

УДК 004.8

DOI: [https://doi.org/10.30837/bi.2026.1\(104\).07](https://doi.org/10.30837/bi.2026.1(104).07)І. В. Кириченко¹, Г. Ю. Терешенко², О. В. Лазаренко³¹Харківський національний університет радіоелектроніки, м. Харків, Україна, iryna.kyrychenko@nure.ua, ORCID iD: 0000-0002-7686-6439²Харківський національний університет радіоелектроніки, м. Харків, Україна, hlib.tereshchenko@nure.ua, ORCID ID: 0000-0001-8731-2135³Харківський національний університет радіоелектроніки, м. Харків, Україна, oleksandr.lazarenko@nure.ua, ORCID iD: 0009-0005-8957-2770

ДОСЛІДЖЕННЯ ІНСТРУМЕНТАРІЮ СТАТИСТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ У КОНТЕКСТІ ЦИФРОВОЇ МАРКЕТИНГОВОЇ АНАЛІТИКИ

Предметом дослідження є процеси оцінювання та прогнозування ефективності цифрового маркетингу з використанням сучасних інструментів статистичного моделювання.

Метою роботи є проведення всебічного аналізу статистичних моделей оцінки маркетингової ефективності, виявлення їх функціональних переваг та недоліків, а також виробка рекомендацій щодо вибору оптимального методу залежно від бізнес-сценарію.

У статті вирішуються такі завдання: систематизація методів статистичного моделювання, визначення можливостей їх застосування до домену цифрової маркетингової аналітики, вироблення критеріїв вибору актуального інструментарію для різних бізнес-сценаріїв, визначення найбільш ефективного статистичного підходу шляхом проведення багатокритеріального аналізу прийняття рішень (MCDA) методом зваженої адитивної функції корисності.

Були задіяні такі методи: аналіз наукової літератури для систематизації підходів, метод експертних оцінок для ранжування методів, та інструментарій теорії корисності для вирішення багатокритеріальної задачі.

Висновки: обґрунтовано, що висока ефективність маркетингової аналітики досягається не використанням універсального алгоритму, а адаптивним підбором статистичного інструментарію відповідно до типу бізнес-моделі та специфіки наявних даних. Отримані результати експерименту дозволяють стверджувати доцільність використання інструментів аналізу виживаності для підприємств із контрактною моделлю збуту цифрових продуктів.

Наукова цінність: робота систематизує наявні підходи до статистичного моделювання, заповнюючи прогалину у вітчизняній літературі, де бракує методологічного порівняння альтернатив методам машинного навчання у маркетинговій аналітиці.

АНАЛІЗ ВИЖИВАНOSTI, АТРИБУЦIЙНI МОДЕЛI, ВЕЛИКI ДАНI, МАРКЕТИНГОВА АНАЛІТИКА, МЕДІА-МІКС, СПОЖИВАЦЬКИЙ АНАЛІЗ, СТАТИСТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ? СТОХАСТИКА, ТЕОРІЯ ЙМОВІРНОСТЕЙ, ЦИФРОВИЙ МАРКЕТИНГ

I.V. Kyrychenko, G.Yu. Tereshchenko, O.V. Lazarenko. A Study of Statistical Modelling Tools in the Context of Digital Marketing Analytics. The study examines the processes of assessing performance and predicting the effectiveness of digital marketing using statistical modelling tools.

The purpose of the work is to conduct a comprehensive analysis of statistical models for assessing marketing effectiveness, identify their functional strengths and weaknesses, and formulate recommendations for selecting the optimal method based on the business scenario.

The article addresses the following tasks: systematising statistical modelling methods, assessing their applicability to digital marketing analytics, developing criteria for selecting relevant tools for various business scenarios, and determining the most effective statistical approach by solving a multi-criteria decision-making (MCDM) problem using a weighted additive utility model (weighted sum model).

The following methods were used: analysis of the scientific literature to systematise approaches, expert assessment to rank methods, and a toolkit for utility theory to support multi-criteria decision-making.

Conclusions: It is substantiated that high marketing analytics efficiency is achieved not by using a universal algorithm, but by adaptive selection of statistical tools in accordance with the business model and the specifics of the available data. The obtained experimental results allow us to assert the feasibility of using survival analysis tools for enterprises with a contract sales model.

Scientific value: the work systematises existing approaches to statistical modelling, filling a gap in the domestic literature by providing a methodological comparison of alternatives to machine learning methods in marketing analytics.

ATTRIBUTION MODELS, BIG DATA, CONSUMER ANALYSIS, DIGITAL MARKETING, MARKETING ANALYTICS, MEDIA MIX, PROBABILITY THEORY, STATISTICAL MODELING, STOCHASTICS, SURVIVAL ANALYSIS

Вступ

Провідною тенденцією сучасної економіки є цифровізація, яку слід розглядати не просто як технологічний перехід, а як фактор фундаментального переосмислення бізнес-моделей [1], зокрема через динаміку збільшення обсягу вхідних сигналів, притаманну будь-яким системам інтелектуального аналізу

[2]. Найбільш динамічних змін зазнає сфера маркетингу. Вплив технологій ще в середині 1990-х став каталізатором [3] появи терміну "цифровий маркетинг", що охоплює збутову діяльність в онлайн-площині.

Завдяки інноваційним інструментам (платформи, таргетинг) та новим каналам комунікації [4], цифровий маркетинг демонструє найвищі темпи зростання.

За прогнозами [5], ринок цієї галузі зросте до 1,3 трлн дол. до 2033 р. із показником CAGR 9,4%. Цей факт підтверджується активною експансією на ринок аналітичних систем провідних технологічних корпорацій (Google, Microsoft, Adobe та ін.).

Однак розвиток галузі супроводжується новими викликами. Цифровізація зрівняла доступ до каналів збуту для компаній різного масштабу, що істотно посилило конкуренцію та ринкову насиченість. З іншого боку, інформаційне перевантаження трансформувало сприйняття реклами: формується "кліпове мислення", а споживачі частіше приймають емоційні, а не раціональні рішення. Це, разом із мінливістю цифрових інструментів, вимагає переходу від постфактум-оцінки до безперервного моніторингу воронки продажів.

Динамічність ринку стимулює зміщення фокусу на розбудову довірчих відносин. Відбувся перехід від "транзакційного маркетингу" до "маркетингу відносин" [6], де аналізується весь шлях клієнта, а не окрема покупка. Це зумовлює потребу в інтелектуальному аналізі великих масивів даних та автоматизації процесів через платформи маркетингової аналітики. Тому вдосконалення їх теоретичного підґрунтя — моделей статистичного моделювання — є важливою задачею розвитку домену.

1. Аналіз останніх досліджень та публікацій

Можливості використання теорії статистики в цифровому маркетингу пройшли значну еволюцію. В епоху класичної моделі (1960–1980 рр.) дослідження спиралися на концепцію "маркетинг-міксу" (4P) [7] та методи описової статистики. Ключовим інструментом був аналіз кореляцій між витратами на рекламу та продажами, а метрики ефективності (ROI, CPO) розглядалися як незмінні у часі константи. Згодом (у 1990-х рр.) було доведено [8] перспективність інтелектуального аналізу даних: кластерного, факторного аналізу та методів перевірки гіпотез. Однак ці інструменти забезпечували переважно ретроспективний аналіз, тоді як сучасна аналітика потребує проспективного прогнозування — екстраполяції минулого досвіду на майбутнє. Ці задачі вирішуються в межах школи маркетингової економетрики (А. Агарвал, О. Вільчинська, Р. Фріш та ін.). Їхніми зусиллями виокремлено чотири групи алгоритмів:

- макроаналіз інкрементального ефекту маркетингу (моделі часових рядів);
- макроаналіз сукупної стратегії товаропросування (моделювання медіа-міксу);
- мікроаналіз точок рекламного контакту клієнтів (атрибуційні моделі);
- мікроаналіз сегментів споживачів та можливості їх утримання (моделювання утримання).

Підхід на основі часових рядів є найменш проробленим у літературі, хоча має перевагу м'яких вимог до вихідних даних. Сучасні моделі структурних

часових рядів, інтегровані з елементами байєсівської статистики [9], здатні виявляти стохастичні залежності та тренди навіть за умов ринкової нестабільності. Проте даному підходу все ще бракує єдиного методологічного фреймворку, а тому він не набув широкого застосування.

