до конверсії. Авторами обґрунтовано, що традиційні моделі атрибуції на основі правил (rule-based), як-от Last-click, часто не дають повної картини внеску кожного каналу, оскільки ігнорують проміжні взаємодії.*

*Основна увага приділена порівняльному аналізу алгоритмічних моделей (data-driven), зокрема ланцюгів Маркова, векторів Шеплі та логістичної регресії. На базі реальних даних компанії зі сфери онлайн-спілкування (понад 6 млн спостережень) проведено апробацію семи різних моделей атрибуції. Дослідження виявило, що data-driven підходи забезпечують найбільш точний та об'єктивний розподіл цінності між 13 каналами залучення, дозволяючи ідентифікувати приховану роль допоміжних джерел трафіку.*

*Наукова новизна полягає у розробці стратегії адаптивного бюджетування, яка передбачає перерозподіл інвестицій (70–80% на залучення нових клієнтів та 20–30% на ретаргетинг) на основі результатів*

моделювання. Практична значущість роботи підтверджується можливістю використання запропонованих підходів для оптимізації маркетингових витрат та підвищення загальної рентабельності інвестицій підприємства в умовах цифрової економіки.

*The paper is a comprehensive study of the methodology for evaluating the effectiveness of digital marketing campaigns using advanced data-driven attribution models. In today's digital era, businesses face significant challenges due to the increasing complexity of the customer journey, the use of multiple devices, and stricter privacy regulations such as GDPR. Traditional rule-based models, including the widely used Last Click model, often provide a biased view by attributing all the value of a conversion to the final interaction, thereby neglecting the vital contributions of marketing activities at the beginning and throughout the sales funnel. To overcome this limitation, the study focuses on a comparative analysis of algorithmic (data-driven) models, including Markov chains, Shapley values, and logistic regression, with standard rule-based approaches such as first-click, linear, position-based, and decay-time models.*

*The methodological basis of the study involves using the R programming language to process and analyze a large-scale dataset comprising over 6.2 million user interaction observations from a global online communication platform. A key technical innovation discussed in the paper is the implementation of a "metauser" identification system that enables the accurate reconstruction of full customer paths across multiple touchpoints and digital products. The empirical results demonstrate that data-driven approaches yield a more objective, granular distribution of conversion value across 13 distinct acquisition channels.*

*Specifically, the study identified that certain traffic sources, which appeared ineffective under the traditional Last-click model, play a critical role during the awareness and consideration stages of the sales funnel. Based on the modeling outcomes, the authors developed and proposed an adaptive budgeting strategy. This strategy recommends a strategic shift in marketing investment: allocating 70–*

*80% of the total budget to new customer acquisition (primarily focusing on channels 1–3 identified through First-click attribution) and 20–30% to retargeting and remarketing efforts (channels 7, 12, and 13). Such a distribution ensures continuous user base growth while maintaining high conversion rates from existing audiences. The proposed approach enables enterprises to maximize their Return on Investment (ROI) and maintain a dynamic marketing mix that responds to shifts in consumer behavior. The formulated practical recommendations can be integrated into automated decision-making systems for media mix management, ensuring long-term competitiveness in the rapidly evolving digital economy.*

**Ключові слова:** *диджитал-маркетинг, моделі маркетингової атрибуції, data-driven атрибуція, шлях клієнта, розподіл маркетингового бюджету, рентабельність маркетингових інвестицій, оптимізація конверсії, ланцюги Маркова.*

**Keywords:** *digital marketing, marketing attribution models, data-driven attribution, customer journey, marketing budget allocation, marketing ROI, conversion optimization, Markov chains.*

**Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями.** 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, а 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), а 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.

*Аналіз останніх досліджень і публікацій.* 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.

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].

Одним із видів диджитал-маркетингу є перформанс-маркетинг. 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 для більш стрімкого масштабування та впровадження змін [5].

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 [6].

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, а й оцінювати ефективність окремих каналів, повідомлень і тактик, що були застосовані в межах кампанії [7].

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: цінкові метрики; метрики взаємодії з рекламними оголошеннями; метрики виручки; конверсійні метрики; метрики рентабельності маркетингових інвестицій [7-9].

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 [10].

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 [11].

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 застосування різноманіття маркетингових методик до одного користувача [12].

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 [13].

Залежно 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). 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 [11, 13–18].

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. 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 [19]. Стохастичні моделі оптимізації бюджету орієнтуються на прогноз конверсій і дозволяють максимально ефективно використовувати обмежені ресурси [20]. А підходи з виявленням змін у поведінці користувачів допомагають вчасно реагувати на зміни в ефективності окремих каналів [21].

**Формулювання цілей статті (постановка завдання).** Метою дослідження є порівняння результативності різних типів моделей маркетингової атрибуції, визначення найбільш цінних каналів залучення у рішення користувача про цільову дію та надання рекомендацій щодо перерозподілу маркетингового бюджету підприємства.

***Виклад основного матеріалу дослідження.*** Дослідження проводилося 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 користуватися 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 скористатися платними функціями. Оскільки є можливість користуватися продуктом безкоштовно, більшість користувачів, які приходять на веб-сайт, не робить 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 відрізнятися 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 диверсифіковані підходи. У маркетингу

використовуються 13 каналів залучення для охоплення різних сегментів та типів аудиторії – сюди входять:

- платні місця розміщення реклами (наприклад, Google, Facebook, TikTok), канали 1-2;
- remarketing та retargeting канали (7, 11, 12, 13);
- послуги партнерів та рекламних агентств (3)
- імейл-маркетинг (6);
- внутрішня реклама продуктів на своїх інших продуктах (5);
- SMM (у соціальних мережах Facebook, Instagram, Youtube) (8-10)
- публікація у ЗМІ (4);
- органічний трафік (наприклад, форуми, SEO-оптимізація) (11).

