

УДК 004.94:005.311

DOI: 10.31673/2412-9070.2026.318115

О. В. БОНДАРЕНКО¹, студент;

ORCID: 0009-0008-2516-143X

А. В. АНТОНЕНКО², канд. техн. наук, доцент;

ORCID: 0000-0001-9397-1209

О. І. ГОЛУБЕНКО¹, канд. техн. наук, доцент;

ORCID: 0000-0002-1776-5160

Н. О. ЛАЩЕВСЬКА³, канд. техн. наук, доцент,

ORCID: 0000-0003-2148-115X

¹ЗВО «Міжнародний науково-технічний університет імені академіка Юрія Бугая», Київ²Національний університет біоресурсів і природокористування України, Київ³Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

АВТОМАТИЗАЦІЯ МОДЕЛЮВАННЯ СЦЕНАРІЇВ РОЗВИТКУ БІЗНЕС-РІШЕНЬ

Стаття присвячена автоматизації моделювання сценаріїв розвитку бізнес-рішень на основі аналізу поведінкових метрик користувачів веб-проектів. Дослідження базується на тестовій вибірці даних, що імітують реальні показники з аналітичних систем (Google Analytics, Vinotel, CRM), включаючи параметри: регіон (місто), кількість переглядів сторінок (page_view), кліки по рекламі (ad_click), факт покупки (purchase) та тривалість взаємодії (duration). Повна вибірка охоплює 20 записів з різних регіонів України, що дозволяє моделювати цифрову взаємодію. Перший етап – кореляційний аналіз залежності між page_view та ad_click. Перевірка нормальності розподілу за Шапіро-Уїлка показала відхилення від нормальності ($p < 0.05$), тому застосовано коефіцієнт Спірмена ($\rho = 0.8548$, $p < 0.001$), що підтверджує сильний прямий зв'язок. Аналіз реалізовано в Python з використанням бібліотек Pandas, Matplotlib, Seaborn та SciPy, з візуалізацією у вигляді діаграми розсіювання. Застосована класифікаційна модель дерева рішень DecisionTreeClassifier для прогнозу покупки. Модель досягла точності 95%, з метриками precision 0.91–1.00, recall 0.90–1.00, f1-score 0.95. Візуалізовано дерево рішень, виявлено граничні випадки помилок (наприклад, для Дніпра). Логіка моделі включає умови на основі page_view та ad_click, що забезпечує інтерпретованість для інтеграції в бізнес-логіку. Наступний крок – логістична регресія (LogisticRegression) для оцінки ймовірності покупки. Точність 85%, правильно класифіковано 17 з 20 об'єктів; матриця помилок, метрики: precision 0.82–0.89, recall 0.80–0.90, f1-score 0.84–0.86. Візуалізовано межі класифікації та логістичні криві для залежностей purchase ~ page_view та purchase ~ ad_click, що демонструють позитивну залежність. Для врахування часового фактора застосована Соx-регресія (модель пропорційних ризиків). Ознака ad_click має позитивний вплив ($\log(HR) \approx 1.1$, $p=0.19$), page_view – слабкий негативний ($\log(HR) \approx -0.08$, $p=0.44$), але без статистичної значущості через малу вибірку. Рекомендовано розширення даних для підвищення точності. У практичному прикладі для e-commerce компанії з низькою конверсією (1.8%) змодельовано інтелектуальну систему з LDA та QDA (точність 100%). Сценарне моделювання дій (наприклад, add_product_reviews, personalize_content, optimize_landing_page) підвищило прогнозовану конверсію до 50–70%, досягнувши цілі 2.5% з мінімальними витратами. Система інтегрує моделі для адаптивних бізнес-стратегій. Запропонований підхід автоматизує сценарне моделювання, поєднуючи статистичні методи з машинним навчанням для оптимізації бізнес-рішень у цифровому середовищі. Результати підтверджують ефективність для прогнозування поведінки та формування дій, з потенціалом масштабування.

Ключові слова: бізнес-рішення, поведінкові метрики, кореляційний аналіз, дерево рішень, логістична регресія, Соx-регресія, машинне навчання, конверсія, автоматизація.

© О. В. Бондаренко, А. В. Антоненко, О. І. Голубенко, Н. О. Лащевська, 2026

Вступ

Постановка проблеми. Незважаючи на активне використання сценарного моделювання в бізнес-практиці, досі не сформовано уніфікованих моделей, які дозволяють системно прогнозувати розвиток бізнес-рішень з урахуванням багатоваріантності поведінки та змін зовнішнього середовища. Це ускладнює стратегічне планування в умовах нестабільної економіки, високої конкуренції та цифрової трансформації.

Бізнес-системи, що включають фінансові, операційні та поведінкові компоненти, взаємодіють через складні залежності, які важко формалізувати без математичних моделей. Відсутність прозорих алгоритмів інтеграції таких моделей у реальні управлінські процеси призводить до фрагментарності рішень та зниження ефективності реагування на ризики.

Більшість існуючих підходів базуються на статичних шаблонах або ручному аналізі, що не дозволяє оперативно адаптуватися до змін. Недостатньо досліджено, як автоматизовані інструменти – алгоритми класифікації, регресії, сценарного дерева – можуть інтегруватися у бізнес-аналітику для формування динамічних стратегій.