Натомість атрибуційні моделі є глибоко опрацьованими, особливо в контексті споживацької поведінки. Дослідження [10] підтверджує ефективність залучення теорії ігор (вектор Шеплі) для оцінки внеску каналів, а також теорії марківських ланцюгів, що реалізовано на платформах "Adobe Analytics" та "Google Analytics" [11]. Головним недоліком підходу є вимога до значного обсягу та цілісності даних для побудови повного графа точок контакту клієнта з бізнесом [12].

Найбільш популярним у сучасній теорії та практиці є фреймворк "моделювання медіа-міксу" (МММ). Переважний час свого розвитку він покладався на нелінійні регресійні моделі для моделювання впливу контрольованих факторів впливу, а також спеціальні параметричні перетворення для моделювання неконтрольованих коваріат (напр., ф-її Хілла для моделювання "згасання" реклами), але поступово втрачав актуальність через відсутність еволюції.

Ренесанс методу відбувся завдяки дослідженням корпорації "Google" [13], що інтегрували в МММ принципи байєсівської статистики. Це стало причиною ренесансу даного підходу, оскільки змогло повернути інтерес наукової спільноти до прикладних можливостей МММ. Вказані вище та інші релевантні роботи стали основою створення програмних інструментів "LightweightMMM" та "Meridian" від тієї ж компанії "Google", які значно спрощують процес побудови байєсівських МММ-моделей. Враховуючи високу значимість даного фреймворку в останні роки, він дедалі частіше стає предметом дослідження у сучасних наукових працях, як іноземних, так і вітчизняних (див., зокрема, роботу Д. Чана та М. Перрі [14], де детально розглянуто передумови повернення індустрії до МММ через кризу традиційної атрибуції та втрату точності індивідуального трекінгу користувачів).

Розглядаючи інші можливі варіанти вирішення задач маркетингової аналітики, слід зазначити існування ще одного перспективного для проблематики напряму — аналізу виживаності. В економетриці він найчастіше використовується для моделювання субпроцесів утримання та відтоку клієнтської бази, та вивчає зміну її обсягу з часом у розрізах споживацьких сегментів. Зокрема, його впровадження у поширеному бізнес-сценарії неперервних покупок та неконтрактної моделі збуту (напр., готельний бізнес) стало каталізатором появи статистичного фреймворку "Buy-till-you-Die" (BTYD). Зі своїм розвитком, останній набув низку фундаментальних моделей, які спрощують побудову процесів МА. Проте наразі

застосування його інструментарію у сфері маркетингової аналітики вивчено недостатньо глибоко. Серед нечисленних дослідників слід виділити П. Фейдера та Б. Харді, які протягом останніх декількох десятиліть видали низку праць з цієї проблематики. Так, їх робота [15] підкреслює можливість перенесення представлення відтоку клієнтів у контексті задачі сегментації споживачів на проспективну модель прогнозування КРІ життєвої цінності споживачів (*Customer Lifetime Value*) та клієнтського капіталу (*Customer Equity*) у розрізах гомогенних когорт останніх.

2. Визначення не вирішених аспектів проблематики. Мета, завдання роботи

З середини 2010-х рр. домінантним підходом у маркетинговій аналітиці стала галузь машинного навчання. Ринковий аналіз [16] фіксує високий попит на алгоритми градієнтного бустингу, рекурентні нейромережі та ансамблі дерев рішень. Галузеві дослідження [17] підтверджують, що штучний інтелект забезпечує вищу точність прогнозування на великих масивах даних. Проте цей підхід часто призводить до втрати інтерпретованості результатів (ефект "чорної скриньки"), унеможливаючи пояснення причинно-наслідкових зв'язків, критичних для планування маркетингової діяльності.

Водночас розвиток теоретичного фундаменту – статистичного моделювання – суттєво загальмувався. Це зумовлено відносною простотою інтеграції ML-моделей у наявну інфраструктуру та специфікою ринку праці: перенасиченістю фахівцями зі штучного інтелекту на тлі дефіциту експертів із знаннями теорії статистики.

У вітчизняній літературі наразі відсутні роботи, присвячені систематизації та методологічному порівнянню підходів статистичного моделювання. Відтак, питання їх продуктивності на специфічних ринках, зокрема цифрового маркетингу, залишається відкритим. Цим і зумовлена головна мета та задачі даної роботи.

Метою роботи є проведення вичерпного аналізу статистичних моделей оцінки маркетингової ефективності у контексті галузі цифрового маркетингу та задач прикладної маркетингової аналітики, виявлення їх функціональних переваг та недоліків, а також формулювання рекомендацій щодо вибору оптимального методу залежно від типу бізнес-моделі, очікувань від маркетингу та обсягу й формату збутових даних.

Об'єктом вивчення є маркетингові процеси оцінювання продуктивності реалізованих та прогнозування ефективності майбутніх збутових проектів підприємств, що просувають цифрову продукцію в онлайн-середовищі засобами цифрового маркетингу.

Предметом дослідження є сучасні економетричні підходи до аналізу, а також інформаційні методи

оцінки результатів маркетингової діяльності у цифровій площині, які ґрунтуються на підходах статистичного моделювання різних субпроцесів маркетингової діяльності бізнесу.

Задля досягнення наведеної мети, був визначений наступний перелік актуальних завдань:

- дослідити процес МА та виокремити етап проспективного аналізу інформації;
- систематизувати методи моделювання та інтелектуального аналізу маркетингових даних;
- оцінити можливості і обмеження досліджуваних методів в умовах різних бізнес-сценаріїв;
- визначити критерії вибору оптимального статистичного інструментарію для різних типів задач маркетингової аналітики;
- розробити план проведення теоретичного експерименту порівняння альтернативних підходів;
- вирішити багатокритеріальну задачу вибору релевантного методу для проведення експерименту та досягнення поставленої мети.

3. Матеріали та методи

3.1. Декомпозиція процесу маркетингової аналітики.

Маркетингова аналітика як предмет дослідження включає два різні аспекти – практичний та інженерний. З точки зору бізнесу маркетингова аналітика забезпечує чіткий зв'язок між інвестиціями в рекламну діяльність та очікуваною фінансовою віддачею від неї. З інженерної точки зору, маркетингова аналітика, з метою вивчення даних про клієнтів, виявлення інформативних закономірностей, прогнозування майбутньої поведінки споживачів та оптимізації рентабельності інвестицій у маркетинг, застосовує широкий спектр інструментів статистичного аналізу і сценарного моделювання. При цьому ефективність таких інструментів критично залежить від якості та своєчасності даних, що забезпечується впровадженням архітектурних шаблонів типу «Shift-Left», які дозволяють здійснювати очищення та валідацію потоків великих даних безпосередньо поблизу джерел їх виникнення [18].

Процес маркетингової аналітики [19] охоплює шість послідовних етапів (рис. 1):

1. Етап планування маркетингового аналізу.
2. Консолідація збутової інформації та її передобробка.
3. Сегментація або поділ споживацької бази.
4. Виконання двоетапної процедури аналізу.
5. Формування звітності та спрощення результатів для бізнесу.
6. Прийняття бізнес-рішень щодо майбутнього маркетингового проекту.

Для цілей даного дослідження, найбільш значущими етапами виступають перший (планування аналізу) та четвертий (його поетапне проведення).



Рис. 1. Схематичне зображення процесу цифрової МА

Планування маркетингового аналізу передбачає виконання двох обов'язкових процедур: визначення очікувань від збутового проекту та формалізацію критеріїв оцінки ефективності аналізу. Ці критерії набувають форми KPI, зорієнтованих на певні бізнес-цілі – наприклад, залучення нових клієнтів та збереження лояльності наявних споживачів. Залежно від цілей показники ефективності навіть у межах одного ринку збуту у різних підприємств можуть значним чином відрізнятися.

На четвертому етапі, маркетингова аналітика, незалежно від її галузевої спрямованості, повинна вирішувати дві послідовні задачі:

- оцінювати, наскільки добре була здійснена маркетингова діяльність відносно плану;
- визначати стратегію адаптивних змін для більшої рентабельності у майбутньому.

Послідовне вирішення цих задач дозволяє отримати цілісну картину операційної ефективності маркетингового проекту та його подальших перспектив, а також здобути цінні для бізнесу результати (у формі KPI) як у тактичному, так і у стратегічному часовому горизонті.