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 одними 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.

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 відбулося, з якого рекламного каналу прийшов користувач та

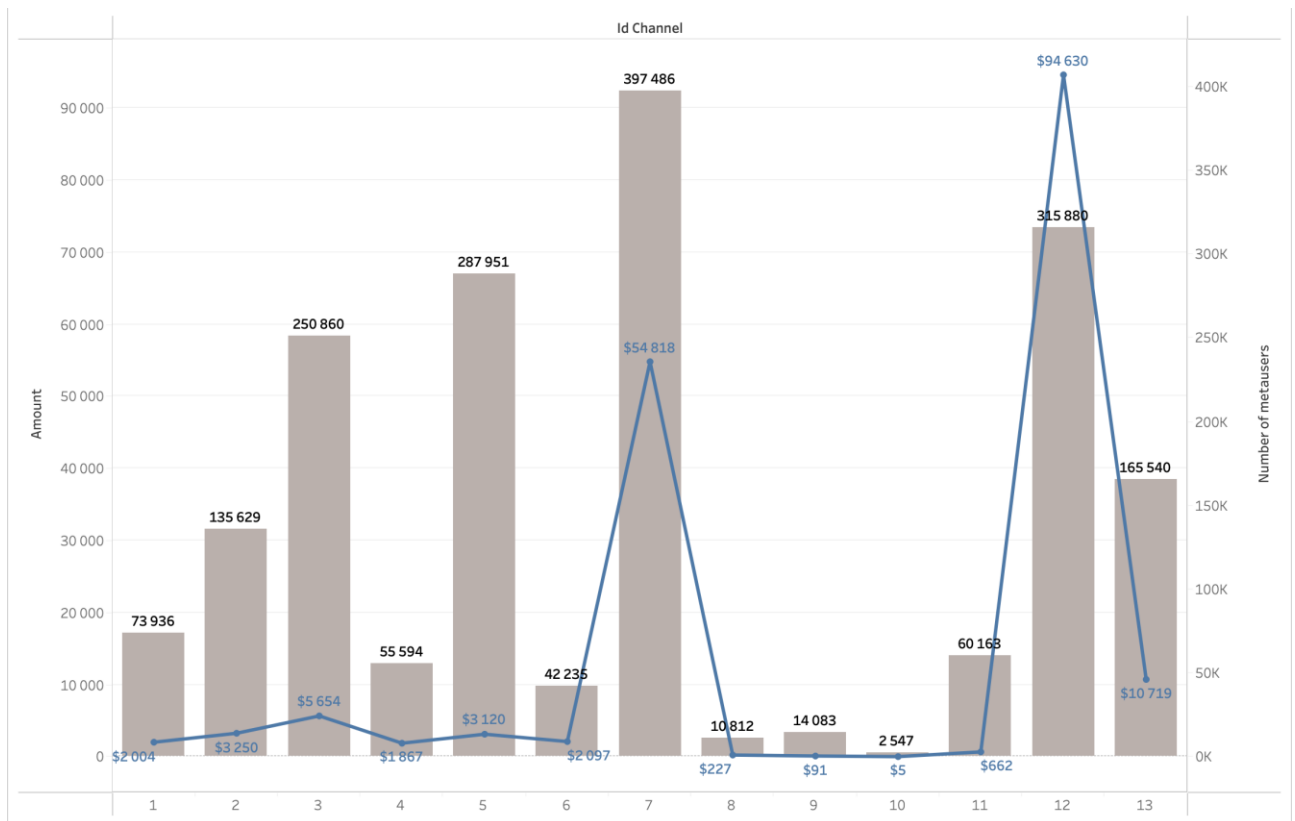
чи зробив він першу оплату після даного потрапляння на продукт. Дані містять користувачів, які зробили першу оплату (з інформацією про шлях користувача лише до першої оплати включно), а також користувачів, які користуються продуктом безкоштовно – для таких користувачів обмежувалися лише перші 10 потраплянь 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 залучають нову аудиторію, яка платить, 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.

З метою виявлення закономірностей та залежностей в даних було проведено 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) для різних каналів залучення. Виявлено, 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.

На Рис. 1 представлено розподіл виручки та кількості користувачів за весь період даних по маркетингових каналах. Встановлено, що є три найбільші канали за розміром виручки з перших оплат, а саме, 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.

