

УДК 004.89:004.94:004.738.5

DOI: 10.31673/2786-8362.2025.028687

Катков Ю.І., д.т.н.; Іщеряков С.М., к.т.н.;
Крилов О.С.; Крестьянінов І.О.;
Кузіна А.Я.

АЛГОРИТМІЧНИЙ ПІДХІД ДО ОЦІНКИ DISRUPTIVE-IT ТЕХНОЛОГІЙ У FASHION E-COMMERCE

Katkov Yu.I., Ishcheryakov S.M., Krylov O.S., Krestyaninov I.O., Kuzina A.Ya. Algorithmic approach to evaluating Disruptive IT technologies in Fashion E-commerce. The paper presents an algorithmic approach to evaluating the impact of disruptive information technologies (disruptive-IT) within the Fashion E-commerce domain. The study focuses on developing a formalized and reproducible method that combines content analysis, open-source intelligence (OSINT) data processing, and analytical modeling to determine the priority of disruptive-IT implementation in digital business environments. The proposed approach integrates methods of data collection, preprocessing, classification, and ranking of technologies based on economic, technical, user experience, and social impact criteria. A conceptual evaluation model has been developed that considers statistical indicators of data representativeness, confidence intervals, and relevance weight coefficients, implemented through algorithmic data analysis procedures. The research employs Python-based tools for natural language processing (NLP), text vectorization, and automated pattern detection to enhance the objectivity and scalability of results. The practical significance of the study lies in the formation of an analytical core for decision support systems (DSS) aimed at strategic planning of digital transformation in Fashion E-commerce. The algorithmic approach provides a foundation for the development of intelligent information systems capable of ranking and assessing disruptive technologies, optimizing innovation management, and reducing decision-making uncertainty.

Keywords: OSINT, algorithmic modeling, decision support systems, digital transformation, Fashion E-commerce, disruptive information technologies, computer modeling

Катков Ю.І., Іщеряков С.М., Крилов О.С., Крестьянінов І.О., Кузіна А.Я. Алгоритмічний підхід до оцінки Disruptive-IT технологій у Fashion E-commerce. У статті представлено алгоритмічний підхід до оцінки впливу проривних інформаційних технологій (disruptive-IT) у сфері Fashion E-commerce, які спрямовані на створення інструментарію для об'єктивного визначення їхньої пріоритетності впровадження. Запропоновано модель, що поєднує методи контент-аналізу, обробки відкритих даних (OSINT) та елементи аналітичного моделювання для кількісного й якісного оцінювання ефектів цифрових технологій на бізнес-процеси електронної комерції. Алгоритмічний підхід базується на побудові формалізованої послідовності етапів: від збору релевантної інформації з легальних відкритих джерел до класифікації та ранжування disruptive-технологій за критеріями впливу - економічного, технічного, UX- та соціального. Розроблено концептуальну модель оцінювання, що враховує статистичні показники репрезентативності вибірки, параметри довірчих інтервалів і вагові коефіцієнти релевантності, які реалізуються у вигляді алгоритмічних процедур аналізу даних. Використання Python-орієнтованих інструментів для текстової обробки, NLP і векторизації дозволяє автоматизувати процес оцінки впливу технологій і зменшити суб'єктивність експертних висновків. Практична цінність дослідження полягає у формуванні аналітичного ядра для систем підтримки прийняття рішень (Decision Support Systems), орієнтованих на стратегічне планування цифрової трансформації у Fashion E-commerce. Отримані результати можуть бути інтегровані у процеси data-driven аналітики, побудову IT-моделей прогнозування інноваційних трендів і розробку інформаційних систем для оцінювання технологічних ризиків. Отже, алгоритмічний підхід до оцінки disruptive-IT технологій демонструє застосування методів комп'ютерних наук - алгоритмізації, обробки даних, системного аналізу та інтелектуальної аналітики - у вирішенні задач цифрової трансформації електронної комерції.

Ключові слова: OSINT, алгоритмічне моделювання, системи підтримки рішень, цифрова трансформація, Fashion E-commerce, disruptive information technologies, комп'ютерне моделювання

Вступ

Fashion E-commerce (електронна комерція у сфері моди) сьогодні надзвичайно динамічна. Це не просто продаж модного одягу онлайн – це цілий комплекс очікувань від споживачів. Люди хочуть і великий вибір, і регулярні оновлення товарів, і швидку доставку, і легке повернення. І що цікаво, вони ще й очікують, що все це буде персоналізоване, саме під них.

© Катков Ю.І., Іщеряков С.М., Крилов О.С., Крестьянінов І.О., Кузіна А.Я. 2025

Ось чому бренди змушені адаптувати свої процеси і шукати нові способи організації роботи [1-2].