Актуальним є створення моделей, здатних враховувати не лише фінансові показники, а й поведінкові патерни, часові лаги, сезонність та зовнішні фактори (інфляція, зміна попиту, регуляторні обмеження). Це дозволить сформувати адаптивні системи підтримки рішень, які поєднують точність розрахунків з управлінською гнучкістю.

Необхідна розробка автоматизованої платформи сценарного моделювання на базі відкритих інструментів (Python, Pyomo, Pandas, Scikit-learn), адаптованої до специфіки українських компаній. Така система має забезпечити технічну ефективність, прозорість та практичну інтеграцію в управлінські процеси.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Питання автоматизації сценарного моделювання в бізнес-середовищі охоплює кілька взаємопов'язаних напрямів: стратегічне планування, інтелектуальні системи підтримки рішень, математичне моделювання та застосування цифрових інструментів. У сучасній літературі простежується тенденція до інтеграції методів оптимізації, машинного навчання та ERP-систем у процеси прийняття управлінських рішень [1]-[25].

Зокрема, у роботах Erdmann, Sichel та Yeung [8] розглядаються когнітивні бар'єри, які заважають ефективному сценарному плануванню та пропонуються практичні підходи до їх подолання. Heikkinen та співавтори [12] аналізують причини провалу сценарного моделювання в умовах високої невизначеності, акцентуючи увагу на адаптивності та гнучкості стратегій.

Практичні аспекти реалізації моделей автоматизації розкриті у матеріалах DataCamp [3], Real Python [19] та GitHub [11], де демонструється застосування бібліотек Pyomo, алгоритмів регресії та сценарного аналізу на основі еластичності попиту. Ці джерела мають прикладне значення для побудови моделей, подібних до тих, що реалізовані в рамках даного дослідження.

Інституційні джерела, такі як Deloitte UK [4] та FasterCapital [10], висвітлюють роль моделювання у формуванні стійких бізнес-стратегій, підкреслюючи важливість симуляцій та прогнозування в умовах нестабільного ринку. Додатково, роботи Emerald Publishing [7] та PubAdmin Institute [18] розкривають методологічні основи стратегічного мислення, що базується на сценарному підході.

Окрему увагу заслуговують дослідження, які поєднують автоматизоване моделювання з візуалізацією сценаріїв, що дозволяє покращити інтерпретацію результатів та прийняття рішень на рівні керівництва. Такий підхід сприяє не лише технічній ефективності, а й підвищенню прозорості управлінських процесів.

Таким чином, аналіз літератури підтверджує актуальність теми дослідження та демонструє наявність як теоретичних, так і практичних напрацювань, які можуть бути адаптовані для автоматизованого моделювання бізнес-сценаріїв.

Формулювання мети статті

Метою роботи є створення автоматизованої моделі сценарного моделювання для підтримки управлінських рішень у бізнес-середовищі. Об'єктом дослідження виступає процес формування та адаптації бізнес-сценаріїв на основі аналізу даних і змін зовнішніх умов. Предметом дослідження є алгоритми класифікації, регресії та оптимізації, реалізовані у цифровій платформі на базі Python-інструментів. Очікуваним результатом є створення прозорої, масштабованої та адаптивної моделі, яка може бути використана для стратегічного планування, фінансового прогнозування, оцінки ризиків та оптимізації бізнес-процесів.

Виклад основного матеріалу

Для реалізації автоматизованої моделі сценарного моделювання сформовано тестову вибірку поведінкових метрик користувачів веб-проєкту (табл. 1). Дані імітують реальні показники, отримані з аналітичних систем (Google Analytics, Binotel, CRM) і охоплюють ключові параметри цифрової взаємодії:

- Місто – регіональна прив'язка користувача;
- `page_view` – кількість переглянутих сторінок;
- `ad_click` – кількість кліків по рекламі;
- `purchase` – факт покупки (1 – так, 0 – ні);
- `duration` – час до настання події у хвиликах.

Таблиця 1

Фрагмент вибірки

Місто	<code>page_view</code>	<code>ad_click</code>	<code>purchase</code>	<code>duration</code>
Харків	37	4	1	4013
Київ	23	2	1	1764
Львів	20	1	0	6650
Одеса	8	0	0	7102
Дніпро	15	1	1	2345
Івано-Франківськ	14	2	1	1399
Миколаїв	19	2	1	1203
Луцьк	9	0	0	7100

Зазначені ознаки використовуються для побудови класифікаційних, регресійних та `survival`-моделей, що дозволяють моделювати сценарії розвитку бізнес-рішень. Повна тестова вибірка містить 20 записів, що охоплюють різні регіони України. Для демонстрації наведено фрагмент.

Першим кроком дослідження стало виявлення взаємозв'язку між ключовими поведінковими ознаками користувачів, що дозволяє сформулювати основу для подальшого сценарного моделювання. Зокрема, було проаналізовано залежність між кількістю переглядів сторінок (`page_view`) та кліками по рекламі (`ad_click`), які є індикаторами залученості та рекламної активності.