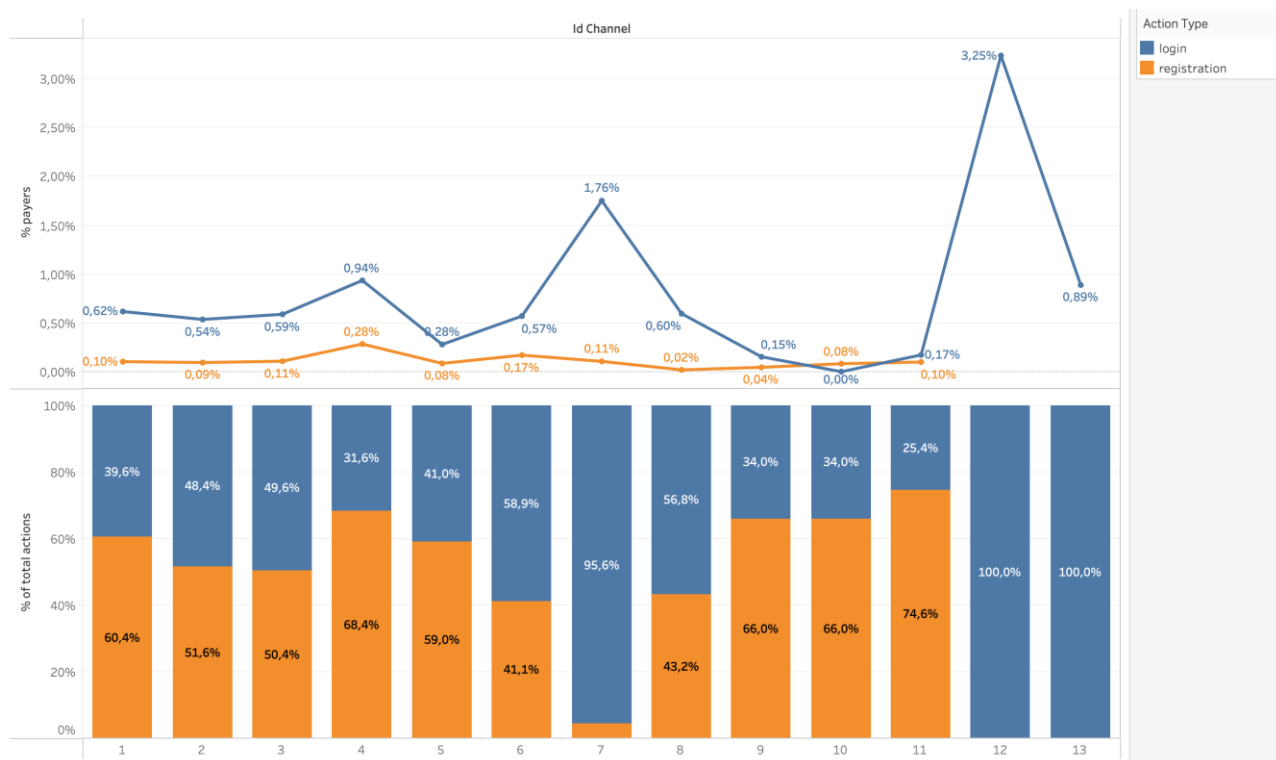


**Рис. 1. Розподіл виручки з перших оплат та користувачів між маркетинговими каналами**

*Джерело: розрахунки авторів*

Може бути декілька причин того, що канали приваблюють багато користувачів, але майже не мають виручки. 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 повернутися ще раз, з більшою ймовірністю заплатять. Для верифікації зазначеної гіпотези на рис. 2 відображено частку користувачів, які здійснили транзакцію, відносно загальної кількості авторизованих осіб. Крім того, представлено питому вагу операцій з реєстрації та входу в систему в розрізі загального трафіку за відповідними каналами залучення. При цьому користувачі, які повертаються на продукт і роблять логін, дійсно більш схильні до оплати, ніж користувачі, які вперше потрапили на продукт. Отже, ті канали, на яких більше логінів, приносять сумарно більше виручки.



**Рис. 2. Конверсія в першу оплату в залежності від типу заходу на продукт і відсоток реєстрацій та логінів на кожному каналі**