Обидві задачі вирішуються шляхом інтелектуального аналізу збутових даних, проте з використанням різних інструментів. Перша оцінка поточної ефективності маркетингу реалізується проведенням ретроспективного аналізу інформації. Друга ж, визначення подальших змін, застосовує більш складний тип аналізу – проспективний.

Ретроспективний аналіз намагається узагальнити результати минулої збутової діяльності на поточну шляхом емпіричної екстраполяції наявних спостережень. Він значним чином покладається на базові алгоритми та метрики статистичного аналізу та загалом слугує як фундамент для вироблення релевантних передбачень іншими методами. Прикладом такого результату може бути показник вартості залучення клієнта (CAC), що виражається у формі відношення загальних маркетингових інвестицій до обсягу залучених споживачів певної послуги – вже відомих консолідованих метрик.

Прспективний аналіз базується на ретроспективному аналізі та спрямований на формування

обґрунтованих даними прогнозів цільових показників на певний майбутній період часу. На відміну від нього, цей тип аналізу здатний знаходити часові залежності між періодами спостережень, відстежувати глобальні та локальні тренди, виокремлювати сезонність, а також контролювати кількісний вплив неконтрольованих зовнішніх факторів на показники ефективності маркетингової діяльності. Він представляє більш комплексний аналітичний підхід, а тому залучає більш складний підхід статистичного моделювання (а не аналізу) для вирішення поставлених задач. Прикладом результату даного аналізу може бути показник вартості клієнта (CLTV), що залежить від часу, протягом якого суб'єкт буде вважатися клієнтом, та прибутку, що залучить останній за решту часу взаємодії з бізнесом – ще невідомих предиктивних метрик.

Отже, застосування статистичного моделювання у процесі маркетингової аналітики є доречним лише на етапі безпосереднього аналізу збутових даних, а у ньому – при виконанні процедури проспективного аналізу інформації та формуванні прогнозів по обраних KPI.

3.2. Огляд атрибуційних моделей на основі даних.

Почати огляд визначених в аналізі літератури методів варто з найбільш простого для сприйняття підходу, атрибуції. У контексті маркетингової аналітики атрибуція визначається як процес розподілу внеску окремих елементів маркетингової стратегії у здійсненні перспективним клієнтом певної цільової дії (найчастіше кліку або конверсії). Методологічно цей підхід базується на побудові та аналізі орієнтованого графу (рис. 2) взаємодії клієнтів із точками рекламного контакту бізнесу, де вузлами виступають цифрові канали просування, а ребрами – ймовірнісні переходи між ними у часі. Вивчення причинно-наслідкових зв'язків у такій структурі дозволяє вирішувати задачі як ретроспективного, так і проспективного аналізу.

Еволюція методів атрибуції пройшла два етапи: від евристичних правил до ймовірнісного моделювання. Перше покоління представлено моделями єдиного каналу (англ. Single-Touch Attribution, STA), такими як атрибуція за останньою (англ. Last-Touch) або першою (англ. First-Touch) взаємодією, а також простими позиційними моделями (U-shaped) та кількісними метриками типу RCQ (Reach, Cost, Quality), спирається на жорстко детерміновані евристики розділення внесків. Ці методи ігнорують складну топологію шляху користувача, зводячи весь процес прийняття рішення до однієї або декількох ціннісних подій. Натомість друге покоління – багатоканальна атрибуція (англ. Multi-Touch Attribution, MTA) забезпечує більшу об'єктивність спостережень, оскільки розподіляє вагу цільової дії між усіма точками контакту на основі їхнього фактичного впливу на результат. Перевагою останнього є здатність виявляти скриті взаємодії каналів, які залишаються непоміченими при використанні первинної евристики.

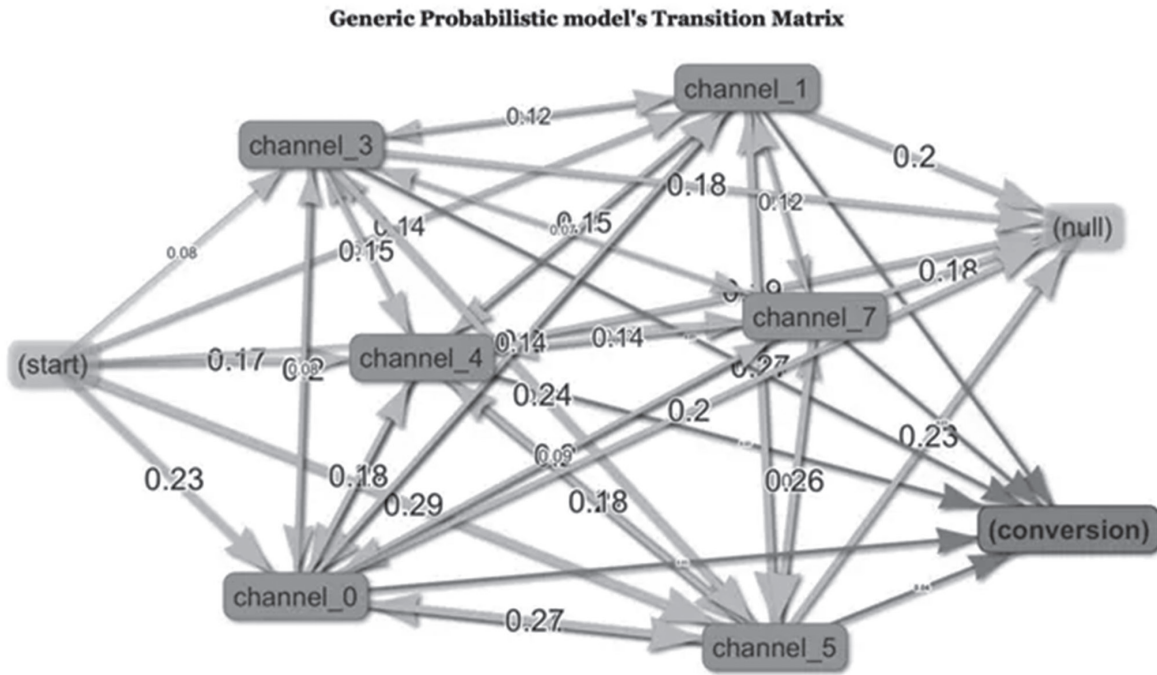


Рис. 2. Схематичне зображення атрибутивного графу споживацької активності

Далі розглянутий математичний апарат трьох найпоширеніших реалізацій МТА.

Першою є фундаментальна модель логістичної регресії, яка є загальновідомим інструментом вирішення задач бінарної (або багатокласової, якщо регресія є множинною) класифікації. Формально атрибуція тут зводиться до оцінки ймовірності настання конверсії $P(c)$ залежно від наявності точок контакту X_i у ланцюжку взаємодії. Модель описується рівнянням (1):

$$P(c) = \frac{e^{\beta_0 + \sum \beta_k X_k}}{1 + e^{\beta_0 + \sum \beta_k X_k}}, \quad (1)$$

де коефіцієнти β_k інтерпретуються як міра якісного впливу k -го каналу на зважений результат.

Перевагою методу є відносна простота інтерпретації вагових коефіцієнтів, проте суттєвим недоліком виступає припущення про лінійну адитивність факторів. Останнє не дозволяє коректно моделювати синергію каналів, якщо не вводити спеціальні перехресні ознаки, що призводить до комбінаторного вибуху розмірності. Цей метод також не враховує стохастичну динаміку клієнтської взаємодії.

Іншим методом реалізації є побудова вектора Шеплі-цінності. Цей підхід походить із теорії кооперативних ігор, де рекламні канали розглядаються як гравці, що формують коаліцію для отримання певного виграву (цільової дії). Метод обчислює граничний внесок каналу "d" за всіма можливими перестановками його участі у графах медіа-міксу (2):

$$\phi_d = \sum_{P \subseteq D \setminus \{d\}} \frac{|P|!(n-|P|-1)!}{n!} (v(P \cup \{d\}) - v(P)), \quad (2)$$

де $v(P)$ – цінність підмножини каналів.

Це забезпечує математично справедливий розподіл цінності та врахування перехресних ефектів. Головним недоліком методу є його складність: кількість підмножин для "n" каналів становить 2^n , що дає часову складність $O(2^n)$ відносно перебору перестановок. Для $n > 20$ точний розрахунок стає неможливим і потребує ітераційної апроксимації (напр., методом Монте-Карло, що дозволяє знизити складність до поліноміальної при певній похибці).