Проривні інформаційні технології створюють умови для впровадження бізнес-інновацій в Fashion E-commerce. Наприклад, системи рекомендацій на основі AI/ML допомагають підбирати саме ті товари, які можуть зацікавити конкретного користувача. VR/AR створюють більш захопливий досвід онлайн-покупок – ніби ти «приміряєш» товар перед екраном. Blockchain та смарт-контракти дають змогу видавати цифрові сертифікати власності на віртуальні модні продукти. Big Data і соціальна аналітика дозволяють брендам планувати маркетингові кампанії більш точно і навіть відкривати нові канали для заробітку. Бренди активно користуються disruptive-технологіями для генеративного дизайну, швидкого 3D-рендерингу та прискореного виробництва. Але з впровадженням disruptive-технології теж є свої ризики: великі витрати на впровадження технології, потреба у кваліфікованих кадрах, а іноді непередбачувані наслідки для бізнес-процесів. Це зумовлено кількома чинниками: багатовимірністю ефектів (економічних, соціальних, поведінкових, логістичних), високою динамічністю цифрового середовища, різноспрямованістю результатів (позитивні й негативні наслідки), регіональними відмінностями у впровадженні, а також нестачею достовірних структурованих і верифікованих даних. Суб'єктивність експертних оцінок і відсутність єдиних критеріїв вимірювання впливу створюють додаткові бар'єри. У результаті наукова і практична спільнота не має універсального інструментарію для об'єктивного визначення пріоритетності disruptive IT для впровадження у Fashion E-commerce [3-5].

Постановка завдання. У сучасних умовах стрімкого розвитку цифрової економіки постає завдання формалізації процесу оцінки впливу проривних інформаційних технологій (disruptive-IT) на бізнес-процеси у сфері Fashion E-commerce. Наявні підходи базуються переважно на експертних оцінках і не забезпечують відтворюваності результатів та об'єктивності вибору технологій для впровадження. Це зумовлює необхідність розроблення алгоритмічного підходу, який дозволяє системно, формалізовано й автоматизовано оцінювати вплив disruptive-технологій на показники цифрової трансформації. Тому основним завданням дослідження є створення алгоритму оцінки disruptive-IT технологій на основі інтеграції методів контент-аналізу, OSINT-розвідки та аналітичного моделювання, що є актуальним та своєчасним.

Аналіз останніх досліджень. Проблемам впровадження disruptive IT в процеси Fashion E-commerce присвячено багато наукових публікації. Розглядаються різноманітні аспекти, наприклад, теоретичні та практичні аспекти розглядаються в [6-7]. В [8] розглядаються питання про застосування штучного інтелекту. В [9] про доповнену/віртуальну реальність у роздрібній торгівлі. В [10] надана статистика у світі щодо Fashion E-commerce. В [11] про використання робототехніки. В [12] про застосування Big Data і аналітику. В [13] про застосування блокчейн. Але ранжування disruptive IT у Fashion E-commerce не розглядається. Тому в статті будуть розглянуті питання розробки алгоритмічного підходу до оцінки впливу проривних інформаційних технологій (disruptive-IT) у сфері Fashion E-commerce.

Метою роботи є підвищення ефективності оцінювання впливу disruptive-IT у Fashion E-commerce шляхом розроблення алгоритмічного підходу, що поєднує методи контент-аналізу, OSINT-обробки даних та аналітичного моделювання для автоматизованого визначення їхньої пріоритетності впровадження. Об'єкт дослідження: процеси збору, обробки та аналізу відкритих даних, що використовуються для оцінки впливу disruptive-IT технологій у сфері Fashion E-commerce. Предмет дослідження: алгоритмічні методи, моделі та інформаційні технології для автоматизованого аналізу, класифікації та ранжування disruptive-IT технологій за ступенем їхнього впливу на цифрову трансформацію у Fashion E-commerce.

Виклад основного матеріалу дослідження

Реалізація поставленого завдання дозволить автоматизувати процес оцінки інноваційних технологій, підвищити точність аналітичних результатів, мінімізувати вплив людського фактора та створити передумови для побудови інтелектуальних інформаційних систем аналізу

технологічних трендів. Але для цього необхідно: теоретичне обґрунтувати методики ранжування величини впливу disruptive IT на розвиток Fashion E-commerce; визначити умови знаходження релевантної та достовірної інформації OSINT-інструментами; розробити методики ранжування величини впливу проривних інформаційних технологій на розвиток Fashion E-commerce; на прикладах показати застосування ранжування впливу disruptive IT для визначення їх пріоритетності впровадження в розвиток Fashion E-commerce.

Теоретичне обґрунтування методики ранжування величини впливу disruptive IT на розвиток Fashion E-commerce. Ранжування базується на впорядкуванні інформації від різних джерел знань, коли є переконання за їхньою релевантністю, достовірністю. Для отримання релевантної та достовірної інформації про наслідки застосування disruptive IT у сфері Fashion E-commerce здійснюється використання легальних відкритих джерел, зокрема: офіційні сайти, професійні блоги, наукові публікації, соціальні мережі, спеціалізовані IT-портали, бази патентів та різноманітні аналітичні звіти. На основі цієї інформації робиться аналіз ступеню позитивного чи негативного впливу будь-якої disruptive IT.