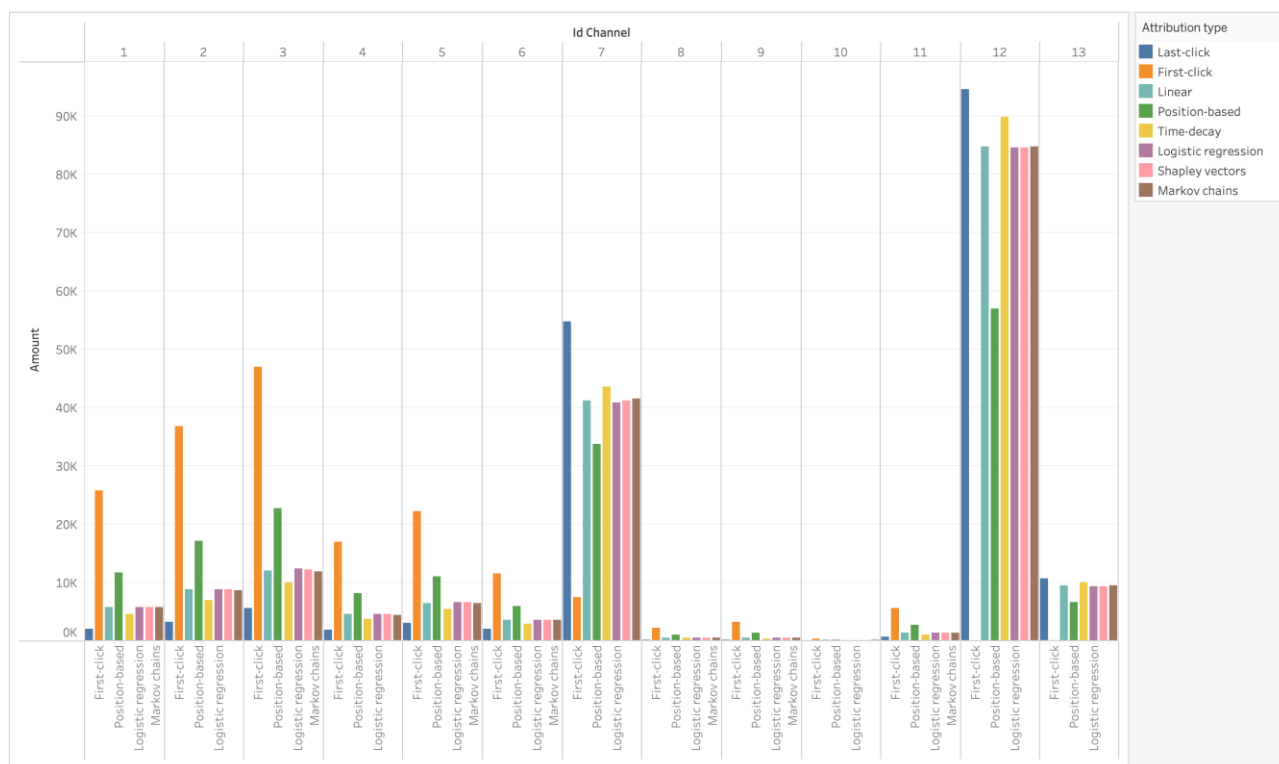
*Джерело: розрахунки авторів*

Оскільки дані взяті за досить довгий період часу (півтора року), важливо перевірити, наскільки стабільні в часі поведінка користувачів та взаємодія з різними каналами для того, щоб розуміти, чи можуть календарні зміни вплинути на точність моделювання. Виявлено, що залучення користувачів є

досить стабільним: протягом майже всього періоду спостерігається однакова структура каналів у виручці та приведених користувачів.

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. 3 представлено порівняльний аналіз розподілу доходу між маркетинговими каналами відповідно до різних моделей атрибуції.



**Рис. 3. Порівняння перерозподілу виручки між каналами за різними моделями атрибуції**

*Джерело: розрахунки авторів*

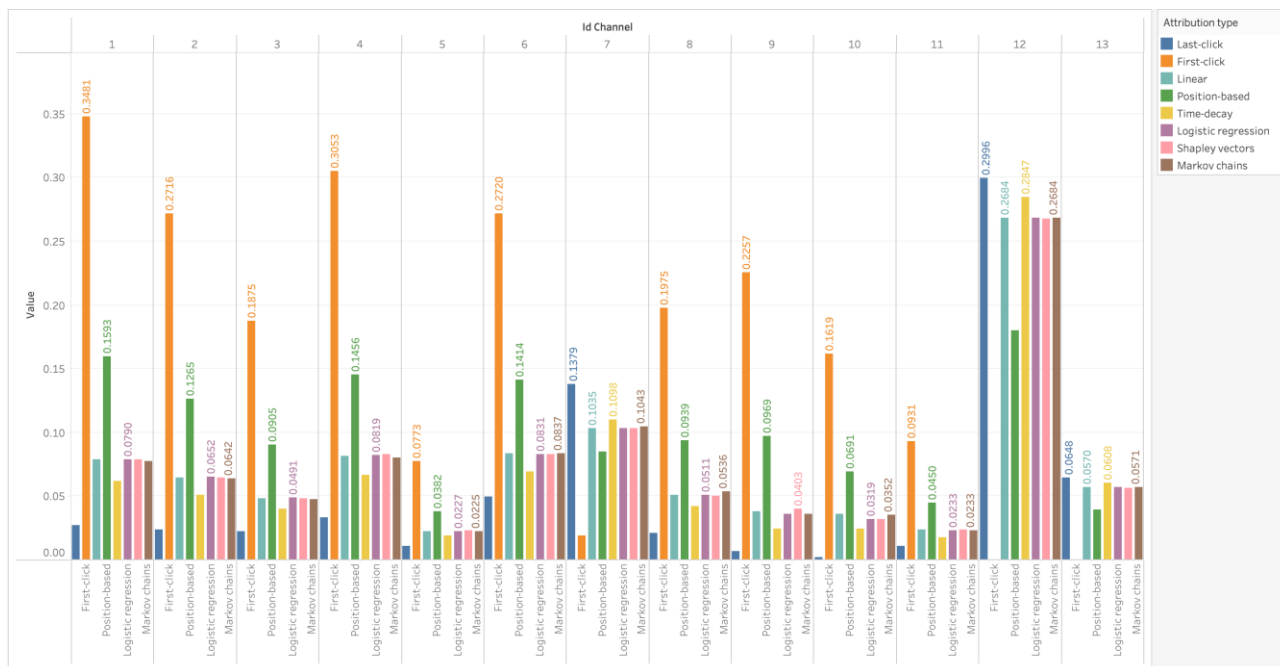
Зауважимо, що майже всі моделі присвоїли найбільше виручки каналам 7 та 12, які давали найбільшу частину прибутку і за Last-click-атрибуцією. Це свідчить про те, що користувачі частіше за все взаємодіють з рекламою саме в цих каналах; відповідно, дані канали є найбільш важливими для залучення та повернення 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, 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. Були побудовані ROC-криві для оцінки точності результатів data-driven моделей атрибуції. Значення AUC (площі під кривою ROC) коливаються залежно 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 у атрибуції виручки до певного каналу залучення, але модель на основі ланцюгів Маркова виділяється серед інших як найбільш точна.

На Рис. 4 представлено значення середньої виручки від 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 First-click модель присвоїла більші ARPU каналам 1–11, що пояснюється віднесенням всієї виручки на першу дію користувача, а не поділом виручки між каналами за певними правилами.