Альтернативою комбінаторному підходу є ймовірнісне моделювання шляху користувача як марківського процесу. Граф станів включає канали S_1, \dots, S_n , стартовий стан "Start" та поглинаючі стани "Conversion" і "Null" (відтік). Матриця перехідних ймовірностей будується на основі емпіричних частот переходів між каналами у шляхах користувачів. Для оцінки важливості каналу використовується метрика ефекту видалення (Removal Effect, RE). Нехай $P(Conv|M)$ – ймовірність досягнення стану "Conversion" у вихідному графі. Тоді якщо видалити вузол "d" з графа, всі переходи до нього будуть прямувати у "Null".

Обчислимо нову ймовірність (3)

$$P(Conv|M \setminus \{d\}) \quad (3)$$

і отримаємо (4):

$$RE_i = 1 - \frac{P(Conv|M \setminus \{d\})}{P(Conv|M)}. \quad (4)$$

Цінність конверсії розподіляється пропорційно нормалізованим ефектам видалення. Марківські моделі, особливо вищих порядків (де стан залежить від "k" попередніх кроків), дозволяють врахувати послідовність подій через переходи між станами.

Складність обчислення матриці переходів представляється як $O(LP)$, де L – середня довжина шляху, P – кількість шляхів, що робить метод масштабованим для довільних обсягів збутових даних. Однак "пам'ять" ланцюга обмежена його порядком. Для гарантії збіжності необхідне виконання першої марківської властивості, що, своєю чергою, зумовлює необхідність у великій (але дискретній) кількості ітерацій для побудови стійкого простору переходів між станами, що зумовлює більші вимоги до вихідних даних.

Предиктивний потенціал атрибуційного підходу обмежений тактичним горизонтом планування. Оскільки він спирається на минулі шаблони поведінки та не адаптує процес моделювання до можливих майбутніх змін, достовірність вироблених їм прогнозів знижується при зміні ринкової кон'юнктури або структури медіа-міксу. Проте при стабільності ринкових умов, методи атрибуції являють вигідну альтернативу більш комплексним підходам. Вихідним результатом моделей атрибуції є набір нормалізованих коефіцієнтів значущості $\omega_i \in [0,1]$ для кожної точки контакту, сума яких дорівнює загальній кількості здійснених цільових дій. Для трансформації цих абстрактних величин у значимі метрики виконується агрегація зважених конверсій в розрізі окремих кампаній або каналів. Головним ретроспективним КРІ виступає атрибутована вартість за дію (Attributed CPA), яка розраховується як відношення фактичних витрат на канал до суми його фракційних внесків (напр., канал отримав 0,4 від однієї конверсії та 0,2 від іншої: кумулятивно 0,6 атрибутованої ваги). Для оцінки перспективної рентабельності розраховується атрибутований ROAS, де внесок від кожної цільової дії розподіляється пропорційно вагам каналів у графі станів.

Також варто зауважити, що застосування атрибуції не стикається зі значними обмеженнями в сучасних бізнес-сценаріях. Критичним фактором є фрагментація даних внаслідок змін у регулюванні доступу до інформації користувачів, зокрема впровадження ініціативи App Tracking Transparency (ATT) від Apple та відмова від сторонніх cookie-файлів у екосистемі трекінгу користувачів від Google. Це призводить до втрати цілісності ідентифікації користувача на різних пристроях, що унеможливує наскрізну атрибуцію відразу по цифрових каналах несумісних екосистем без порушення регуляцій обробки приватних даних. Але ж дослідження продуктивності каналів у межах одного джерела є цілком обґрунтованим та здійсненим.

3.3. Огляд інкрементальних моделей часових рядів.

На відміну від атрибуційного моделювання, яке фокусується на дискретних подіях взаємодії на рівні окремих користувачів, аналіз часових рядів (АЧР) розглядає маркетингову діяльність як

неперервний стохастичний процес на макрорівні. Фундаментальною відмінністю підходу є перехід від питання розподілу конверсійних внесків до задачі вимірювання чистого інкрементального приросту (відомого як "lift") – різниці між фактичними показниками та базовим попитом, який існував би навіть за відсутності маркетингового втручання. Такий контрфактний аналіз дозволяє виокремити досягнення саме рекламної діяльності, та вивчати її кількісний вплив на комерційний успіх бізнесу в ізоляції від органічної складової. Передумовою застосування АЧР є наявність у збутових даних внутрішньої причинної наслідковості: напр., обсяг продажів залежить не лише від миттєвих маркетингових стимулів, а й від інерції ринку, сформованої у попередні періоди спостережень. Така структура, шляхом дослідження часової динаміки, дозволяє виокремити стійкі закономірності, очищені від короткострокових "шумів".

Базовим інструментом моделювання даного підходу виступає клас авторегресійних моделей. Вони базуються на гіпотезі, що майбутнє значення змінної є лінійною функцією її минулих значень. Формально авторегресійна модель порядку " p " описується рівнянням (5):

$$Y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (5)$$

де Y_t – значення відгуку (найчастіше обсяг продажів або конверсій) у момент часу " t ", ϕ_i – коефіцієнти автокореляції, що характеризують силу впливу лагових значень.

Для коректного визначення рекурентних закономірностей у даних в моделях АЧР існує механізм декомпозиції часового ряду на структурні компоненти. До таких компонентів належать: тренд (глобальний напрям розвитку ринку або локальні зміни попиту), сезонність (періодичні календарні коливання), цикли (хвилеподібні атипічні зміни) та випадковий шум (стохастична компонента без детермінованої часової динаміки). Виокремлення цих складових є критичним для забезпечення стаціонарності ряду, на якому можливо проводити подальший регресійний аналіз.

У маркетинговій аналітиці авторегресія розширюється моделями з розподілим лагом (AR+DL) для врахування змін зовнішніх факторів, ковзного середнього (ARMA) для врахування помилок минулих прогнозів, а також інтегрованими моделями (ARIMA) та їх сезонними модифікаціями (SARIMA/(X)). Проте суттєвим обмеженням даного класу моделей є припущення про незмінність автокореляції моделі протягом усього періоду спостережень, що часто не відповідає динамічній природі ринку та збутової діяльності.

Більш адаптивним методом опису динамічних процесів (у т.ч. маркетингової діяльності) є використання моделей простору станів, що представляють

часовий ряд через систему двох рівнянь спостереження та стану (6):

$$\begin{aligned} - y_t &= Z_t \alpha_t + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \sim N(0, H_t), \\ - \alpha_t &= T_t \alpha_{t-1} + R_t \eta_t, \quad \eta_t \sim N(0, Q_t), \end{aligned} \quad (6)$$

де y_t – вектор спостережуваних значень, α_t – вектор прихованих станів (напр., рівень тренду, сезонності), що еволюціонують у часі згідно з матрицею переходу T_t .

Найбільш адаптивним представником класу моделей простору станів у маркетинговій аналітиці виступає метод Байєсівських структурних часових рядів (Bayesian Structural Time Series, BSTS). Узагальнено модель BSTS представляється у вигляді рівняння регресії, компоненти якого є досліджуваними стохастичними процесами (7):

$$y_t = \mu_t + \tau_t + \sum_{m=1}^M \beta_{m,t} X_{m,t} + \epsilon_t, \quad (7)$$

де μ_t – стохастичний тренд, τ_t – сезонна або циклічна компонента, а сума $\beta_{m,t} X_{m,t}$ – регресійний блок, що враховує вплив екзогенних факторів $X_{m,t}$ (витрат на канали просування) із регресійними коефіцієнтами впливу $\beta_{m,t}$, які можуть змінюватися у часі.

Ключовою особливістю методу є формалізація кожного компонента через систему прихованих станів, що еволюціонують за власними імовірнісними законами. Так, локальний лінійний тренд описується системою рівнянь для рівня ряду μ та нахилу тренду λ (8):

$$\begin{aligned} - \mu_t &= \mu_{t-1} + \lambda_{t-1} + \eta_t^{(\mu)}, \\ - \lambda_t &= \lambda_{t-1} + \eta_t^{(\lambda)}, \end{aligned} \quad (8)$$

де $\eta_t^{(\mu)}$ та $\eta_t^{(\lambda)}$ – незалежні помилки, що відповідають за стохастичну зміну рівня та кута нахилу тренду відповідно.