З метою виявлення взаємозв'язку між цими ознаками проведено кореляційний аналіз. Розрахунки виконано в середовищі Python із використанням бібліотек `Pandas`, `Matplotlib`, `Seaborn`, `SciPy`, що дозволило автоматизувати процес обробки та візуалізації даних. Попередньо здійснено перевірку нормальності розподілу змінних за критерієм Шапіро-Уїлка. Оскільки обидві змінні не відповідають нормальному розподілу ($p < 0.05$), для оцінки зв'язку застосовано коефіцієнт Спірмена.

Фрагмент реалізації:

```
stat_x, p_x = shapiro(x)
```

```
stat_y, p_y = shapiro(y)
```

```
if p_x > 0.05 and p_y > 0.05:
```

```
    corr, pval = pearsonr(x, y)
```

else:

$$corr, pval = spearmanr(x, y)$$

За результатами розрахунків отримано:

- Метод кореляції: Спірмена;
- Коефіцієнт кореляції: $\rho = 0.8548$;
- p-value: < 0.001 ;
- Тип зв'язку: прямий;
- Сила зв'язку: сильний.

Отримані результати свідчать про статистично значущий прямий зв'язок між метриками, що підтверджує гіпотезу про залежність рекламної активності від загальної залученості користувача. Такий підхід дозволяє інтегрувати кореляційний аналіз у систему сценарного моделювання для формування адаптивних бізнес-рішень.

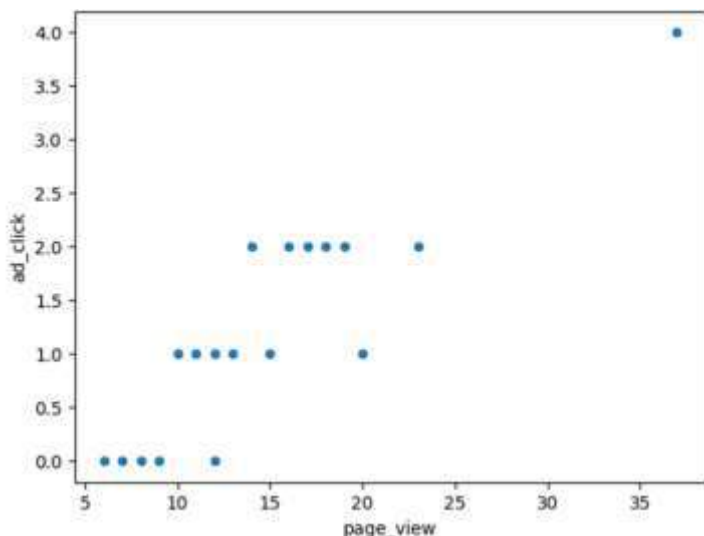


Рис. 1. Діаграма розсіювання між кількістю переглядів сторінок та кліками по рекламі

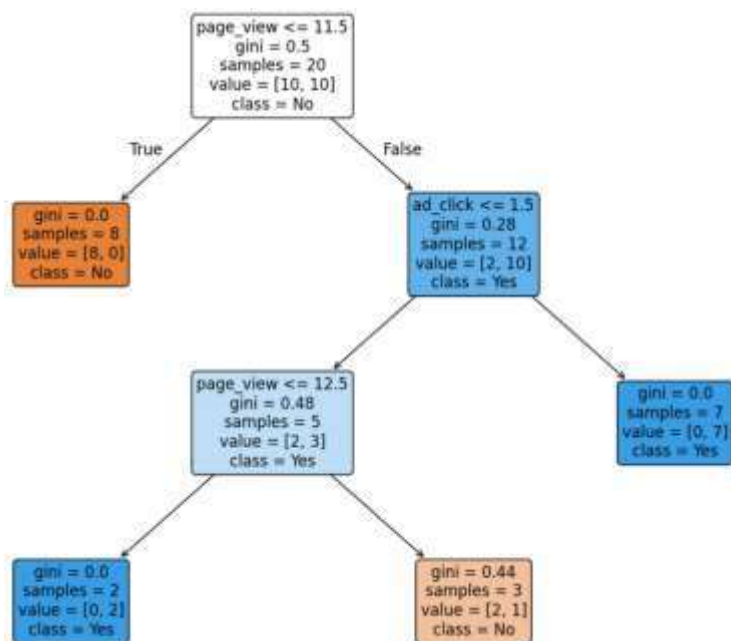


Рис. 2. Дерево рішень для прогнозу покупки

об'єкт: Дніпро (page_view = 15, ad_click = 1, purchase = 1 → predicted = 0).

Наступним кроком дослідження стало застосування нелінійного регресійного аналізу для класифікації факту покупки на основі поведінкових ознак користувача. Для цього використано модель дерева рішень, яка дозволяє формалізувати логіку прийняття рішень у вигляді послідовних умов.

Модель побудовано за допомогою алгоритму DecisionTreeClassifier (глибина = 3), що забезпечує баланс між точністю класифікації та інтерпретованістю результатів. Візуалізація дерева (рис. 2) демонструє ключові вузли, умови розгалуження та прогнозовані класи.