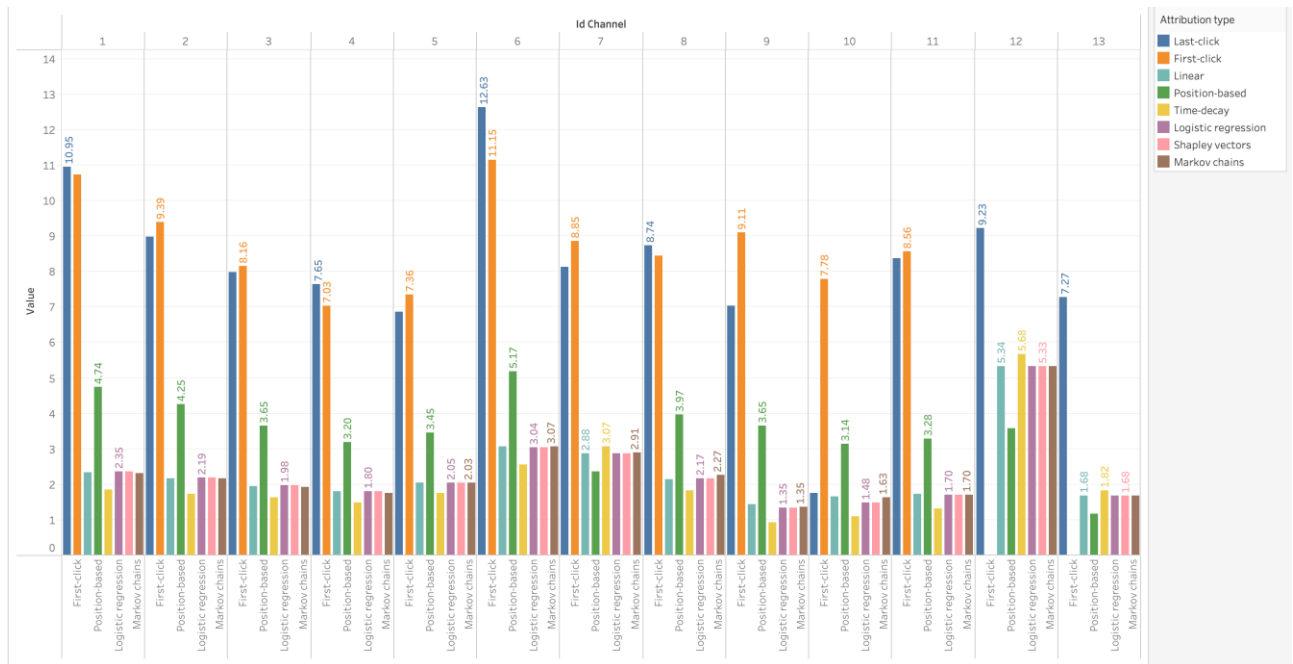


**Рис. 4. Порівняння моделей атрибуції за метрикою ARPU, розподіленою між каналами**

*Джерело: розрахунки авторів*

Зважаючи на різну конверсію в оплату між каналами, варто також порівняти середній дохід на одного платного користувача (ARPPU). На Рис. 5 представлено диференціацію показника **ARPPU** залежно від обраного маркетингового каналу та застосованої моделі 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 метрика 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.



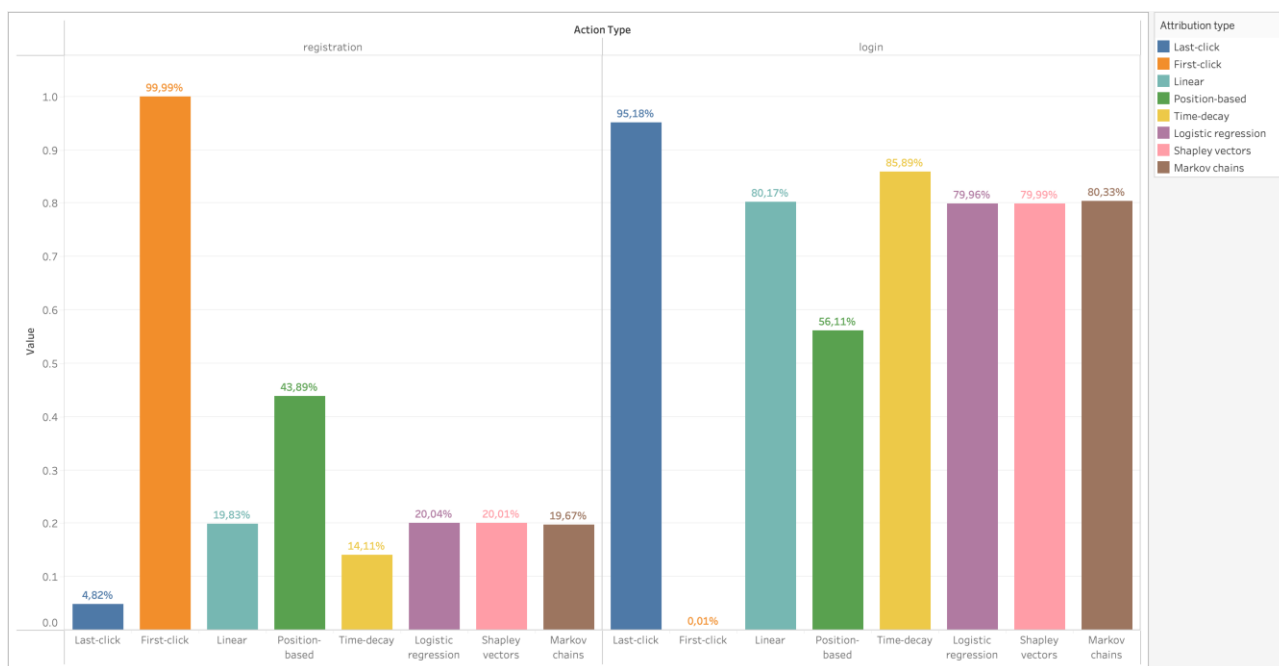
**Рис. 5. Порівняння моделей атрибуції за метрикою ARPPU, розподіленою між каналами**