Аналогічним чином моделюються динамічні регресори, що дозволяє враховувати змінну ефективність маркетингових каналів у часі. Еволюція коефіцієнтів β_t задається як процес випадкового (Брунівського) блукання: $\beta_t = \beta_{t-1} + \eta_t^{(\beta)}$. Це дозволяє моделі адаптуватися до структурних зрушень ринку без порушення припущень стаціонарності. Байєсівська природа методу полягає у тому, що всі невідомі параметри та стани розглядаються як випадкові величини з апіорними розподілами. Замість точкових оцінок (характерних для частотних методів типу ММП або ЗМНК), BSTS генерує повний апостеріорний розподіл ймовірностей для кожного параметра, використовуючи алгоритми Марківських ланцюгів Монте-Карло (MCMC), що забезпечують коректну оцінку невизначеності прогнозів.

Повертаючись до АЧР, предиктивний потенціал даного підходу є високим для середньострокового горизонту планування, де інерція ринку та сезонні патерни залишаються стабільними. Хоча класичні

авторегресійні моделі забезпечують надійне прогнозування стаціонарних процесів, жорсткі вимоги до незмінності параметрів обмежують їх перспективи за умови великих часових діапазонів та виникнення непередбачуваних екзогенних шоків. Для задач контрфактичного аналізу, де необхідно апіорі моделювати динамічні структурні зміни, доцільно залучати більш гнучкі моделі, які розглядають параметри системи як змінні величини.

Фундаментальним результатом методів АЧР є побудова контрфактичної траєкторії – часового ряду очікуваних продажів \hat{Y}_t за сценарію відсутності маркетингової активності. Ключовим КРІ тут виступає інкрементальний ліфт, що представляється різницею між фактичними спостереженнями Y_t та змодельованим базовим рівнем на досліджуваному проміжку часу (9):

$$\Delta = \sum (Y_t - \hat{Y}_t). \quad (9)$$

На основі цієї величини розраховується інкрементальний ROAS (iROAS) або інкрементальний CPA (iCPA) – відношення чистого приросту доходу (або обсягу конверсій) до маркетингового бюджету періоду. На відміну від атрибуційних метрик, ці показники відображають лише ту частину результату, яка була отримана безпосередньо маркетинговим втручанням та очищена від сезонності та трендів.

3.4. Огляд моделювання медіаміксу (MMM).

Моделювання медіа-міксу (Marketing Mix Modeling, MMM) – це економетричний підхід до кількісної оцінки внеску маркетингових та немаркетингових факторів у динаміку цільового КРІ. Методологія дозволяє вирішувати завдання ретроспективного аналізу (оцінка рентабельності) та проспективного планування (бюджетна оптимізація) на основі агрегованих історичних даних.

Тут варто підкреслити, що хоча MMM та атрибуційні моделі вирішують суміжну задачу розподілу цінності між каналами просування, обидва підходи оперують на різних рівнях абстракції. Якщо атрибуція фокусується на дискретних подіях у індивідуальних ланцюжках користувачів, то MMM аналізує агреговані величини (часові ряди витрат та продажів), що усуває необхідність ідентифікації та відстеження конкретних клієнтів. Абстраговано MMM можна розглядати як концептуальне узагальнення двох розглянутих раніше підходів: вирішення задачі атрибуції методологічним апаратом аналізу часових рядів.

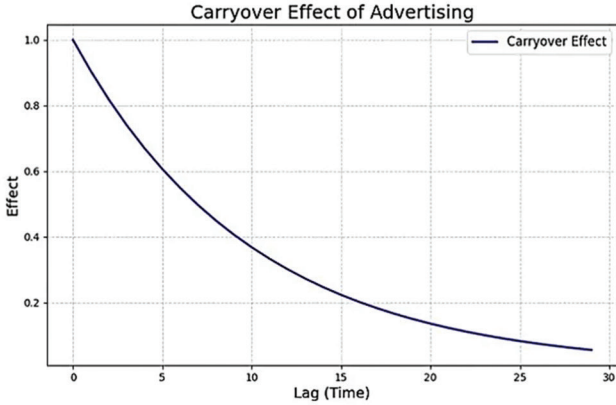
У класичному вигляді MMM формалізується як адитивна лінійна модель множинної регресії:

$$Y_t = \alpha + \sum_{m=1}^M \beta_m f(X_{m,t}) + \sum_{c=1}^C \gamma_c Z_{c,t} + \epsilon_t, \quad (10)$$

де Y_t – значення КРІ у момент часу "t", " α " – базовий рівень продажів (незалежно від реклами),

$X_{m,t}$ а – маркетингова активність m -го каналу, $Z_{c,t}$ – змінні контролю (сезонність, макроекономіка тощо), а β_m та ρ_c – коефіцієнти регресії.

Проте базова лінійна структура суперечить емпіричній природі маркетингового впливу. У фреймворку



МММ для адекватного відображення реальності у рівняння регресії вводяться специфічні параметричні перетворення змінних $X_{m,t}$, які моделюють два ключові стохастичні ефекти: перенос та насичення реклами (див. рис. 3).

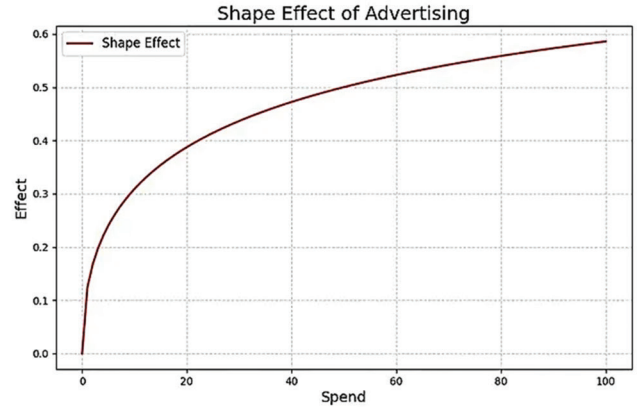


Рис. 3. Графічне зображення кривих ефектів переносу (зліва) та насичення (справа)

Передумовою формалізації цих ефектів є розуміння двох типів нелінійності регресійних моделей: за змінними та за параметрами. Нелінійність за змінними може бути лінеаризованою і вирішеною класичним МНК. Натомість нелінійність за параметрами передбачає, що похідна функції відгуку за параметром сама залежить від цього параметра, що унеможливує знаходження розв'язку через систему рівнянь та вимагає складніших методів.

Перший ефект перенесення описує інерційність впливу реклами, коли витрати у поточний період генерують відгук у майбутньому (феномен «пам'яті» ринку). Найчастіше він моделюється через трансформацію Adstock у формі геометричного загасання (11):

$$Adstock(X_{m,t}) = X_{m,t} + \lambda_m \cdot Adstock(X_{m,t-1}), \quad (11)$$

де $\lambda_m \in [0,1]$ – параметр швидкості згасання цінності реклами. Ця рекурентна властивість фактично перетворює статичну регресію на модель із нескінченним розподіленням лагом (*Infinite Distributed Lag*, IDL) типу перетворення Койка. Наявність λ_m у виразі робить модель нелінійною за цим параметром, оскільки вплив X_{t-k} на Y_t дорівнює $\beta \cdot \lambda^k$, а параметр " λ " неможливо вивести як лінійний множник.

Другий ефект насичення відображає фундаментальний економічний закон спадної віддачі: зі збільшенням обсягів інвестицій граничний приріст ефективності поступово зменшується, прямує до нуля. Ця залежність описується S-подібними (сігмоїдними) кривими, які демонструють повільний старт, фазу швидкого зростання та поступовий вихід на асимптоту. Універсальним інструментом для моделювання такої динаміки у МММ є функція Хілла (12):

$$Hill_m(X_{m,t}, K_m, \gamma_m, S_m) = \frac{S_m \cdot X_{m,t}^{\gamma_m}}{K_m^{\gamma_m} + X_{m,t}^{\gamma_m}}, \quad (12)$$

де S_m – максимальна пропускна здатність каналу (асимптота насичення), K_m – точка напівнасичення, а γ_m – параметр форми, що визначає крутизну кривої.

Введення степеневих показників γ_m робить модель повністю нелінійною за змінними $X_{m,t}$, що вимагає застосування складних методів апроксимації для знаходження розв'язків рівняння.