Для практичного застосування методики висувається наукова гіпотеза: на основі релевантної та достовірної інформації з легальних відкритих джерел про наслідки застосування disruptive IT у сфері Fashion E-commerce існує можливість виявлення, ідентифікації та класифікації ступеня впливу на цифрову трансформацію у сфері Fashion E-commerce, яка може бути використана для об'єктивного визначення пріоритетності впровадження disruptive IT.

В рамках цієї гіпотези об'єктом є disruptive IT, які мають вплив на цифрову трансформацію у сфері Fashion E-commerce; предметом є наслідки від впровадження disruptive IT, критеріями наслідків впливу disruptive IT є економічний ефект, вплив на UX (user experience), ризики, соціальна реакція. В якості методів перевірки цієї гіпотези застосовуються контент-аналіз релевантної та достовірної інформації, отриманої від OSINT-інструментів пошуку із легальних відкритих цифрових джерел. Популярні OSINT-інструменти пошуку із легальних відкритих цифрових джерел надані в Таблиці 1.

Таблиця 1

Популярні OSINT-інструменти [14-15]

Інструмент / платформа	Призначення
Google Dorks	Цільові запити до Google (наприклад, filetype:xls site:).
Wayback Machine	Ретроспективний аналіз змін на сайтах брендів.
Social Searcher	Моніторинг згадок у соцмережах.
Talk walker, Brand 24	Аналіз соціальних медіа, збір публікацій із соцмереж.
Shodan	Пошук відкритих IoT пристроїв і сервісів у мережі.
Censys	Альтернатива Shodan, глибший аналіз SSL/сертифікатів.
Have I Been Pwned	Перевірка витоків паролів та email-адрес.
Maltego	Візуальна розвідка зв'язків (доменів, IP, організацій).
Spider Foot	Автоматичний збір інформації про ціль.
The Harvester	Збір email-адрес, доменів, IP.
Built With	Технології на сайті конкурента.
DNS dumpster	Визначення DNS-записів, субдоменів.
PIPL, Whois, Hunter.io	Перевірка цифрових слідів компаній.
Patents.google.com, Crunchbase	Дослідження інноваційної активності (технології/стартапи)
BuzzSumo, Google Trends	Тренди IT-термінів

Контент-аналіз передбачає ідентифікацію ключових тем, термінів, емоційних маркерів та статистичних закономірностей у текстових, візуальних і мультимедійних повідомленнях, пов'язаних із впровадженням disruptive IT у Fashion E-commerce. Алгоритм дії OSINT-інструментів та контент-аналізу наданий в Таблиці 2.

Поєднання контент-аналізу з OSINT-інструментами пошуку із легальних відкритих цифрових джерел дозволяє здійснювати глибоке дослідження наслідків впливу disruptive IT на

сфери Fashion E-commerce та забезпечує об'єктивне, масштабоване й репрезентативне оцінювання цифрових трендів, дозволяючи виявити як успішні кейси впровадження disruptive-технології у Fashion E-commerce, так і пов'язані з цим ризики чи соціальні реакції.

Таблиця 2

Алгоритм дії контент-аналізу [16-17]

Етап	Опис дій	Інструменти / Методики	Мета / Результат
1.	Визначення категорій аналізу	Тематика, тональність, тип джерела, цільова аудиторія	Формування що шукати і як розрізняти
2.	Збір контенту з відкритих джерел	OSINT-інструменти, наприклад, Google Dorks, Social Search, Scraper тощо	Агрегація релевантного контенту з соцмереж, форумів, ЗМІ
3.	Кодування та інтерпретація	Текстові шаблони, регулярні вирази, Python-скрипти	Витяг та класифікація патернів, підрахунок ключових слів
4.	Попереднє очищення даних	Ручна або автоматизована фільтрація	Видалення шуму: дублетів, спаму, нерелевантного контенту
5.	Лемматизація та виділення ключових одиниць	NLP-алгоритми (наприклад, spaCy, NLTK)	Визначення важливих слів: технологій, брендів, емоційних оцінок
6.	Побудова тематичних частотних матриць	Статистичний аналіз, матричне представлення, векторизація тексту	Визначення тем і частот згадок для подальшого тренд-аналізу
7.	Ідентифікація трендів за частотністю і тональністю	Порівняльний аналіз частот і зміни тональності	Виявлення зростання/спаду інтересу до тем або брендів
8.	Аналіз тональності повідомлень	VADER, TextBlob	Визначення емоційної оцінки текстів (позитивна / негативна / нейтральна)
9.	Верифікація результатів	Експертна оцінка, зіставлення з бізнес-показниками з KPI	Підтвердження надійності результатів шляхом співставлення з реальними даними

Примітка: VADER – лексиконно-орієнтований аналіз; TextBlob – бібліотека для автоматичного визначення настроїв.