Фрагмент реалізації:

```

model =
DecisionTreeClassifier(max_depth=3,
random_state=42)
model.fit(X, y)
plot_tree(model,
feature_names=X.columns,
class_names=["No", "Yes"],
filled=True)
    
```

Основні результати:

- 1) Точність класифікації: 95%;
- 2) Метрики моделі:
 - precision = 0.91–1.00 – частка правильних передбачень серед усіх передбачених «купив»;
 - recall = 0.90–1.00 – частка виявлених «купив» серед усіх, хто справді купив;
 - f1-score = 0.95 – баланс між точністю і повнотою;
- 3) Неправильно класифікований об'єкт: Дніпро (page_view = 15, ad_click = 1, purchase = 1 → predicted = 0).

Модель демонструє здатність точно класифікувати чисті випадки, проте може помилятися при складних комбінаціях ознак (табл. 2). Виявлений граничний випадок свідчить про потенціал для покращення – шляхом додавання нових ознак або поглиблення структури дерева.

Таблиця 2

Логіка моделі

Умова	Прогноз
$page_view \leq 11,5$	Не купив
$page_view > 11,5 \wedge ad_click > 1,5$	Купив
$page_view > 11,5 \wedge ad_click \leq 1,5 \wedge page_view \leq 12,5 \wedge value = [0,2]$	Купив
$page_view > 11,5 \wedge ad_click \leq 1,5 \wedge page_view > 12,5 \wedge value = [2,1]$	Не купив

Застосування дерева рішень у межах автоматизованої системи сценарного моделювання дозволяє не лише прогнозувати поведінку користувачів, а й формувати прозорі правила класифікації, що можуть бути інтегровані у бізнес-логіку цифрових платформ.

Наступним кроком дослідження стало застосування логістичної регресії для класифікації факту покупки на основі поведінкових ознак користувача. Модель дозволяє оцінити ймовірність належності об'єкта до класу «купив» залежно від значень ознак `page_view` та `ad_click`.

Для побудови моделі використано алгоритм Logistic Regression із бібліотеки Scikit-learn. Розрахунки виконано в середовищі Python, а візуалізацію реалізовано за допомогою Matplotlib, Seaborn та statsmodels.

Для наочного представлення роботи моделі побудовано три графіки:

1. Межа класифікації логістичної регресії (рис. 3). Модель розділяє простір ознак на дві області: ● червоний – прогноз «не купив», ● синій – прогноз «купив». Реальні точки нанесено поверх фону, що дозволяє оцінити точність класифікації. У прикордонних зонах ймовірність помилки зростає – це типово для логістичної регресії.

2. Логістична крива: $purchase \sim page_view$ (рис. 4). Графік демонструє, як змінюється ймовірність покупки залежно від кількості переглядів сторінок. Чорна крива – логістична функція. Сірий фон – 95% довірчий інтервал. Точки – реальні об'єкти (● не купив, ● купив).

3. Логістична крива: $purchase \sim ad_click$ (рис. 4). Модель демонструє чітку позитивну залежність: чим більше кліків – тим вища ймовірність покупки. Ознака `ad_click` може бути використана як ключовий тригер для таргетованих маркетингових рішень.

На графіку показано, як модель намагається передбачити, чи людина купить товар чи ні, залежно від двох факторів — кількості переглядів сторінки та кліків по рекламі. Синій фон означає, що модель вважає: «швидше за все купив», а червоний – «швидше за все не купив». Кольорові точки – це реальні приклади: сині — ті, хто купив, червоні – ті, хто ні. Якщо точка потрапляє у «правильну» зону – модель вгадала. Якщо в «неправильну» — помилилась. Найбільше помилок – там, де синій

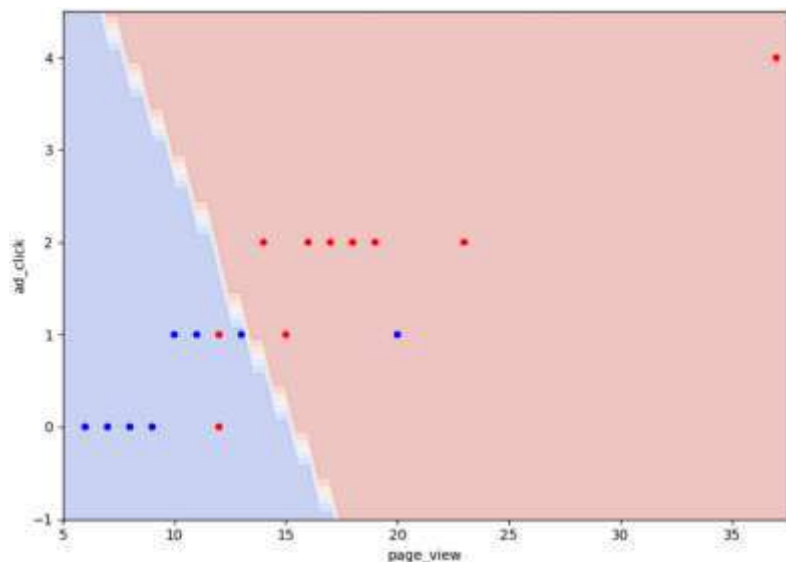


Рис. 3. Межа класифікації логістичної регресії

і червоний фон змішуються. Це при-кордонна зона, де модель не впевнена. Така поведінка – нормальна для цього типу моделі, яка працює з ймовірностями, а не з чіткими «так» чи «ні».

