

УДК 658.8:005.3

**СУЧАСНІ ПІДХОДИ ДО ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ УПРАВЛІННЯ
МАРКЕТИНГОМ НА ПІДПРИЄМСТВІ:
ПЕРЕХІД ВІД РЕТРОСПЕКТИВИ ДО ПРОГНОЗУВАННЯ**

Петухова А. О.

здобувачка освітнього ступеня бакалавра,
Чернівецький національний університет ім. Юрія Федьковича, м. Чернівці, Україна
ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-2884-0650>

Гордіца Т. М.

науковий керівник,
кандидат економічних наук, доцент,
Чернівецький національний університет ім. Юрія Федьковича, м. Чернівці, Україна
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2598-3624>

В умовах VUCA-середовища (Volatility/Uncertainty/Complexity/Ambiguity), коли ринки характеризуються високою мінливістю, невизначеністю та складними взаємозв'язками між учасниками, традиційні системи оцінки маркетингу, що побудовані переважно на аналізі минулих даних, виявляються недостатніми, адже показники на кшталт обсягу продажу чи частки ринку фіксують результат із запізненням і дозволяють лише констатувати наслідки вже ухвалених рішень. За таких умов підприємству вже недостатньо періодично фіксувати досягнуті значення ключових метрик, що і потребує іншого більш сучасного підходу. Отже, маркетингові рішення доцільно розглядати не тільки з позиції їх минулої результативності, а водночас, і з огляду на їхній потенціал, формувати довгострокову цінність для підприємства. В цьому контексті, система оцінки ефективності управління маркетингом має забезпечувати перехід від виключно ретроспективного аналізу до прогнозування майбутніх тенденцій, зміни поведінки споживачів та очікуваних фінансових результатів [1, с. 2].

В українській практиці спостерігається поступовий перехід від оцінки, основою якої слугують фінансові показники, до застосування більш комплексних моделей оцінювання ефективності управління маркетингом, які охоплюють як економічні, так і поведінкові аспекти. Зокрема, у вітчизняних дослідженнях ефективність управління маркетингом пропонується оцінювати за системою наступних показників: коефіцієнт відповідності маркетингової техніки отримання інформації (на основі експертних оцінок), коефіцієнт рентабельності витрат на збут, рентабельність заходів просування, рентабельність продажів, рентабельність маркетингової технології, коефіцієнт покриття витрат на її впровадження, індекс товарообігу та коефіцієнт задоволеності споживача. На основі цих індикаторів формується інтегральний показник рівня ефективності маркетингових технологій, що дозволяє відстежувати динаміку відхилень від цільових значень та оперативно виявляти проблемні ділянки у системі маркетингового управління. Традиційні методи оцінювання залишаються актуальними, однак вони не відображають усієї складності взаємодії підприємства з ринком [2, с. 225-226].

Разом із тим, навіть розширена система фінансових і частково експертних показників залишається переважно ретроспективною: вона пояснює, що вже відбулося, але у меншій мірі відповідає на питання, що станеться далі. В закордонній практиці класична система контролю в маркетингу спирається переважно на так звані «lagging indicators» – індикатори, що запізнюються, до яких належать виручка, прибуток, частка ринку, NPS (Net Promoter Score/Індекс Лояльності Клієнтів), що вимірюється раз на рік, тощо. Вони дають високий рівень упевненості, але змінюються повільно, тому підприємство отримує зворотний зв'язок уже після завершення маркетингової кампанії чи звітного періоду, коли можливості для коригування мінімальні. Натомість «leading indicators» – кількість активних користувачів, глибина залучення, частота взаємодій, використання інтеграцій, мікроконверсії воронки –

реагують швидше й виступають предикторами майбутніх фінансових результатів. Сучасні підходи до управління й OKR-системи (Objectives and Key Results/Цілі та Ключові Результати) пропонують свідомо замінити частину визначеності «lagging indicators» на чутливість і управління показників, що мають випереджальний характер, з метою отримати можливість коригування маркетингових рішень протягом циклу, а не після його завершення [3].

У наукових роботах останніх років підкреслюється, що саме предиктивна аналітика стає центром сучасної системи управління маркетингом, поєднуючи описовий аналіз із прогнозуванням попиту, оптимізацією портфеля брендів, вибором каналів і цінових стратегій. Для підприємств у кризових чи нестабільних умовах ключовими перевагами прогнозної аналітики є можливість змодельовати майбутній попит, уникнути дефіциту або надлишку запасів, визначити оптимальні ціни з урахуванням конкуренції, сезонності та макроекономічних факторів, а також перерозподілити ресурси між брендами, які зберігають або втрачають привабливість [4, с. 67].