Умови знаходження релевантної та достовірної інформації OSINT- інструментами.

OSINT-інструменти пошуку із легальних відкритих цифрових джерел повинні базуватися на репрезентативній вибірці, щоб отримати достовірну інформацію. З точки зору теорії ймовірності та статистиці репрезентативна вибірка — це така, яка достатньо точно відображає основні характеристики генеральної сукупності пошуку інформації, тобто є: випадковою, має достатній обсяг, відображає основні характеристики потрібної інформації, забезпечує мінімізацію похибки в оцінках.

Пошук інформації в Інтернеті здійснюється за допомогою пошукових запитів (ключових слів). В OSINT-інструменті пошуку вибір ключових слів впливає на репрезентативність ключових слів вибірки даних, повноту охоплення релевантних джерел, баланс між синонімами/варіаціями термінів. На відміну від класичної статистики похибка (margin of error) і довірчий рівень (confidence level) прямо не розраховуються так, як у вибіркових опитуваннях [18]. Проте, можна наблизитися до статистичного підходу, якщо OSINT-процес пошуку базується на вибірці великих обсягів текстових даних, новин, постів тощо. Тобто на відміну від класичної статистики, тут не існує "жорсткого числа", але є практичні підходи [19].

1.1. Сутність практичного підходу у тому, що передбачається наявність наближеної математичної моделі репрезентативності вибірки. Ця модель може застосовуватися, якщо розглядати популяцію як всю інформацію в Інтернеті з певної теми; вибірку — як дані, отримані за запитами з N ключових слів/фраз; об'єкти дослідження — пости, новини, згадки тощо; предмети дослідження — наслідки від впровадження disruptive IT у Fashion E-commerce. Тобто можна застосувати модель наближеного довірчого інтервалу похибки для пропорцій [20]:

$$MOE = z * \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}} \quad (1)$$

де: MOE – похибка (Margin of Error),
 z – коефіцієнт довіри (1.96 для 95% рівня),
 p – частка позитивних згадок / релевантності,
 n – кількість знайдених документів.

Наприклад: якщо з 1000 документів за визначеними ключовими словами 600 є релевантними ($p = 0.6$), тоді:

$$MOE = 1,96 * \sqrt{\frac{0,6(1-0,6)}{1000}} \approx 0,03 \quad (2)$$

Це означає, що з імовірністю 95% реальна частка релевантних результатів лежить у межах $\pm 3\%$.

З практики застосування OSINT-інструментів пошуку інформації сьогодні вважається, що потрібне N добре підібраних ключових слів або фраз на кожну тему/категорію не менше 5–10. Сама цифра 5-10 – це загальноприйнята кліше-практика, випробувана в реальних OSINT проєктах [21]. Це мінімум для того, щоб: охопити семантичне різноманіття (синоніми, скорочення, професійні терміни), зменшити інформаційне викривлення (bias) та шум, уніфікувати запити до різних джерел (Google, Shodan, Twitter, Pastebin, тощо). Визначення основних параметрів OSINT надано в Табл. 3.

Таблиця 3

Визначення основних параметрів OSINT [22]

Параметр	Значення
Кількість ключових слів	5–10 на кожну тему (мінімум)
Довірчий рівень	~90–95% (якщо вибірка зібрана правильно)
Похибка змістовна	~5–10% (за умови гарного підбору слів)
Статистична похибка	~2–5% (якщо результатів > 500)

1.2 Якщо орієнтуватися на підхід управління ризиками, можна зробити зіставлення статистичних показників та управлінських критеріїв з ISO 31000, MIL-STD, інженерні методики прийняття рішень [23-24]. (Таблиця 4).

Таблиця 4

Зіставлення статистичних показників та управлінських критеріїв ISO 31000, MIL-STD, інженерні методики прийняття рішень

Статистичні показники	Діапазон / умови	Управлінські критерії	Орієнтовний рівень ризику
Довірчий рівень	~90–95% (за правильної вибірки)	Достовірність $\geq 95\%$ (для мінімального ризику)	Низький ризик ($\leq 5\%$)
Статистична похибка	~2–5% (якщо $n > 500$)	Частина критерію достовірності (80–95%)	Контрольований ризик
Змістовна похибка	~5–10% (за умови якісного формулювання)	Релевантність $\geq 70-90\%$	Середній $\rightarrow$ низький ризик залежно від задачі
Вибіркова репрезентативність	достатня ($n \geq 500$, стратифікація)	Критичність = висока (інформація має вплив на рішення)	Мінімальний ризик

З таблиці 4 бачимо, що:

- Якщо довірчий рівень $\geq 95\%$ та статистична похибка $\leq 5\%$, то це відповідає достовірності з управлінських стандартів (ISO/MIL) на рівні $\geq 95\%$.
- Якщо змістовна похибка $\leq 10\%$, то це близьке до релевантності $\geq 90\%$, тобто інформація практично повністю відповідає завданню.
- Усі три показники разом формують інформаційну основу для ухвалення рішень із мінімальним ризиком.