*Джерело: розрахунки авторів*

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.

На основі аналізу відсоткового розподілу виручки між реєстраціями та логінами користувачів (Рис. 6) встановлено, що більшість моделей, за винятком First-click, атрибуують основну частку доходу саме логінам. Такий розподіл зумовлений домінуванням логінів у загальній структурі взаємодій користувачів із рекламою. Натомість модель First-click акумулює всю цінність на етапі реєстрації, оскільки ця подія є первинною точкою контакту в клієнтському шляху. Отримані результати підтверджують, що вибір моделі атрибуції безпосередньо визначає інтерпретацію ефективності маркетингових каналів у залученні та утриманні клієнтів. Кожна модель

застосовує специфічний підхід: від концентрації на початкових чи фінальних кліках до зваженого оцінювання внеску кожного етапу конверсії. Дослідження виявило, що незалежно від обраного методу, канали 7 та 12 стабільно отримують найбільшу частку виручки, що свідчить про їхню ключову роль в охопленні найбільш платоспроможної аудиторії. Водночас моделі, орієнтовані на першу взаємодію, акцентують увагу на інших каналах, які є критично важливими для залучення нових користувачів на старті продажів.



**Рис. 6. Порівняння розподілу виручки між реєстраціями та логінами користувачів за різними моделями атрибуції**

*Джерело: розрахунки авторів*

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.

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. Дані, отримані з моделей атрибуції, можуть безпосередньо використовуватись для пропорційного розподілу бюджету відповідно до цінності кожного каналу в процесі конверсії.

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.

При порівнянні витрачених бюджетів та зароблених коштів на повернення (логіни) та нові реєстрації користувачів було виявлено, 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 сформувавати 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 такі, як Google Search чи Facebook, дозволяють збільшити охоплення за рахунок додаткового фінансування, тому можуть стати пріоритетними при перерозподілі.

Принцип диверсифікації є критично важливим для стабільності маркетингового портфеля. Оскільки кожен канал охоплює специфічні сегменти аудиторії, важливо зберігати мультибрендовий підхід. Навіть низькоконверсійні джерела можуть відігравати роль допоміжних каналів, формуючи додаткові точки контакту та працюючи на лояльність і впізнаваність. Водночас системне тестування нових гіпотез та форматів дозволить бізнесу вчасно адаптуватися до ринкових трансформацій.

Методологія адаптивного бюджетування передбачає періодичну ревізію фінансових планів з урахуванням динаміки ринкових чинників. Коригування бюджетних часток на основі ітераційного аналізу моделей атрибуції сприяє

побудові релевантної стратегії залучення, яка мінімізує неефективні витрати в умовах високої мінливості середовища.

Отже, ефективна стратегія бюджетування ґрунтується на синергії аналітичних даних, стратегічного бачення ролі кожного каналу та високій точності data-driven рішень. Такий підхід забезпечує формування диверсифікованого та адаптивного маркетингового портфеля, здатного одночасно стимулювати масштабування та гарантувати стабільність фінансових показників.

### ***Висновки та перспективи подальших розвідок у даному напрямі.***

У дослідженні розв'язано актуальне науково-практичне завдання щодо оцінки ефективності цифрових маркетингових кампаній за допомогою моделей атрибуції для оптимізації управлінських рішень. Проведене дослідження підтвердило, що сучасне цифрове середовище характеризується надзвичайною складністю клієнтського шляху, де велика кількість точок взаємодії унеможливорює лінійне визначення джерела конверсії. Встановлено, що класичні підходи до аналізу часто виявляються недостатніми, а посилення політики конфіденційності даних змушує компанії розробляти власні методології збору та інтерпретації інформації. У ході аналізу було доведено, що традиційні моделі на основі правил, як-от First-click чи Last-click, мають обмежену точність через суб'єктивний розподіл цінності, тоді як алгоритмічні Data-driven моделі, зокрема вектори Шеплі, ланцюги Маркова та логістична регресія, демонструють найвищу прогнозну силу. Апробація цих моделей на реальних даних досліджуваного підприємства показала, що вибір методу атрибуції докорінно змінює розуміння ефективності каналів: алгоритмічні підходи забезпечують об'єктивний розподіл виручки та дозволяють ідентифікувати роль допоміжних каналів, які формують впізнаваність і лояльність, але часто ігноруються спрощеними методами. На основі отриманих результатів було запропоновано стратегію адаптивного бюджетування, що базується на принципах диверсифікації та регулярному перегляді часток інвестицій відповідно до актуальних даних моделювання.