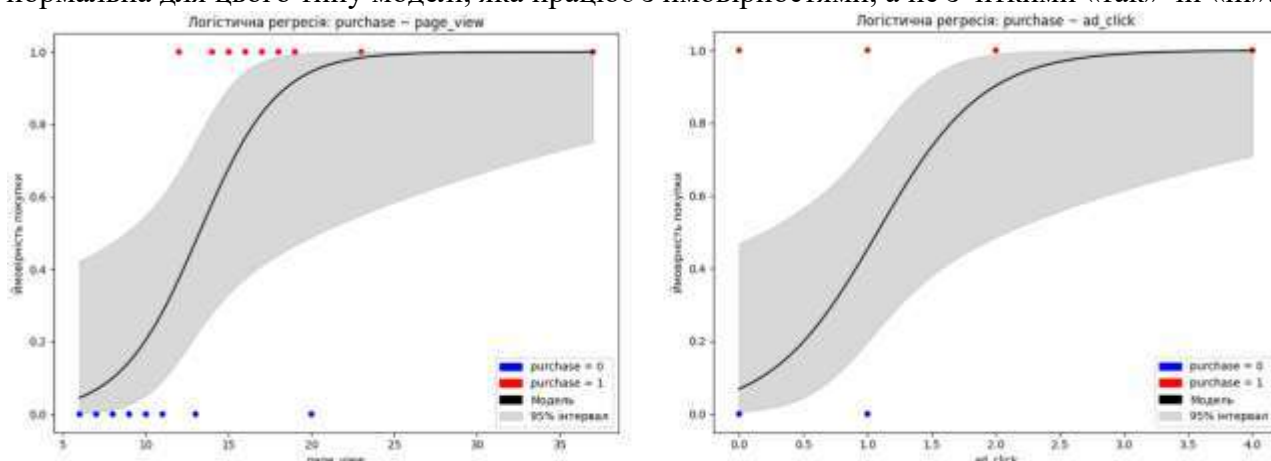


Рис. 4. Логістичні криві: purchase ~ page_view та purchase ~ ad_click

Результати класифікації (): точність (accuracy): 0,85; кількість правильно класифікованих об’єктів: 17 з 20; неправильно класифіковані об’єкти: Львів, Запоріжжя, Рівне; матриця помилок: $\begin{bmatrix} 9 & 1 \\ 2 & 8 \end{bmatrix}$.

Значення precision і recall збалансовані між класами, що свідчить про стабільну роботу моделі. F1-score перевищує 0.8 для обох класів.

Таблиця 3

Метрики класифікації

Клас	precision	recall	f1-score	support
0	0,82	0,90	0,86	10
1	0,89	0,80	0,84	10

precision – точність передбачень для кожного класу;

recall – здатність моделі виявити всі об’єкти класу;

f1-score – баланс між precision і recall;

support – кількість об’єктів у кожному класі.

Модель логістичної регресії забезпечила точність 85%, демонструючи здатність ефективно класифікувати факт покупки на основі поведінкових ознак. Візуалізація межі класифікації та логістичні криві підтверджують позитивну залежність між ознаками та ймовірністю конверсії. Помилки класифікації зосереджені поблизу межі, що вказує на потенціал для покращення моделі – через розширення ознак, використання складніших алгоритмів або оптимізацію параметрів.

Наступним кроком дослідження стало застосування моделі пропорційних ризиків (Cox-регресії) для оцінки впливу поведінкових ознак на ризик покупки з урахуванням часу. На відміну від логістичної регресії, Cox-модель дозволяє враховувати тривалість спостереження (duration) – тобто, скільки часу минуло до покупки або завершення взаємодії.

Вхідні дані охоплюють 20 міст України та включають змінні page_view, ad_click, purchase і duration. Для записів із покупкою тривалість варіюється від 495 до 5000 хвилин, а для тих, хто не купив – від 5000 до 7200 хвилин, що моделює реалістичну часову поведінку користувачів.

Модель показала, що ознака ad_click має позитивний коефіцієнт ($\log(\text{HR}) \approx 1.1$), що свідчить про потенційне зростання ризику покупки з кожним додатковим кліком. Проте довірчий інтервал перетинає нуль, тому ефект не є статистично значущим ($p = 0.19$). Ознака page_view має слабкий негативний вплив ($\log(\text{HR}) \approx -0.08$), також без статистичної значущості ($p = 0.44$).

Для підвищення точності моделі доцільно розширити вибірку, додати нові ознаки (наприклад, тип товару, джерело трафіку) або провести сегментований аналіз. Незважаючи на обмежену статистичну силу, Cox-регресія доповнює логістичну модель, дозволяючи дослі-

джувати не лише факт покупки, а й її часову динаміку – що є критично важливим для поведінкової аналітики та оптимізації рекламних стратегій.