1.3. Вважається, що репрезентативна основа для збору даних по певній темі буде, якщо враховані фактори, що вказані в Таблиці 5.

Існує рекомендований підхід для створення репрезентативності. Його сутність наступна:

1. Скласти основне ядро з більш 5-10 ключових слів.
2. Додати до кожного 2-3 синоніми чи альтернативні написання.

3. Використовувати логічні оператори (AND, OR, site:, filetype:), щоб структурувати запити.

4. Тестувати пошукові результати: якщо результати починають повторюватися або не змінюються – семантичне покриття достатнє.

5. Застосовувати інструменти, які допомагають підібрати ключові слова (див. Популярні OSINT-інструменти в табл. 1).

Таблиця 5

Фактори, що впливають на кількість ключових слів [22]

Фактор	Рекомендація
Тематика (ІТ, соцмережі, та інші)	Чим складніша — тим більше варіантів потрібно (10–50)
Мова пошуку	Додати запити кількома мовами (англ, укр, нем та інші)
Платформи пошуку	Підлаштовувати запити під особливості кожної платформи (наприклад, Google ≠ GitHub ≠ Telegram)
Синоніми, аббревіатури	Наприклад: VPN breach, VPN cracked, VPN auth leak
Цільове джерело	Наприклад, якщо виконується моніторинг darknet або paste-сайти — ключові слова мають бути більш "низького рівня"

Звідси отримуємо 10+ варіантів, що створює вже репрезентативну основу для збору даних по визначеній темі. Але для покращення репрезентативної вибірки в OSINT пошуку доцільне мати більш 10-20 унікальних, контекстне релевантних ключових запитів, адаптованих до різних джерел і мов.

Опис методики ранжування величини впливу проривних інформаційних технологій на розвиток Fashion E-commerce. Методика передбачає наступні кроки:

2.1. Для отримання релевантної та достовірної інформації OSINT-інструментами визначаються ключові слова для формування OSINT-запитів пошуку за допомогою різноманітних засобів, приклад яких надано в Таблиці 6.

Таблиця 6

Інструменти для генерації ключових слів в OSINT [25]

Інструмент / платформа	Призначення
Інструменти автоматичного добору ключових слів	
Google Keyword Planner	Для генерації пов'язаних ключових фраз на основі заданої теми
AnswerThePublic	Генерує десятки варіантів ключових слів і питань
SEMrush / Ahrefs / Ubersuggest	SEO-інструменти для створення запитів у пошукових системах і соцмережах
Інструменти спеціально для OSINT або SOCMINT	
Maltego	Для формування ключових слів на основі пов'язаних осіб, доменів, IP, локацій тощо.
IntelTechniques Keyword Tools	Готові списки ключових слів для соцмереж, даркнету, пошуковиків Google, Bing, Twitter, Facebook тощо.
SpiderFoot	Збирає інформацію з багатьох джерел і може генерувати додаткові цільові ключові слова (імена, псевдоніми, домени, IP тощо).
Lampyre	Генерує багато зв'язаних ключових термінів на основі одного об'єкта
Інструменти ручної генерації	
Google Search Operators	За допомогою комбінацій операторів (site:, inurl:, filetype:, intitle:) можна вручну будувати гнучкі ключові запити.
NLP-підходи (Natural Language Processing)	Інструменти, такі як spaCy, NLTK або ChatGPT, дозволяють аналізувати текст і витягати з нього ключові слова автоматично.
Використання LLM (ChatGPT, Claude тощо)	Можна дати запит і модель видасть відповідний список
OSINT Cheat Sheets (готові шаблони)	
OSINT Framework	Містить посилання на інструменти і запити
Michael Bazzell's OSINT Tools & Resources	Готові ключові слова та запити для пошуку людей, об'єктів, акаунтів, e-mail тощо.
Hunchly Google Dork List	Список корисних пошукових запитів (dorks) для генерації релевантних результатів.

2.2. За допомогою OSINT-інструментів виконується пошук збір даних для агрегації текстового та мультимедійного контенту. В якості релевантних OSINT-джерел визначаються легальні відкриті джерела інформації.

2.3. За допомогою контент-аналізу виконуються процеси верифікації та класифікації релевантної і достовірної інформації, отриманої OSINT пошуком:

- отримані дані кодуються за тематичними категоріями: тип технології, область застосування, рівень впливу (високий, середній, низький), характер наслідків (позитивні, негативні);
- виконується структуризація інформації - маркування згадок технологій;
- здійснюється категоризація за напрямками впливу (маркетинг, UX, логістика, безпека) та класифікація за сферами: логістика, UX, маркетинг, кібербезпека.