Врахування цих трансформацій перетворює задачу на проблему нелінійної оптимізації у багатовимірному просторі. Сучасне вирішення полягає у розширенні теоретичного базису МММ шляхом інтеграції байєсівської статистики. Байєсівська економетрична регресія для МММ набуває вигляду (доданки спрощено):

$$Y_t = \sum_{m=1}^M \left(\beta_m \cdot Hill(X_{m,t}, \lambda_m, \dots) \right) + \sum_{c=1}^C \gamma_c Z_{c,t}.$$

У цій формалізації рівняння параметри перетворень (λ , K , γ , S) та коефіцієнти нахилу (β_m) є випадковими величинами з апіорними розподілами. Це дозволяє інтегрувати експертні знання (напр., про неможливість від'ємного впливу реклами) та отримувати стійкі оцінки параметрів через апостеріорний розподіл за загальновідомою формулою Байєса.

Вихідними результатами байєсівської моделі МММ є апостеріорні розподіли параметрів кривих відгуку та коефіцієнтів ефективності для кожного медіа-каналу. Ці параметри трансформуються у криві насичення, що дозволяє розрахувати два критично важливі KPI: середній ROAS (mROAS) для ретроспективної оцінки (внесок каналу / витрати на нього) та граничний ROAS (Marginal ROAS) для проспективного планування. Граничний ROAS визначається як перша похідна функції відгуку в точці поточних витрат і показує ефективність наступної витраченої гривні. Саме на основі вирівнювання граничних ROAS між каналами будується крива оптимального розподілу

бюджету, що є інструментом прийняття стратегічних рішень. Результати представляються у вигляді агрегованих тижневих або місячних звітів у розрізі медіаканалів. Важливо зазначити, що КРІ з MMM (зокрема внесок каналів) є "очищеними" від впливу інших факторів та базового попиту (α), тому вони, як правило, нижчі за показники атрибуції, але ближчі до істинної інкрементальності, яку вимірює АЧР.

Предиктивний потенціал MMM виходить за межі простої екстраполяції трендів. Завдяки розділенню базового рівня попиту (α) та інкрементального впливу маркетингу ($\beta \cdot f(X)$), модель дозволяє проводити сценарне моделювання різних розподілів каналів. Це дає змогу оцінювати наслідки зміни структури медіаміксу та знаходити точку глобального оптимуму функції відгуку (обсягу продажів), максимізуючи ROI при обмеженому бюджеті. Часовий горизонт достовірності прогнозів для MMM є стратегічним (від кварталу до року), оскільки модель спирається на стійкі шаблони, ігноруючи короткостроковий шум.

У висновку варто зауважити, що MMM є найбільш комплексним та перевіреним часом інструментом макроаналізу, останні розширення якого поєднують математичну строгість нелінійної економетрики з гнучкістю байєсівської статистики та висновку. Також, оскільки MMM є частковим випадком АЧР та оперує агрегованими (за часом) даними, він, на відміну від атрибуції, не залежить від персональних даних користувачів, що робить його де-факто стандартом оцінки маркетингової ефективності в умовах обмежень трекінгу клієнтів.

3.5. Огляд моделювання споживацьких процесів.

Альтернативним до каналоцентричної атрибуції та макроекономічного MMM виступає клієнт-орієнтований підхід, що зміщує фокус аналізу з рекламних подій на суб'єктів, які їх генерують. Методологічним фундаментом цього напряму є аналіз виживаності, математичний апарат якого був запозичений з доменів медичної статистики та інженерії надійності. У першому ці методи (відомі як "frailty" моделі) використовуються для прогнозування часу до настання смерті пацієнта, а в останньому – для оцінки часу безвідмовної роботи обладнання під впливом певних навантажень. У контексті маркетингової аналітики поняття "смерті" або "відмови" трансформується у подію відтоку – припинення комерційної взаємодії клієнта з бізнесом, час настання якої є об'єктом прогнозування.

Для усунення високого стохастичного шуму, притаманного індивідуальній поведінці кожного клієнта, а також уникнення надмірного узагальнення агрегованих даних, аналіз даного підходу завжди проводиться на рівні окремих когорт: груп гомогенних клієнтів, об'єднаних певними спільними поведінковими характеристиками. Вхідним вектором даних виступає

історія транзакцій, найчастіше у агрегованому форматі RFM (Recency, Frequency, Monetary Value), що, як і випадку з MMM, дозволяє уникати використання персональних даних.

Вибір коректного статистичного інструментарію моделювання залежить від двох фундаментальних характеристик бізнес-моделі: типу відносин із клієнтом та характеру розподілу здійснених покупок у часі.

1. Тип відносин:

– контрактні: відтік є явною, спостережуваною подією (напр., скасування підписки);

– неконтрактні: відтік є прихованим; бізнес не знає, чи клієнт пішов назавжди, чи просто робить паузу перед наступною транзакцією.

2. Характер часу:

– неперервний: покупка може відбутися у будь-який момент (напр., покупка у магазині).

– дискретний: подія можлива лише у фіксовані моменти (напр., відвідування конференції).

Таке бінарне розділення утворює матрицю рішень (табл. 1), де кожному квадранту відповідає специфічний клас ймовірнісних моделей.

Таблиця 1

Таксономія інструментів аналізу виживаності у контексті МА

| Тип відносин | Контрактні відносини (відтік спостерігається) | Неконтрактні відносини (відтік латентний) |
|--|--|---|
| Неперервний час (транзакції у будь-який момент) | | |
| Приклади бізнес-сценаріїв | Мобільний зв'язок, банкові перекази | Роздрібна торгівля, електронна комерція |
| Статистичний інструмент | Класичний аналіз виживаності (не-/напів параметричні методи) | Параметричне моделювання: Покупки – процес купівлі Пуассона; Вживання клієнта – експон. розподіл |
| Актуальні методи | Процедура Каплана-Мейера, пропорційних ризиків Кокса | Фреймворк BTYD: моделі Pareto/NBD, BG/NBD |
| Дискретний час (транзакції у певні фіксовані періоди) | | |
| Приклади бізнес-сценаріїв | Щомісячні підписки (SaaS), журнальні передплати | Благодійні внески, запис на регулярні події |
| Статистичний інструмент | Дискретний аналіз виживаності (параметричні моделі) | Параметричне моделювання: Покупки – процес купівлі Бернуллі; Вживання клієнта – геометр. розподіл |
| Актуальні методи | Модель клієнтського відтоку: sBG | Фреймворк BTYD: модель BG/BB |

Ключовим результатом застосування чинного підходу є KPI життєвої цінності клієнта та клієнтського капіталу, динаміка яких слугує головним індикатором довгострокової ефективності маркетингової стратегії. Також методи генерують криві утримання та ймовірність активності клієнта у майбутньому, які використовуються для сегментації споживацької бази. Отримані показники відрізняються від попередньо розглянутих підходів: вони є прогностичними і вимірюють цінність відносин, а не ефективність витрат на конкретний рекламний засіб. Тому CLTV не можна прямо порівнювати з CPA або mROAS (вартість активу – ефективність операційних витрат).

Розглянувши ключові підходи до статистичного моделювання задач маркетингової аналітики, можемо перейти до формування плану проведення експерименту.

3.6. Постановка теоретичного експерименту.

Передумовою здійснення процедур інтелектуального аналізу інформації є виконання першого етапу процесу маркетингової аналітики – планування процесу аналізу. У чинній роботі він буде виконаний шляхом синтезу експериментального бізнес-сценарію. У ході виконання експерименту буде вирішена задача багатокритеріального вибору найбільш релевантного статистичного методу для означеного бізнес-сценарію з поміж цільових альтернатив.

Спочатку опишемо сферу функціонування підприємства-суб'єкта експерименту. Для експерименту обрано наступну предметну галузь: підприємство є комерційним B2C-постачальником цифрових продуктів, наповнення яких передбачає вивчення мов програмування в інтерактивному, "гейміфікованому" форматі. Ці продукти реалізуються за контрактною моделлю збуту та надаються кінцевим споживачам у формі SaaS-послуг. Період повторного стягнення коштів за контрактом складає один місяць. Просування товарів здійснюється засобами цифрового маркетингу моноканально: із залученням соціальної мережі "TikTok".

Наступним кроком у формуванні плану експерименту є визначення критеріїв ефективності порівнюваних методів в контексті задач маркетингової аналітики. Шляхом аналізу літературних джерел та думок провідних експертів маркетингової економіки, було сформовано наступний вичерпний набір характеристик:

1. Вимоги методу до обсягу, повноти та структурованості вхідних даних.
2. Тривалість "прогнозного горизонту", який здатен забезпечити відповідний метод.
3. Доступність результатів аналітичного методу для бізнесу та глибина їх інформаційного критерію.
4. Операційна складність інтеграції в існуючий аналітичний процес.