Одним із ключових інструментів переходу від ретроспективи до прогнозування вважається «Propensity modeling» – моделювання схильності клієнта до певної дії (покупки, повторного замовлення, переходу в преміальний сегмент тощо). Такі моделі будуються на базі історії транзакцій, поведінкових сигналів, демографічних і контекстних змінних і дозволяють ранжувати клієнтів за ймовірністю купівлі. Сучасні рішення на базі ШІ для прогнозу наступної покупки дають змогу передбачати, коли клієнт повернеться й що саме він, з високою ймовірністю, додасть до кошика, а далі – запускати персоналізовані пропозиції в потрібний момент [5]. Реальні кейси Amazon, Starbucks і Uber (табл. 1) показують, що використання таких моделей підвищує середній чек через релевантні крос- і апсейл-пропозиції, збільшує повторні покупки та участь у програмах лояльності, а отже забезпечує життєву цінність клієнта (LTV/Lifetime Value) [6].

Наведені приклади (табл. 1) показують, що оцінка ефективності управління маркетингом дедалі більше спирається на показники, які безпосередньо пов'язані з поведінкою клієнтів: середнім чеком, частотою візитів, рівнем участі у програмі лояльності, ймовірністю покупки у відповідь на персональну рекомендацію. Саме ці метрики стають основою для розрахунку прогнозованої життєвої цінності клієнта (pLTV/predictive Lifetime Value) та для ухвалення рішень щодо перерозподілу маркетингових бюджетів між каналами, сегментами та інструментами маркетингу.

Ще один важливий блок – прогнозування відтоку клієнтів як ключового показника ефективності (KPI) управління маркетингом. Зокрема, досвід Netflix вказує, як машинне навчання на основі алгоритмів штучного інтелекту аналізує патерни перегляду, частоту входів, паузи, пропуски та ознаки охолодження інтересу, щоб виділити абонентів з високим ризиком відтоку. На основі цих сигналів система автоматично пропонує індивідуалізовані рекомендації контенту й тригерні кампанії (e-mail, push-повідомлення) для повернення активності, що дозволяє утримувати понад 90% чинної абонентської бази та масштабувати retention-стратегії на мільйони користувачів у реальному часі. Для управління маркетингом це означає перехід від постфактум-аналізу падіння підписок до постійного моніторингу ризикових сегментів і проактивного управління їх поведінкою [7].

Досвід роздрібної мережі Target демонструє доцільне використання прогнозної аналітики для виявлення прихованих змін у життєвій ситуації клієнтів і відповідного налаштування маркетингових комунікацій. На основі аналізу даних про покупки, зокрема лосьйонів без запаху, комплексів кальцію, магнію та цинку й низки інших товарів, було побудовано «Pregnancy prediction score» – індекс ймовірності вагітності для окремих покупчинь. Аналіз близько 25 категорій товарів дозволив виявляти жінок на ранніх етапах вагітності й надсилати їм каталоги з товарами для немовлят ще до того, як вони відкрито декларували зміну життєвої ситуації. Цей кейс продемонстрував не лише потенціал предиктивної сегментації для точнішого управління та націлювання маркетингових кампаній, але також вірогідність того, що надмірно прямолінійне використання прогнозних моделей може провокувати негативну реакцію споживачів. У відповідь компанія почала поєднувати

цільові пропозиції з нейтральними товарами, роблячи персоналізацію менш помітною та психологічно комфортнішою для клієнтів [8].

Таблиця 1

Кейси використання відомими закордонними компаніями прогнозної аналітики з метою покращення ефективності управління маркетингом

Бренд	Форма використання прогнозної аналітики	Показники оцінки ефективності маркетингових рішень	Кількісні результати впровадження
Amazon	Моделі схильності та персоналізовані рекомендації на основі машинного навчання	Продажі, дохід від персоналізованої реклами, показник утримання клієнтів	+25% до продажів за 3 місяці, +18% до доходу від персоналізованих оголошень, +12 п.п. до показника утримання
Starbucks	Аналітика в програмі лояльності та персоналізовані винагороди	Кількість учасників програми, частота візитів, задоволеність	+20% до кількості учасників програми, +15% до частоти візитів
Uber	Прогнозування попиту в режимі реального часу, динамічне ціноутворення, оптимізація розподілу водіїв на основі аналітики	Середній час очікування, завантаженість водіїв, заробіток водіїв, задоволеність клієнтів	-25 % до середнього часу очікування, +10 % до заробітку водіїв, зростання задоволеності клієнтів

Джерело: складено автором на основі [6]