У межах дослідження було розглянуто приклад компанії, що працює у сфері електронної комерції та стикається з проблемою низької конверсії – лише 1.8% відвідувачів сайту здійснюють покупку. Бізнес-ціль полягала в тому, щоб підвищити цей показник до рівня не менше ніж 2.5%, мінімізуючи при цьому кількість дій або витрати на їх реалізацію.

Для вирішення задачі було змодельовано інтелектуальну систему, яка аналізує поведінкові метрики користувачів, прогнозує ймовірність покупки та пропонує набір дій, здатних змінити поведінку і наблизити систему до цільової конверсії. Було зібрано вибірку з 20 користувачів, що включає такі ознаки, як кількість переглядів сторінок (`page_view`), кліки по рекламі (`ad_click`), середній час сесії, показник відмов (`bounce_rate`) та тип пристрою.

Побудовано дві класифікаційні моделі – LDA та QDA, які показали ідеальну точність на тестових даних (100%), що свідчить про чітке розділення класів. Наступним етапом стало сценарне моделювання: агент послідовно застосовував дії, які могли змінити поведінкові метрики і прогнозував конверсію після кожної з них.

Наприклад, додавання відгуків до товарів (`add_product_reviews`) підвищило прогнозовану конверсію до 70%, а персоналізація контенту та оптимізація посадкової сторінки – до 50–55%. На основі аналізу було рекомендовано комбінувати дії, які мають найбільший вплив на метрики, з урахуванням мінімізації витрат. Зокрема, комбінація `optimize_landing_page + personalize_content` дозволила досягти цільової конверсії без надмірного бюджету.

Система продемонструвала здатність не лише прогнозувати поведінку користувачів, а й формувати оптимальні сценарії дій для досягнення бізнес-цілей. Такий підхід може бути масштабований для реальних кампаній, де важливо швидко адаптувати стратегію на основі даних.

Висновки

На основі проведеного аналізу можна стверджувати, що поведінкові ознаки користувачів – такі як кількість переглядів сторінок, кліки по рекламі, тривалість сесії, показник відмов і тип пристрою – мають значущий вплив на ймовірність покупки в онлайн-середовищі. Застосування моделей логістичної регресії, дерева рішень та Соx-регресії дозволило не лише класифікувати факт покупки, а й дослідити часову динаміку поведінки.

Побудовані моделі показали високу точність класифікації, а візуалізація меж класифікації та логістичних кривих підтвердила наявність стабільних закономірностей. Соx-регресія доповнила аналіз, дозволивши оцінити ризик покупки з урахуванням тривалості взаємодії, хоча для статистичної значущості потрібне розширення вибірки.

Сценарне моделювання в рамках інтелектуальної задачі продемонструвало, що цільова конверсія може бути досягнута шляхом оптимального вибору дій, які змінюють поведінкові метрики. Найефективнішими виявились дії, спрямовані на покращення контенту та взаємодії з користувачем – зокрема, додавання відгуків, персоналізація та оптимізація посадкової сторінки.

Результати дослідження можуть бути використані для побудови адаптивних аналітичних систем, що автоматично формують сценарії дій для досягнення бізнес-цілей. Такий підхід дозволяє не лише прогнозувати поведінку, а й активно впливати на неї, що відкриває перспективи для впровадження інтелектуальних агентів у цифрові платформи.

Внесок авторів

Олег БОНДАРЕНКО – збір, підготовка та попередня обробка експериментальних даних, реалізація програмних модулів у середовищі Python, проведення обчислювальних експериментів, візуалізація результатів дослідження, підготовка первинного варіанту рукопису статті; Артем АНТОНЕНКО – формування концепції дослідження, визначення методології моделювання бізнес-сценаріїв, наукове консультування щодо застосування методів машинного навчання та статистичного аналізу, участь у підготовці висновків дослідження; Олександр ГОЛУБЕНКО – розробка структури дослідження, аналіз і інтерпретація отриманих результа-

тів, перевірка коректності математичних моделей та алгоритмів, редагування й наукове доопрацювання матеріалів статті; Наталія ЛАЩЕВСЬКА – методичний супровід дослідження, аналіз сучасних підходів до автоматизації бізнес-аналітики та сценарного моделювання, участь у формуванні наукової новизни та практичної значущості роботи, узагальнення результатів і підготовка фінальної редакції статті.

Декларація про штучний інтелект

Автори не використовували штучний інтелект при створенні матеріалів статті.

Конфлікт інтересів

Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів та підтверджують, що під час підготовки цієї роботи не існувало жодних комерційних, фінансових чи інших взаємовідносин, які могли б бути розцінені як такі, що здатні вплинути на результати дослідження або їх інтерпретацію. Робота виконана відповідно до принципів академічної доброчесності, етичних норм проведення наукових досліджень та вимог редакційної політики щодо запобігання конфлікту інтересів.