5. Стійкість до зовнішніх факторів та врахування їхнього впливу.

6. Масштабованість реалізації методу відносно розміру вхідних даних.

Для представлення відповідності методів визначеним критеріям було розроблено низку якісних, інтервальних та порядкових шкал вимірювання. Приведення всіх шкал до оптимальності здійснювалося "за максимумом" – тобто в межах всіх критеріїв більше значення вважається кращим у контексті поставленої багатокритеріальної задачі.

– Вимоги до формату вхідних даних: номінальні; рівні: високі (1), помірні (2), мінімальні (3).

– Актуальність прогнозів: інтервальна, тижні; рівні: тактична (1–4), перспективна (5–13), стратегічна (16+).

– Доступність результатів: номінальна; рівні: низька (1), середня (2), висока (3).

– Складність процесної інтеграції: номінальна; рівні: дуже висока (3), висока (2), стандартна (1).

– Стійкість до зовнішніх факторів: номінальна; рівні: вбудована (1), можлива (2), відсутня (3).

– Обчислювальна масштабованість: порядкова; рівні: обмежена (0–60), пропорційна (60–80), лінійна (80–100).

4. Результати та їх обговорення

Для об'єктивного ранжування досліджуваних методів за обраними якісними шкалами в експерименті був задіяний метод експертних оцінок. Для цього шляхом анонімного анкетування були опитані 32 представники зацікавлених у послугах маркетингової аналітики підприємств (фахівців з галузевої аналітики і менеджерів відповідних відділів), компетентні в питаннях маркетингового аналізу та ознайомлені з проблематикою опитування. Критерій вибору підприємств ґрунтувався на їхньому впровадженні у власні аналітичні процеси цифрових платформ маркетингової аналітики – як зарубіжних (напр., Microsoft Dynamics або Google Analytics), так і вітчизняних (напр., Netpeak, Ringostat). Зміст анкети складався з 36 питань закритої форми, кожне з яких слідує загальному шаблону: "Як би Ви оцінили метод <№ 1-6> за критерієм <№ 1-6>", та варіанти якого відповідають категоріям оцінювання, викладеним вище. Якщо респондент не мав досвіду з використанням певного методу, то таке питання можливо було пропустити (такі відповіді не брали участі у розрахунку фінальних оцінок). Загальна кількість отриманих анкетних записів складає 192 одиниці, що відповідає повному охопленню матриці "експерт-метод" (32×6); проте на рівні окремих критеріїв спостерігалася нерівномірна щільність даних (див. табл. 2).

Таблиця 2
Аналіз структури отриманих відповідей

| Альтернатива (метод) | Кількість ціннісних оцінок | Середнє відхилення | Коефіцієнт варіації |
|--------------------------------|----------------------------|--------------------|---------------------|
| Атрибуційні моделі | 186 | 8,4 | 14,0 |
| Регресійні ЧР | 174 | 12,2 | 29,8 |
| Регресійний МММ | 168 | 10,5 | 16,1 |
| Байєсівській МММ | 142 | 15,8 | 21,8 |
| Байєсівські ЧР (BSTS) | 138 | 19,2 | 34,9 |
| Моделі клієнтських субпроцесів | 178 | 9,6 | 18,3 |

Отримана відносна частка пропусків у відповідях прямо корелювала зі складністю методу. Для класичних атрибуційних моделей цей показник склав лише 3,1%, тоді як для байєсівських структурних часових рядів (BSTS) цей показник сягнув 28,4%, що підтверджує один із тезисів даної роботи - дефіцит експертів із глибоким знанням теорії статистики є серйозною проблемою.

На табл. 3 нижче можна побачити фрагмент агрегованої матриці відповідей:

Для зведення інформації, отриманої від респондентів, було застосовано метод усередненого значення, за яким кожна ціннісна відповідь була спочатку приведена до кількісного діапазону [0;100] (евристика наведена нижче), після чого було розраховано середнє арифметичне за кількістю таких відповідей. Отримане дробове значення було округлене вгору до супремуму найближчої категорії за кожним критерієм.

Так, для умовного значення "57,8" за критерієм № 6, за визначеною евристикою, результат буде зведений до мінімального значення найближчої порядкової категорії "пропорційна" та отримає оцінку у 60 балів (див. табл. 4).

Таблиця 3
Фрагмент відповідей респондентів на питання анкети експерименту

| Досвід з плат-формами | Обсяг даних (P1-3) | Горизонт (P1-3) | Інформаційність (P1-3) | Інтегрованість (P1-3) | Стійкість (P1-3) | Масштаб (P1-3) |
|---------------------------------|--------------------|-----------------|------------------------|-----------------------|------------------|----------------|
| Метод 1 | | | | | | |
| Adobe Analytics, HubSpot МН | P3 | P1 | P3 | P1 | P3 | P1 |
| HubSpot МН | P3 | P1 | P3 | P1 | P3 | P1 |
| Метод 2 | | | | | | |
| Microsoft Dynamics 365, Netpeak | P2 | P2 | P2 | P1 | P2 | P1 |
| Netpeak | — | — | — | — | — | — |
| Netpeak, Ringostat | P2 | P1 | P2 | P1 | P2 | P1 |
| ... | | | | | | |
| Метод 6 | | | | | | |
| GA 4, GA 360, Ringostat | — | — | — | — | — | — |
| GA 4, Microsoft Dynamics | P1 | P2 | P2 | P2 | P2 | P2 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |

Таблиця 4

Відображення альтернатив за якісними категоріями шкал вимірювання

| Критерій/ Альтернатива | Атрибуційні моделі | Регресійні ЧР | Регресійний МММ | Байєсівській МММ | Байєсівські ЧР (BSTS) | Моделі клієнтських субпроцесів |
|---|--------------------|---------------|-----------------|------------------|-----------------------|--------------------------------|
| Вимоги до вхідних даних | Мінімальні | Помірні | Помірні | Високі | Високі | Мінімальні |
| Тривалість прогнозного горизонту | Тактична | Тактична | Перспективна | Стратегічна | Стратегічна | Перспективна |
| Інформаційність результатів | Низька | Низька | Середня | Висока | Висока | Середня |
| Складність інтеграції в існуючий процес | Стандартна | Стандартна | Стандартна | Висока | Дуже висока | Стандартна |
| Стійкість до зовнішніх факторів | Відсутня | Можлива | Можлива | Вбудована | Вбудована | Можлива |
| Обчислювальна масштабованість | Лінійна | Пропорційна | Пропорційна | Обмежена | Обмежена | Лінійна |

Зведення якісних шкал до кількісного вигляду.

Для формування справедливих кількісних оцінок методів за критеріями відповідні їм якісні шкали необхідно перевести у кількісний формат. Для якісних шкал критеріїв № 1, 3, 5, 6, кожна з яких має 3 допустимих категорії (спрощено – низьку, середню та високу), буде застосоване наступна конвертація в порядку площину [0;100]: низький: 0, середній: 50, високий: 100. Для критерію № 2 категорії відображені

числом у діапазоні за принципом "довший прогноз – більша корисність для стратегічного аналізу":

Рівень 1. Короткий, тактичний (1–4 тижня): 25.

Рівень 2. Середній, перспективний (5–13 тижнів): 60.

Рівень 3. Довгий, стратегічний (16+ тижня): 100.

Після застосування евристики перетворення якісних шкал у кількісні було отримане фінальне представлення оцінок альтернатив (див. табл.5).

Таблиця 5

Відображення альтернатив за кількісними категоріями шкал вимірювання

| Критерій/ Альтернатива | Атрибуційні моделі | Регресій- ні ЧР | Регресійний МММ | Байєсівській МММ | Байєсівські ЧР (BSTS) | Моделі клієнтських субпроцесів |
|--|-----------------------|--------------------|--------------------|---------------------|--------------------------|-----------------------------------|
| Вимоги до вхідних даних | 100 | 50 | 50 | 0 | 0 | 100 |
| Тривалість прогнозно- го горизонту | 25 | 25 | 60 | 100 | 100 | 50 |
| Інформаційність результатів | 0 | 0 | 50 | 100 | 100 | 50 |
| Складність інтеграції в існуючий процес | 100 | 100 | 100 | 50 | 0 | 100 |
| Стійкість до зовнішніх факторів | 0 | 50 | 50 | 100 | 100 | 50 |
| Обчислювальна масштабованість реалізації | 100 | 50 | 50 | 0 | 0 | 100 |

У якості методу вирішення заданої багатокритеріальної задачі, був задіяний інструментарій Теорії Корисності, зокрема модель лінійної адитивної згортки з ваговими коефіцієнтами (див. табл. 6), які відображають відносну важливість кожного критерія у процесі прийняття стратегічно-обґрунтованого рішення. Як і у випадку з цільовими критеріями, для визначення відносних ваг факторів було проведено експертне опитування серед тої ж самої групи доменних експертів.