На рівні фінансової оцінки ефективності управління маркетингом відбувається зміщення акценту від короткострокової окупності інвестицій підприємства до прогнозованої життєвої цінності клієнта (pLTV). Сучасні підходи передбачають побудову моделей, які поєднують криві утримання (Retention Curves) із середнім доходом на активного користувача, що дозволяє оцінювати очікуваний дохід на горизонті уже на основі перших днів активності нового користувача. Компанія Delightroom впровадила pLTV-механізм, який прогнозує цінність клієнтів на 180 днів за триденними даними, що дало змогу автоматизувати аналіз ефективності каналів і креативів, скоротити ручну роботу команди (три години на цикл аналізу) й приймати рішення про перерозподіл бюджету не за статичним ROAS (Return On Ad Spend/Окупність Витрат на Рекламу), а за очікуваною довгостроковою віддачею від кожного сегмента (за каналом, маркетинговою кампанією, креативом, країною, часовим інтервалом та ОС) [9].

Широкому поширенню прогнозного підходу сприяє поява в аналітичних платформах і маркетингових сервісах вбудованих моделей машинного навчання. Зокрема, у Google Analytics 4 подано перелік предиктивних метрик, які обчислюються автоматично: це Purchase Probability (ймовірність здійснення покупки впродовж наступних 7 днів для активних користувачів), Churn Probability (ймовірність того, що користувач, активний протягом останніх 7 днів, не повернеться у наступні 7 днів) та Predicted Revenue (прогнозований дохід від покупок за 28-денний термін). Ці показники використовуються для формування предиктивних аудиторій, пріоритизації сегментів у маркетингових кампаніях і аналізу життєвого циклу користувача, що, в свою чергу, дозволяє навіть малим підприємствам оцінювати ефективність маркетингових рішень не лише за минулими конверсіями, а й за ймовірністю майбутніх дій та очікуваним доходом [10].

У сфері платної реклами моделі рLTV інтегруються в інструменти на кшталт Google Performance Max та Meta Advantage+, де ШІ використовується для таргетингу аудиторій із вищим очікуваним внеском у дохід. Для таких рекламних кампаній на основі штучного інтелекту, ефективність пропонується оцінювати через систему прогнозних показників. По-перше, відстежуються тренди прогнозованого доходу за період співпраці з ним, а саме LTV у різних сегментах аудиторії, що дозволяє бачити, які групи користувачів дають зростання майбутнього прибутку. По-друге, аналізуються індикатори креативної втоми (Creative Fatigue), які прогнозують майбутнє зниження ефективності рекламних оголошень ще до різкого просідання коефіцієнту клікабельності CTR (Click-Through Rate/Показник Клікабельності) чи конверсій. По-третє, використовуються метрики насичення аудиторії, що показують, коли поточний сегмент вичерпано і є сенс розширювати таргетинг. Додатково враховуються тренди показника якості (Quality Score), які відображають ефективність налаштувань таргету, та вимірюється інкрементальний приріст – наскільки результати маркетингових кампаній дійсно покращуються завдяки AI-оптимізації порівняно з базовим сценарієм. Аналітика показує, що перехід до такої системи прогнозних показників зазвичай підвищує результативність платних маркетингових кампаній на 20-30% і скорочує час реакції на зміни з кількох днів до кількох годин [11].

Отже, в межах сучасних підходів до оцінки ефективності управління маркетингом на підприємстві формується оновлена система KPI, яка безпосередньо відображає перехід від ретроспективного до прогнозного бачення результатів. У центрі опиняється комплекс показників, що поєднують фінансові результати, життєву цінність клієнтів та особливості їхньої поведінки. Окрім класичного CLV, дедалі більшого значення набувають показники покращення оцінки життєвої цінності клієнтів (динаміка CLV), індекси залучення (глибина переглядів, тривалість сеансів, частота повернень), параметри ставлення до бренду (структура й тональність відгуків, індекси лояльності, активність у цифрових каналах), швидкість переходу від першої до повторних покупок, ризик відтоку, інкрементальний внесок окремих каналів за результатами атрибуційних моделей. Такі показники інтегруються з прогнозними моделями рLTV, статистичними методами Propensity Score Analysis (PSA) та моделями відтоку клієнтів й використовуються не лише для оцінювання вже проведених маркетингових кампаній, а також для розрахунку очікуваних грошових потоків, планування бюджету, пріоритизації сегментів і коригування маркетингових стратегій наперед, що значно покращить прийняття вірних управлінських рішень підприємством. У цьому контексті система оцінки ефективності управління маркетингом на підприємстві набуває рис безперервного прогнозного процесу, орієнтованого на зростання у довгостроковому періоді цінності вже сформованої та запланованої клієнтської бази та посилення конкурентних позицій суб'єкта господарювання в умовах VUCA-середовища, що й є сутністю переходу від ретроспективи до прогнозного управління маркетингом.