Список використаної літератури

1. BDO Ukraine. *Financial modeling for business – services from BDO in Ukraine* [Електронний ресурс] // BDO Ukraine. – Режим доступу: <https://www.bdo.ua/en-gb/services-1/consulting/analysis-and-research/financial-modeling> (дата звернення: 15.10.2025).
2. BIT Impulse. *Моделювання бізнес-процесів: основні принципи та інструменти* [Електронний ресурс] // *Business Analysis Tool*. – Режим доступу: <https://bitimpulse.com/modelyuvannya-biznes-proczesiv-osnovni-pryncyuru-ta-instrumenty/> (дата звернення: 15.10.2025).
3. DataCamp. *Optimizing with Pyomo: A complete step-by-step guide* [Електронний ресурс] // DataCamp. – Режим доступу: <https://www.datacamp.com/tutorial/pyomo> (дата звернення: 15.10.2025).
4. Deloitte UK. *Building resilience through modelling and insight* [Електронний ресурс] // Deloitte UK. – Режим доступу: <https://www.deloitte.com/uk/en/services/consulting/perspectives/building-resilience-through-modelling-and-insight.html> (дата звернення: 15.10.2025). – Назва з екрана.
5. Dodda S. *AI-driven decision support systems in management: Enhancing strategic planning and execution* [Електронний ресурс] / Suresh Dodda // ResearchGate. – Режим доступу: https://www.researchgate.net/profile/Suresh-Dodda/publication/383950090_AI-Driven_Decision_Support_Systems_in_Management_Enhancing_Strategic_Planning_and_Execution (дата звернення: 15.10.2025).
6. Dratchenko A. I. *Концептуальний підхід до моделювання впливу фінансових показників на прибуток підприємства* / A. I. Dratchenko, L. V. Yurchyshena // *Economy and Society*. – 2022. – № 44. – С. 312–318. – Режим доступу: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-44-44> (дата звернення: 15.10.2025).
7. Emerald Publishing. *Strategic scenario planning in practice: Eight critical applications and associated benefits* [Електронний ресурс] // *Strategy & Leadership*. – Режим доступу: <https://www.emerald.com/sl/article/51/6/22/340770/Strategic-scenario-planning-in-practice-eight> (дата звернення: 15.10.2025).
8. Erdmann D. *Overcoming obstacles to effective scenario planning* [Електронний ресурс] / D. Erdmann, B. Sichel, L. Yeung // *McKinsey & Company*. – 2015. – Режим доступу: <https://www.mckinsey.com/capabilities/strategy-and-corporate-finance/our-insights/overcoming-obstacles-to-effective-scenario-planning> (дата звернення: 15.10.2025).
9. Fairhurst D. S. *Using Excel for business and financial modelling* / D. S. Fairhurst. – 3rd ed. – Hoboken : John Wiley & Sons Ltd, 2019.
10. *FasterCapital. Decision support simulation strategies for effective business decision making* [Електронний ресурс] // FasterCapital. – Режим доступу:

<https://fastercapital.com/content/Decision-Support-Simulation--Decision-Support-Simulation-Strategies-for-Effective-Business-Decision-Making.html> (дата звернення: 15.10.2025).

11. GitHub. Retail price optimization based on price elasticity of demand [Електронний ресурс] // GitHub. – Режим доступу: <https://github.com/ssjiyobindas/Retail-Price-Optimisation-based-on-Price-Elasticity-of-Demand> (дата звернення: 15.10.2025).

12. Heikkinen K. When scenario planning fails [Електронний ресурс] / К. Heikkinen, W. Kerr, M. Malin, P. Routil, E. Rurponen // Harvard Business Review. – 2023. – Режим доступу: <https://hbr.org/2023/04/when-scenario-planning-fails> (дата звернення: 15.10.2025).

13. Internal Accounting. Інтеграція QuickBooks для автоматизації фінансового управління [Електронний ресурс] // Internal Accounting. – Режим доступу: <https://drukarنيا.com.ua/articles/internal-accounting-RmwTR> (дата звернення: 15.10.2025).

14. Intuendi. Scenario planning: A strategic tool for uncertain futures [Електронний ресурс] // Intuendi. – Режим доступу: <https://intuendi.com/resource-center/scenario-planning/> (дата звернення: 15.10.2025).

15. Limelight. Top 9 scenario planning software in 2025: Navigating uncertainty with agility [Електронний ресурс] // Limelight. – Режим доступу: <https://www.golimelight.com/blog/best-scenario-planning-software> (дата звернення: 15.10.2025).

16. OneB. Фінансове моделювання: бізнес-сценарії на 6 і 12 місяців [Електронний ресурс] // OneB Blog. – Режим доступу: <https://oneb.app/blog/finansi/finansove-modeliuvannia-biznes-scenariyi-na-6-i-12-misiaciv> (дата звернення: 15.10.2025).

17. OUCI. Responsible business model canvas: Designing and assessing a sustainable business modeling tool [Електронний ресурс] // International Journal of Sustainability in Higher Education. – Режим доступу: <https://ouci.dntb.gov.ua/en/works/loAa2GQ7/> (дата звернення: 15.10.2025).

18. PubAdmin Institute. Strategic planning in uncertain environments: Insights from Yehezkel Dror [Електронний ресурс] // PubAdmin Institute. – Режим доступу: <https://pubadmin.institute/administrative-thinkers/strategic-planning-uncertain-environments-insights> (дата звернення: 15.10.2025).