Таблиця 7

Ключові слова та відповідні пошукові запити для теми «Набір disruptive IT у сфері Fashion E-commerce»

Категорія	Ключове слово / фраза (англ.)	Ключове слово / фраза (укр.)	Приклад запиту (Google)
1. Технології	AI in fashion e-commerce	Штучний інтелект у fashion e-commerce	"AI in fashion e-commerce applications"
	Augmented reality fitting	AR-примірка	"Augmented reality fitting room online shopping"
	Virtual try-on	Віртуальна примірка	"Virtual try-on technology for clothing"
	3D product visualization	3D-візуалізація товарів	"3D visualization fashion products site"
	Chatbot for fashion store	Чат-бот для онлайн-магазину одягу	"Fashion e-commerce chatbot integration"
	AI-generated models	Моделі, створені штучним інтелектом	"AI-generated fashion models e-commerce"
2. Аналітика	Predictive analytics fashion	Прогнозна аналітика в модній торгівлі	"Predictive analytics in fashion retail"
	Customer behavior tracking	Відстеження поведінки покупців	"Customer behavior tracking tools for fashion e-commerce"
	Big data in retail	Великі дані у ритейлі	"Use of big data in fashion retail"
3. Маркетинг	Personalization engine	Система персоналізації	"Product personalization engines for online clothing stores"
	AI-based recommendations	Рекомендаційні системи на базі ШІ	"AI recommendation system fashion website"
	Omnichannel strategy	Омніканальна стратегія	"Omnichannel marketing strategy fashion e-commerce"
4. UX / UI	Adaptive design	Адаптивний UX/UI дизайн	"Adaptive UX/UI design for fashion e-commerce"
	Voice commerce	Голосова комерція	"Voice search in fashion e-commerce"
	Visual search	Візуальний пошук	"Visual search technology for clothes online"
5. Безпека	Payment gateway security	Безпека платіжних систем	"Secure payment gateways fashion e-commerce"
	Cyber risk in fashion e-commerce	Кіберризик у модній електронній торгівлі	"Cybersecurity threats in online fashion retail"
6. Індустріальні тренди	Fashion tech startups	Стартапи в галузі fashion-tech	"Top fashion tech startups 2025"
	Future of fashion e-commerce	Майбутнє fashion e-commerce	"Future trends in fashion e-commerce technology"
	Sustainable fashion tech	Технології сталого розвитку у моді	"Sustainable technology innovations in fashion retail"

На основі структурованих даних формується систематизований перелік найбільш релевантних і перспективних disruptive-технології, які мають реальний вплив на цифрову трансформацію у Fashion E-commerce, з якісним та кількісним описом характеру та масштабу їх наслідків. Виконується оцінка виявлених позитивних і негативних наслідків та робиться висновок щодо пріоритетності disruptive IT для впровадження у Fashion E-commerce. Результатом контент-аналізу є побудова таблиць визначення якісних та кількісних наслідки впливу та виконується оцінка виявлених позитивних і негативних наслідків з полями: назва технології, сфера, наслідок, джерело.

2.4. Виконується візуалізація результатів аналізу у вигляді побудови графіків структурованих даних (матриці «технологія-сфера-наслідок»).

Приклад застосування ранжування впливу disruptive IT для визначення їх пріоритетності впровадження в розвиток Fashion E-commerce. Для вирішення завдання починаємо з визначення ключові слова та відповідних пошукових запитів для пошуку за темою «набір disruptive IT у сфері Fashion E-commerce, їх наслідки та застосування»

3.1. Виконання п.2.1 методики. Для покращення репрезентативної вибірки в OSINT-пошуку було вибрано 40 унікальних, контекстно релевантних ключових запитів, адаптованих до різних джерел і мов за допомогою програми Google Keyword Planner. Приклад надається в Таблиці 7.

3.2. Виконується п. 2.2 методики. На основі ключових слів та відповідних пошукових запитів визначен набір disruptive IT у сфері Fashion E-commerce з імовірністю 95% релевантних результатів, що лежить у межах $\pm 3\%$, а також відповідні наслідки їх застосування (Таблиця 8).

Таблиця 8

Набір disruptive IT у сфері Fashion E-commerce та наслідки їх застосування

№	Інформаційна технологія	Позитивні наслідки	Негативні наслідки
1	AI / ML	Персоналізація рекомендацій, оптимізація ланцюгів постачання, автоматизація замовлень, підвищення конверсії	Ризики маніпуляцій, втрата приватності
2	AR/VR	Покращення споживацького досвіду, зменшення кількості повернень, зростання залученості клієнтів	Технічні складнощі впровадження
3	Big Data /Analytics	Аналіз трендів, прогнозування попиту, оптимізація маркетингових кампаній, підвищення прибутковості	Проблеми із захистом персональних даних
4	IoT/RFID	Автоматизація складів, інтерактивні магазини, покращення логістики	Уразливість до кіберзагроз
5	B&SC	Прозорість ланцюга постачання, підтвердження автентичності товарів, боротьба з підробками	Висока вартість впровадження
6	CBVA	Підвищення якості обслуговування, цілодобова підтримка, зменшення навантаження на персонал	Ризик помилкових або некоректних відповідей
7	MarTech	Персоналізоване просування, ефективність рекламних кампаній	Надмірна нав'язливість реклами
8	DL/CNN/GAN	Фотореалістичні віртуальні моделі, покращення візуального контенту	Етичні проблеми, пов'язані з використанням deepfake-технологій