Такий підхід забезпечує синергію між стратегічним баченням ролі кожного каналу та високою точністю аналітичних рішень, що дозволяє формувати гнучкий маркетинговий портфель, здатний одночасно стимулювати масштабування та гарантувати операційну стабільність бізнесу в умовах високої ринкової конкуренції.

*Перспективи подальших розвідок у даному напрямі.* Подальші дослідження у сфері data-driven атрибуції можуть бути спрямовані на інтеграцію розроблених моделей із системами автоматизованого управління рекламними ставками (bid management) у режимі реального часу. Окрему увагу варто приділити порівнянню імовірнісних моделей (ланцюгів Маркова) із методами глибокого навчання (зокрема, рекурентними нейронними мережами) для прогнозування конверсій на основі послідовностей дій користувачів. Також актуальним завданням залишається адаптація алгоритмів атрибуції до умов обмеженого доступу до персональних даних (ідентифікація без файлів cookie), що потребуватиме розробки нових підходів до ідентифікації «метакористувачів» на основі синтетичних даних та методів конфіденційного обчислення.

### Література

1. Internet use (2024), “Facts and Figures”, available at: <https://www.itu.int/itu-d/reports/statistics/2024/11/10/ff24-internet-use/> (дата звернення: 24.11.2025).
2. Храпкіна В., Брюшко Н. Сучасні тренди інтернет-маркетингу. *Економіка та суспільство*. 2022. №38. DOI: <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. DOI: [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. (2020). "Characteristics of the digital marketing advantages and disadvantages", *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.* DOI: <https://doi.org/10.1088/1757-899X/940/1/012065>.
5. 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. DOI: <https://doi.org/10.32999/ksu2307-8030/2022-46-4>.
6. Kotler, P., Pfoertsch, W. & Sponholz, U. (2020). "The Current State of Marketing", *H2H Marketing*, Cham, pp. 1–28. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-59531-9\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-030-59531-9_1).
7. Bendle, N. T., Farris, P. W., Pfeifer, P. E., and Reibstein, D. J. (2016). "Marketing Metrics: The Manager's Guide to Measuring Marketing Performance", 3rd Edition. New Jersey: FT Press, 370 p.
8. Hair, J. F. and Sarstedt, M. (2021), "Data, measurement, and causal inferences in machine learning: opportunities and challenges for marketing", *Journal of Marketing Theory and Practice*, vol. 29(1), pp. 65–77. DOI: <https://doi.org/10.1080/10696679.2020.1860683>.
9. Jannah, R., Wahyuningsih, O., & Azzahra, A. (2024). "Implementation of Marketing Techniques on Social Media to Increase Sales Via Repeat Orders", *American Journal of Open Research*, vol. 1(3), DOI: <https://doi.org/10.58811/opsearch.v3i3.109>.
10. Goldberg, S., Johnson, G., & Shriver, S. (2024). "Regulating Privacy Online: An Economic Evaluation of the GDPR", *American Economic Journal: Economic Policy*, vol. 16(1), pp. 325–358. DOI: <https://doi.org/10.1257/pol.20210309>.
11. Gracias, A., Olukemi, A. & Bell, C. (2024). "Cross-Channel Attribution Modeling in the Age of Privacy Regulations", available at: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4907829>.

12. Leguina, J., Rumin, A. & Rumin, R. (2020). "Digital Marketing Attribution: Understanding the User Path", *Electronics*, 11(9), pp. 1822-1847. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics9111822>.
13. Zhang, Y., Wei, Y. and Ren, J. (2014). "Multi-Touch Attribution in Online Advertising with Survival Theory", *IEEE International Conference on Data Mining*, pp. 687-696. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICDM.2014.130>.
14. Shah, D. & Murthi, B. P. S. (2021). "Marketing in a data-driven digital world: Implications for the role and scope of marketing", *Journal of Business Research*, vol.125, pp. 772–779, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.06.062>.
15. Shao, X. & Li, L. (2011). "Data-driven Multi-touch Attribution Models", *Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 258-264, DOI: <https://doi.org/10.1145/2020408.2020453>.
16. Hanaysha, J., Al Shaikh, M., & Alzoubi, H. (2021). "Importance of Marketing Mix Elements in Determining Consumer Purchase Decision in the Retail Market", *International Journal of Service Science, Management, Engineering, and Technology*, 6(12), pp. 56–72, DOI: <https://doi.org/10.4018/ijssmet.2021110104>.
17. Amalia, L., Sertiningsih, H., F., M., S., & Junaidi A. M. (2024). "Advantages and Disadvantages of Utilizing Markov Chains in a Digital Marketing Strategy to Predict E-Commerce Sales", *Scientia. Technology, Science and Society*, 3(1), pp. 43–61, DOI: [https://doi.org/10.59324/stss.2024.1\(3\).03](https://doi.org/10.59324/stss.2024.1(3).03).
18. Чорноус, Г., Петрова, М., Горна, М., Пенев, Н., & Пустовіт, М. Моделювання атрибуції на основі даних у цифровому маркетингу. *Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Економіка*, 2026, 1(228), 191-201. DOI: <https://doi.org/10.17721/1728-2667.2026/228-1/20>
19. Gangopadhyay B., Wang Zh., Chiappa A. S. and Takamatsu S. (2025), "Adaptive Budget Optimization for Multichannel Advertising Using Combinatorial Bandits", DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.02920>.

20. Luzon, Y., Pinchover, R. & Khmelnytskyi, E. (2021). "Dynamic budget allocation for social media advertising campaigns: optimization and learning", *European Journal of Operational Research*, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.08.019>.