19. Real Python. Linear regression in Python [Електронний ресурс] // Real Python. – Режим доступу: <https://realpython.com/linear-regression-in-python/> (дата звернення: 15.10.2025).

20. ResearchGate. Artificial intelligence in business scenario analysis: A framework for enhanced decision-making [Електронний ресурс] // International Journal of Scientific Research in Computer Science. – Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/386451170_Artificial_Intelligence_in_Business_Scenario_Analysis_A_Framework_for_Enhanced_Decision-Making (дата звернення: 15.10.2025).

21. Балвак А. А. Обробка та аналіз даних на прикладі набору *spatbase* з використанням бібліотек для машинного навчання / А. А. Балвак, А. В. Лемешко, Д. А. Зіняр, А. Ю. Бурачинський, А. П. Приходько // Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки. – 2024. – № 2. – С. 3–20. – Режим доступу: <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2024.2.1>

22. Твердохліб А. О. Особливості розподіленого брокеру *trinity* на основі технології блокчейн / А. О. Твердохліб // Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки. – 2024. – № 6. – С. 130–138. – Режим доступу: <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2024.6.14>

23. Балвак А. А. Інноваційні методи відображення інформації у веб-браузерах / А. А. Балвак, О. С. Цвик, Д. М. Ємелін, Є. П. Гришковець // Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки. – 2024. – № 1. – С. 3–11. – Режим доступу: <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2024.1.1>

24. USNH Pressbooks. Scenario modeling and decision support – Business operations analytics [Електронний ресурс] // USNH Pressbooks. – Режим доступу: <https://pressbooks.usnh.edu/businessopsanalytics/chapter/scenario-modeling-and-decision-support/> (дата звернення: 15.10.2025).

25. Visual Paradigm. AI-powered scenario analysis software for strategic business planning [Електронний ресурс] // Visual Paradigm. – Режим доступу: <https://guides.visual-paradigm.com/ai-powered-scenario-analysis-software-for-strategic-business-planning/> (дата звернення: 15.10.2025).

O. Bondarenko, A. Antonenko, O. Golubenko, N. Lashchevska

AUTOMATION OF MODELING OF BUSINESS SOLUTION DEVELOPMENT SCENARIOS

The article is devoted to the automation of modeling scenarios for the development of business solutions based on the analysis of behavioral metrics of web project users. The study is based on a test sample of data that simulates real indicators from analytical systems (Google Analytics, Binotel, CRM), including parameters: region (city), number of page views (page_view), clicks on advertising (ad_click), fact of purchase (purchase) and duration of interaction (duration). The full sample covers 20 records from different regions of Ukraine, which allows modeling digital interaction. The first stage is a correlation analysis of the dependence between page_view and ad_click. The Shapiro-Wilk normality test showed a deviation from normality ($p < 0.05$), therefore, the Spearman coefficient was applied ($\rho = 0.8548$, $p < 0.001$), which confirms a strong direct relationship. The analysis was implemented in Python using pandas, matplotlib, seaborn, and scipy libraries, with visualization as a scatter plot. The DecisionTreeClassifier decision tree classification model was applied to predict purchases. The model achieved 95% accuracy, with metrics precision 0.91–1.00, recall 0.90–1.00, f1-score 0.95. The decision tree was visualized, and borderline error cases were identified (for example, for Dnipro). The model logic includes conditions based on page_view and ad_click, which provides interpretability for integration into business logic. The next step is logistic regression (LogisticRegression) to estimate the probability of purchase. Accuracy 85%, 17 out of 20 objects were correctly classified; error matrix, metrics: precision 0.82–0.89, recall 0.80–0.90, f1-score 0.84–0.86. The classification boundary and logistic curves for the purchase ~ page_view and purchase ~ ad_click dependencies are visualized, demonstrating a positive relationship. Cox regression (proportional hazards model) was used to account for the time factor. The ad_click feature has a positive effect ($\log(HR) \approx 1.1$, $p=0.19$), page_view has a weak negative effect ($\log(HR) \approx -0.08$, $p=0.44$), but without statistical significance due to the small sample. Data expansion is recommended to increase accuracy. In a practical example for an e-commerce company with low conversion (1.8%), an intelligent system with LDA and QDA (100% accuracy) was modeled. Scenario modeling of actions (e.g., add_product_reviews, personalize_content, optimize_landing_page) increased the predicted conversion to 50–70%, achieving the target of 2.5% with minimal costs. The system integrates models for adaptive business strategies. The proposed approach automates scenario modeling, combining statistical methods with machine learning to optimize business decisions in a digital environment. The results confirm the effectiveness for predicting behavior and shaping actions, with the potential for scalability.

Keywords: business decisions, behavioral metrics, correlation analysis, decision tree, logistic regression, Cox regression, machine learning, conversion, automation.

Надійшла до редакції: 31.03.2026

Прийнята до друку: 19.05.2026

Опубліковано: 29.06.2026

© 2026 О. В. Бондаренко, А. В. Антоненко, О. І. Голубенко, Н. О. Лащевська.

Цей матеріал ліцензовано за умовами CC BY 4.0. <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>