Таблиця 6

Відображення відносних ваг критеріїв
(за спаданням показника, зверху-вниз)

| | |
|--------------|------|
| Критерій № 1 | 0,25 |
| Критерій № 2 | 0,30 |
| Критерій № 3 | 0,13 |
| Критерій № 4 | 0,10 |
| Критерій № 5 | 0,12 |
| Критерій № 6 | 0,10 |
| Усього | 1,00 |

Для визначення остаточного показника кожного методу, відповідні критеріальні значення були зведені до зваженої суми за стовпцями. Заради більш сприйнятого порівняння, отримані зважені оцінки були

нормалізовані за відношенням показника до еталонного кількісного значення (100). Після здійснення відповідних розрахунків було отримано остаточне ранжування (табл. 7).

Таблиця 7

Ранжування зважених оцінок кожного з методів
(за спаданням показника, зверху-вниз)

| | |
|------------------|-------|
| Альтернатива № 6 | 0,725 |
| Альтернатива № 4 | 0,600 |
| Альтернатива № 3 | 0,580 |
| Альтернатива № 5 | 0,550 |
| Альтернатива № 1 | 0,525 |
| Альтернатива № 2 | 0,410 |

Висновки

Метою даної роботи було дослідження ефективності використання різних інструментів статистичного моделювання для вирішення ключових задач маркетингової аналітики. Задля цього був здійснений методичний аналіз присвячених проблематиці іноземних і вітчизняних наукових публікацій, який дозволив систематизувати статистичні алгоритми на чотири групи, а також виділити з них ті, які мають застосування в маркетинговій аналітиці.

У якості цільових було розглянуто наступні статистичні моделі:

- стохастичний аналіз часових рядів: клас авторегресійних моделей та модель BSTS;
- моделювання медіа-міксу: економетрична лінійна та байєсівська регресійна моделі;
- атрибуція на основі даних: вектор Шеплі-цінності та модель на основі ланцюгів Маркова;
- аналіз виживаності: моделі процесів утримання та відтоку сегментів клієнтської бази.

Для визначення найбільш релевантного підходу статистичного моделювання був визначений набір критеріїв порівняння альтернатив. Для формування об'єктивної оцінки підходів за всіма критеріями був застосований метод експертної оцінки, у контексті якого проведено анкетування серед маркетингових аналітиків та інженерів даних, що представляли підприємства з налагодженими аналітичними процесами.

У ретроспективі проведення експерименту можна однозначно стверджувати, що використання інструментів аналізу виживаності, зокрема у поєднанні з алгоритмами передобробки вихідних даних та їх сегментуванням по гетерогенним когортам, дозволяють ефективно вирішувати дві задачі маркетингової аналітики: проведення ретроспективного та обґрунтованого результатами останнього проспективного типів аналізу. Отримані результати теоретичного експерименту відкривають перспективні можливості підприємствам зі схожими бізнес-сценаріями – а саме: збутом цифрових товарів за контрактною моделлю та просуванням останніх засобами середовища цифрового маркетингу.

Напрямок подальших досліджень може бути сфокусований на гібридизації різних стратегій статистичного моделювання у єдиний аналітичний конвеєр для вирішення більш комплексних завдань цифрової маркетингової аналітики, а також поєднанні їх базисного математичного апарату з навчальними можливостями штучного інтелекту, зокрема рекурентних нейронних мереж, для більшої узагальнювальної здатності отриманих моделей та покращення продуктивності прогнозів релевантних маркетингових КРІ.

Список літератури:

- [1] Малярчук Н. Роль диджиталізації у розвитку маркетингу та її вплив на організаційну структуру підприємств // Sustainable Socio-Economic Development Journal, V. 1(3-4), P. 90–97. DOI: [https://doi.org/10.31499/2786-7838.ssedj.2023.1\(3-4\).90-97](https://doi.org/10.31499/2786-7838.ssedj.2023.1(3-4).90-97)
- [2] Зберігання великих даних в інтелектуальних системах: монографія / І. В. Кириченко, Г. Ю. Терещенко, Н. О. Шанідзе, Н. В. Шаронова. Харків : ХНУРЕ, 2026. 222 с. DOI: <https://doi.org/10.30837/978-966-659-380-4>
- [3] Окландер М. А., Романенко О.О. Специфічні відмінності цифрового маркетингу від інтернет-маркетингу // Економічний вісник Національного технічного університету України "Київський політехнічний інститут". 2015. № 12. С. 362-371. DOI: <https://doi.org/10.20535/2307-5651.12.2015.45715>
- [4] Omar A., Nermine A. The Impact of Digital Marketing on Consumer Buying Decision Process in the Egyptian Market // International Journal of Business and Management. Vol. 15. P. 120. DOI: <https://doi.org/10.5539/ijbm.v15n7p120>
- [5] Bagekari A. Digital Marketing Service Market Analysis. Annual Report. URL: <https://www.cognitivemarketresearch.com/digital-marketing-service-market-report>
- [6] Borisavljevic K., Egan J.: Relationship marketing: Exploring relational strategies in marketing // Ekonomski Horizonti. 2013. DOI: <https://doi.org/10.5937/EKONHOR1303257B>.
- [7] Приймак В. Методи економічного аналізу. Київ : Центр навчальної літератури, 2019. 296 с.
- [8] Linoff G., Berry M. Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management. 2nd ed. 2004. 672 p.
- [9] Karlsson J. Bayesian Structural Time Series in Marketing Mix Modelling. URL: <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1752040/FULLTEXT01.pdf>
- [10] Zhao K., Mahboobi S. H., Bagheri S. Shapley Value Methods for Attribution Modelling in Online Advertising. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.05327>
- [11] Mehta K., Ekta S. Marketing Channel Attribution Modelling: Markov Chain Analysis // International Journal of Indian Culture and Business Management. 2020. DOI: <https://doi.org/10.1504/IJICBM.2020.109344>
- [12] Danaher P., & van Heerde H. Delusion in Attribution: Caveats in Using Attribution for Multimedia Budget Allocation // Journal of Marketing Research. 2018. Vol. 55. DOI: <https://doi.org/10.1177/0022243718802845>
- [13] Jin Y., Yueqing W. et al. Bayesian Methods for Media Mix Modeling with Carryover and Shape Effects. URL: <https://static.googleusercontent.com/media/research.google.com/ru//pubs/archive/46001.pdf>
- [14] Chan D., Perry M. Challenges and Opportunities in Media Mix Modeling. URL: <https://static.googleusercontent.com/media/research.google.com/en//pubs/archive/2d0395b-c7d4d13ddedf54d744ba7748e8ba8dd1.pdf>
- [15] Fader, P., Hardie, B.. Probability Models for Customer-Base Analysis // Journal of Interactive Marketing. 2009. Vol. 23. P. 61-69. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2008.11.003>
- [16] Mishra A., Reddy U. S. A comparative study of customer churn prediction in telecom industry using ensemble-based classifiers // Proc. ICICI. 2017. P. 721–725. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICICI.2017.8365230>
- [17] Huang, M. H., Rust, R. T. A strategic framework for artificial intelligence in marketing // Journal of the Academy of Marketing Science. 2021. Vol. 49. P. 30-50. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9>
- [18] Vysotska V., Kyrchenko I. Competency module of shift-left architecture in big data // Proc. AICS-CoLInS 2025. V. 4015. P. 32-46. DOI: <https://doi.org/10.31110/COLINS/2025-3/003>
- [19] Городецький Ю. Предикивна аналітика та її роль у прийнятті стратегічних рішень у маркетингу // Journal of Strategic Economic Research. 2023. С. 65-72. DOI: <https://doi.org/10.30857/2786-5398.2023.5.7>

Received (Надійшла) 22.12.2025

Accepted for publication (Прийнята до друку) 18.01.2026

Publication date (Дата публікації) 27.03.2026