21. Wang, X., Li, F. & Jia, F. (2020). "Optimal Advertising Budget Allocation across Markets with Different Goals and Various Constraints", *Complexity*, DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/6162056>.

### References

1. Internet use (2024), "Facts and Figures", available at: <https://www.itu.int/itu-d/reports/statistics/2024/11/10/ff24-internet-use/> (Accessed 24 Nov 2025).

2. Khrapkina, V. & Briushko, N. (2022). "Modern trends of internet marketing", *Economy and Society*, vol. (38). DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-38-64>.

3. Chernysh, T. (2023). "World trends of internet marketing", *World Economy*, vol. 6(131), pp. 112–127. DOI: [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. (2020). "Characteristics of the digital marketing advantages and disadvantages", *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.* DOI: <https://doi.org/10.1088/1757-899X/940/1/012065>.

5. Yarmoliuk, O. Ya., Borysenko, O. S., and Fisun, Yu. V. (2022), "Theoretical and methodological aspects of targeted advertising as a tool of integrated internet marketing", *Kherson State University Herald. Series: Economic Sciences*, vol. (46), pp. 23–29. DOI: <https://doi.org/10.32999/ksu2307-8030/2022-46-4>.

6. Kotler, P., Pfoertsch, W. & Sponholz, U. (2020). "The Current State of Marketing", *H2H Marketing*, Cham, pp. 1–28. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-59531-9\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-030-59531-9_1).

7. Bendle, N. T., Farris, P. W., Pfeifer, P. E., and Reibstein, D. J. (2016). "Marketing Metrics: The Manager's Guide to Measuring Marketing Performance", 3rd Edition, FT Press, New Jersey, USA.

8. Hair, J. F. and Sarstedt, M. (2021), "Data, measurement, and causal inferences in machine learning: opportunities and challenges for marketing", *Journal of Marketing Theory and Practice*, vol. 29(1), pp. 65–77. DOI: <https://doi.org/10.1080/10696679.2020.1860683>.
9. Jannah, R., Wahyuningsih, O., & Azzahra, A. (2024). "Implementation of Marketing Techniques on Social Media to Increase Sales Via Repeat Orders", *American Journal of Open Research*, vol. 1(3), DOI: <https://doi.org/10.58811/opsearch.v3i3.109>.
10. Goldberg, S., Johnson, G., & Shriver, S. (2024). "Regulating Privacy Online: An Economic Evaluation of the GDPR", *American Economic Journal: Economic Policy*, vol. 16(1), pp. 325–358. DOI: <https://doi.org/10.1257/pol.20210309>.
11. Gracias, A., Olukemi, A. & Bell, C. (2024). "Cross-Channel Attribution Modeling in the Age of Privacy Regulations", DOI: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4907829>.
12. Leguina, J., Rumin, A. & Rumin, R. (2020). "Digital Marketing Attribution: Understanding the User Path", *Electronics*, vol. 11(9), pp. 1822-1847. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics9111822>.
13. Zhang, Y., Wei, Y. and Ren, J. (2014). "Multi-Touch Attribution in Online Advertising with Survival Theory", *IEEE International Conference on Data Mining*, pp. 687-696. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICDM.2014.130>.
14. Shah, D. & Murthi, B. P. S. (2021). "Marketing in a data-driven digital world: Implications for the role and scope of marketing", *Journal of Business Research*, vol. 125, pp. 772–779, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.06.062>.
15. Shao, X. & Li, L. (2011). "Data-driven Multi-touch Attribution Models", *Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 258-264, DOI: <https://doi.org/10.1145/2020408.2020453>.

16. Hanaysha, J., Al Shaikh, M., & Alzoubi, H. (2021). "Importance of Marketing Mix Elements in Determining Consumer Purchase Decision in the Retail Market", *International Journal of Service Science, Management, Engineering, and Technology*, vol. 6(12), pp. 56–72, DOI: <https://doi.org/10.4018/ijssmet.2021110104>.
17. Amalia, L., Sertiningsih, H., F., M., S., & Junaidi A. M. (2024). "Advantages and Disadvantages of Utilizing Markov Chains in a Digital Marketing Strategy to Predict E-Commerce Sales", *Scientia. Technology, Science and Society*, vol. 3(1), pp. 43–61, DOI: [https://doi.org/10.59324/stss.2024.1\(3\).03](https://doi.org/10.59324/stss.2024.1(3).03).
18. Chornous, H., Petrova, M., Horna, M., Penev, N., and Pustovit, M. (2026). "Data-driven attribution modeling in digital marketing", *Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economics*, vol. 1(228), pp. 191–201. DOI: <https://doi.org/10.17721/1728-2667.2026/228-1/20>
19. Gangopadhyay B., Wang Zh., Chiappa A. S. and Takamatsu S. (2025), "Adaptive Budget Optimization for Multichannel Advertising Using Combinatorial Bandits", DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.02920>.
20. Luzon, Y., Pinchover, R. & Khmelnytskyi, E. (2021). "Dynamic budget allocation for social media advertising campaigns: optimization and learning", *European Journal of Operational Research*, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.08.019>.
21. Wang, X., Li, F. & Jia, F. (2020). "Optimal Advertising Budget Allocation across Markets with Different Goals and Various Constraints", *Complexity*, DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/6162056>.

*Отримано редакцією журналу / Received: 03.04.26*

*Прорецензовано / Revised: 14.04.26*

*Дата публікації / Published: 23.04.26*