Примітка: AI/ML – Artificial Intelligence and Machine Learning; AR/VR – Augmented Reality and Virtual Reality; Big Data /Analytics – Big Data та аналітика споживацьких даних; IoT/RFID – Internet of Things and Radio-Frequency Identification; B&SC – Blockchain and Smart Contracts; CBVA – Chatbots and voice assistants; MarTech – Автоматизація маркетингу; DL/CNN/GAN – Deep Learning-Convolutional Neural Network-Generative Adversarial Network

3.3. Виконується п. 2.3 методики. На основі частоти згадувань, контексту застосування, реакцій користувачів, впливу на фінансові показники були визначені якісні наслідки впливу та виконана оцінка виявлених позитивних і негативних наслідків (Табл. 9)

Таблиця 9

Disruptive IT у Fashion E-commerce та їх наслідки

№	Технологія	Короткий опис	Приклад застосування	Виявлені наслідки
1	AI	Рекомендації, автоматизація обслуговування	Amazon Fashion	+21% конверсія, зменшення витрат на маркетинг
	ML	Прогнозування трендів і попиту	Shopify алгоритми вподобань	Точніші прогнози, персоналізація маркетингу
2	AR/VR	Віртуальна примірка, 3D-моделі	H&M AR-примірочні	+75% позитивних відгуків, зростання трафіку
3	Big Data /Analytics	Аналіз великих масивів даних для прийняття рішень	ASOS	-15% повернень товарів
4	IoT/RFID	Відстеження товарів, автоматизація складу	Zara RFID-чіпи	Зниження втрат, оптимізація логістики
5	B&SC	Автентифікація, прозорість ланцюгів постачання	LVMH (платформа AURA)	Підвищення довіри, захист від підробок
6	CBVA	Цілодобове обслуговування покупців	Boohoo чат-боти у месенджерах	Менше навантаження на підтримку, підвищення лояльності
7	MarTech	Цифрові інструменти для автоматизованого маркетингу та аналітики	H&M, Zalando – e-mail кампанії, лідогенерація	Підвищення ROI, краща сегментація, релевантні комунікації
8	DL/CNN/GAN	Глибинні неймережі для обробки зображень, генерації візуального контенту	Nike — генерація дизайнів взуття, віртуальні моделі	Швидке створення трендових продуктів, зменшення витрат на фотозйомку

Для порівняння впливу disruptive IT на цифрову трансформацію у Fashion E-commerce були визначені ключові показники ефективності (KPI), які надані в Таблиці 10.

Таблиця 10

KPI для порівняти вплив disruptive IT на цифрову трансформацію у Fashion E-commerce

№	Disruptive IT	Ключові показники ефективності (KPI)
1	AI/ML	- Рівень персоналізації (%) - Показник конверсії (CVR) - Час обробки замовлення - ROI від AI-рішень
2	AR/VR	- Кількість віртуальних примірок - Зменшення повернень (%) - Рівень залученості користувачів (Engagement Rate)
3	Big Data /Analytics	- Точність прогнозування попиту - ROI від аналітики - CTR у персоналізованих кампаніях - Час на прийняття рішень
4	IoT/RFID	- Швидкість виконання логістичних операцій - Точність відстеження товарів - Скорочення витрат на склади
5	B&SC	- Час перевірки автентичності товару - Відсоток підтверджених справжніх товарів - Кількість виявлених підробок
6	CBVA	- Рівень задоволеності клієнтів (CSAT) - Середній час відповіді - Частка звернень, вирішених без участі оператора
7	MarTech	- CTR рекламних кампаній - Коефіцієнт конверсії - Вартість залучення клієнта (CAC) - ROI маркетингових інструментів
8	DL/CNN/GAN	- Якість візуального контенту (оцінка клієнтів) - Залучення до візуального контенту - Час на створення моделей

3.4. На основі контент-аналізу репрезентативної вибірки була виконана оцінка наслідків впливу disruptive IT за допомогою програми Maltego (Community edition) та створено візуалізація результатів аналізу (Рис. 1). [26].