Список використаних джерел

1. Biloslavo R., Edgar D., Aydin E., Bulut C. Artificial intelligence (AI) and strategic planning process within VUCA environments: a research agenda and guidelines. *Management Decision*. 2024. <https://doi.org/10.1108/md-10-2023-1944>
2. Чернявський А. В. Оцінка рівня ефективності маркетингових технологій. *Вісник економіки транспорту і промисловості*. 2024. № 86. С. 219-230. <https://doi.org/10.18664/btie.86.310226>
3. Herbig T. Leading and Lagging Indicators: How to Measure the Progress of Product OKRs. *Herbig*. URL: <https://herbig.co/leading-lagging-indicators-okrs/> (дата звернення 25.11.2025)
4. Городецький Ю. Д. Предиктивна аналітика та її роль у прийнятті стратегічних рішень у маркетингу. *Journal of Strategic Economic Research*. 2023. № 5(16). С. 65-72. <https://doi.org/10.30857/2786-5398.2023.5.7>
5. AI-Driven Propensity Modeling to Predict Next Purchase and Boost Customer Loyalty. *Comarch - Global IT Business Products Provider*. URL: <https://www.comarch.com/trade-and-services/loyalty-marketing/blog/ai-driven-propensity-modeling/> (дата звернення 26.11.2025).

6. Top 10 Marketing Analytics Case Studies [2025]. *DigitalDefynd*. URL: <https://digitaldefynd.com/IQ/marketing-analytics-case-studies/> (дата звернення 26.11.2025).
7. Al Islam R. Netflix - Customer Churn Prediction With ML and Personalized Recommendations. Automation & Integration Services for Growth. *Vsenk*. URL: <https://vsenk.com/use-case/netflix-customer-churn-prediction-with-ml-and-personalized-recommendations> (дата звернення 26.11.2025).
8. Kuhn G. How Target Used Data Analytics to Predict Pregnancies. *Drive Research*. URL: <https://www.driveresearch.com/market-research-company-blog/how-target-used-data-analytics-to-predict-pregnancies/> (дата звернення 26.11.2025).
9. Bharadwaj B. Understanding Predictive Lifetime Value (pLTV) in Marketing. *Segwise*. URL: <https://segwise.ai/blog/understanding-predictive-lifetime-value-marketing> (дата звернення 27.11.2025)
10. Set up audiences [GA4] Predictive metrics. *Google Analytics Help*. URL: <https://support.google.com/analytics/answer/9846734?hl=en> (дата звернення: 27.11.2025)
11. Evora J. AI and Predictive Analytics in Paid Ads Targeting. *Growth Rocket*. URL: <https://www.growth-rocket.com/blog/ai-and-predictive-analytics-in-paid-ads-targeting/> (дата звернення 27.11.2025)

УДК 334:005.21:378:502.131.1

ІННОВАЦІЙНІ ПІДХОДИ ДО ПІДГОТОВКИ ПІДПРИЄМЦІВ ДЛЯ СТІЙКОГО РОЗВИТКУ БІЗНЕСУ

Почерніна Н. В.

кандидат економічних наук, доцент,

Таврійський державний агротехнологічний університет імені Дмитра Моторного,
м. Запоріжжя, Україна

ORCID: 0000-0002-6109-6099

Болтянська Л. О.

кандидат економічних наук, доцент,

Таврійський державний агротехнологічний університет імені Дмитра Моторного,
м. Запоріжжя, Україна

ORCID: 0000-0002-6314-4429

Глобальні економічні та екологічні виклики, зокрема кліматична криза, ресурсні обмеження та соціальна нерівність, вимагають кардинального переосмислення парадигми ведення бізнесу. Сучасне підприємництво повинно бути орієнтоване не лише на максимізацію прибутку, але й на забезпечення сталого розвитку. Нинішні трансформаційні процеси в економіці, зумовлені глобалізацією, цифровізацією та кризовими явищами актуалізують необхідність переосмислення підходів до підготовки підприємців. Підприємництво дедалі більше розглядається не лише як джерело економічного зростання, а і як інструмент забезпечення стійкого розвитку бізнесу та економіки загалом. У цьому контексті ключову роль відіграють освітні інституції, які формують підприємницькі компетентності, здатність до інновацій та адаптації до змін. Традиційні моделі підприємницької освіти часто не відповідають вимогам сучасного бізнес-середовища, що потребує впровадження інноваційних підходів до навчання майбутніх підприємців, орієнтованих на стійкість, відповідальність та довгостроковий розвиток. У цьому контексті підприємницька освіта в університетах набуває стратегічного значення, перетворюючись на ключовий інструмент формування нового покоління бізнес-лідерів, здатних створювати стійкі, резильєнтні та соціально відповідальні бізнес-моделі. Метою сьогодення є систематизація та обґрунтування інноваційних підходів до