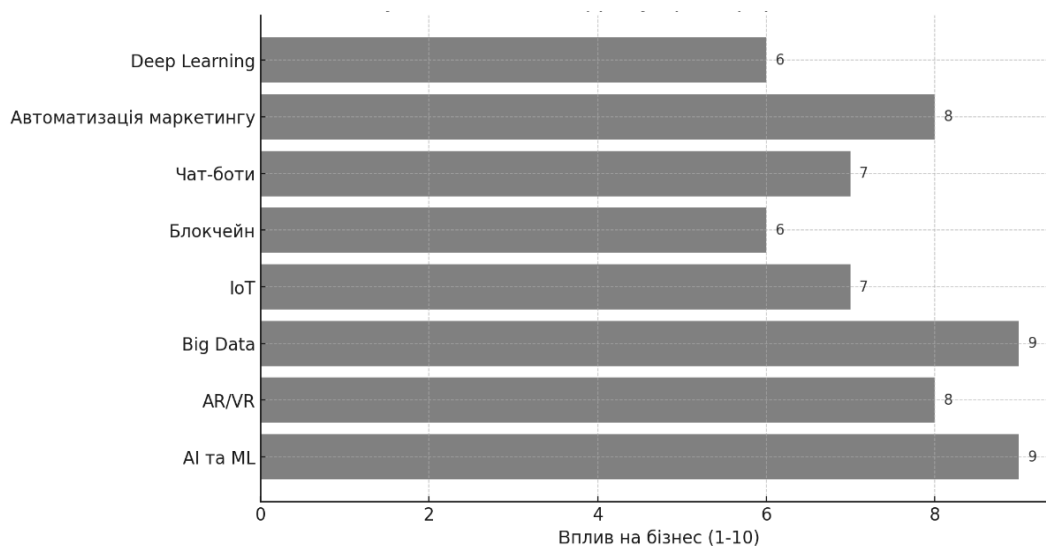


Рис. 1. Оцінка наслідків впливу disruptive IT [26]

На рис. 1 надано графік, який ілюструє умовну оцінку впливу основних disruptive IT на цифрову трансформацію у Fashion E-commerce та їх пріоритетності впровадження. Шкала впливу – від 1 (низький) до 10 (дуже високий).

3.5. Для підтвердження гіпотези були отримані практичні приклади використанням disruptive IT у Fashion E-commerce в реальних компаній (Таблиця 11).

Таблиця 11

Приклади реальних компаній з використанням disruptive IT у Fashion E-commerce

Компанія	Технології	Опис впровадження
Zara (Inditex)	RFID (радіочастотна ідентифікація)	- Відстеження товарів у магазинах і на складах; - Зменшення втрат і спрощення інвентаризації.
H&M	Big Data, AI (штучний інтелект)	- Персоналізовані рекомендації у мобільному застосунку; - Оптимізація планування асортименту.
Nike	AR (розширена реальність), NFT (незамінні токени)	- Віртуальна примірка взуття через AR; - Створення цифрових колекцій NFT.
Amazon Fashion	Роботизація, ML (машинне навчання)	- Автоматизація логістики; - Прогнозування повернень товарів за допомогою моделей машинного навчання
LVMH	Blockchain	Платформа Aura Blockchain Consortium для підтвердження автентичності товарів класу люкс

Звідси гіпотеза підтверджена, тому що перелік є повним, систематизованим, підтвердженим з кількох незалежних джерел.

Висновки

У процесі дослідження за допомогою контент-аналізу відкритих джерел було виявлено, ідентифіковано та класифіковано 8 основних disruptive IT, що впливають на цифрову трансформацію у Fashion E-commerce, а саме: AI/ML; AR/VR; Big Data /Analytics; IoT/RFID; B&SC; CBVA; MarTech; DL/CNN/GAN. Створено матрицю впливу та графічні візуалізації, на яких показане різний рівень впливу кожної технології на такі сфери як UX, логістика, прозорість.

Розроблено алгоритмічного підходу до оцінки disruptive-IT технологій, який інтегрує методи контент-аналізу, OSINT-обробки та інтелектуального аналізу даних для визначення

ступеня їхнього впливу на цифрову трансформацію у Fashion E-commerce. На відміну від існуючих підходів, запропоновано формалізовану модель оцінювання, що враховує статистичні параметри репрезентативності вибірки, вагові коефіцієнти релевантності та автоматизоване ранжування технологій за критеріями впливу. Отримані результати створюють методологічне та програмне підґрунтя для побудови інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у сфері управління технологічними інноваціями, що розширює інструментарій прикладних досліджень у галузі комп'ютерних наук.

Результати цього дослідження забезпечують структуровану та орієнтовану на дані основу для прийняття управлінських рішень у сфері цифрової трансформації Fashion E-commerce. Запропонована матриця впливу та графічні візуалізації проривних інформаційних технологій дають змогу практикам ідентифікувати, класифікувати та визначати пріоритетність технологій відповідно до їхнього впливу на ключові бізнес-виміри, зокрема користувацький досвід, оптимізацію логістики та прозорість ланцюгів постачання. Інтеграція контент-аналізу на основі OSINT із управлінськими стандартами оцінювання ризиків забезпечує надійний інструмент для мінімізації невизначеності в інвестиційних рішеннях, уникнення надмірних витрат та підвищення ефективності розподілу технологічних ресурсів. Отримані результати можуть бути безпосередньо використані маркетологами, IT-менеджерами та стратегічними планувальниками для розробки інноваційних бізнес-моделей, прогнозування споживчої поведінки та підвищення залученості клієнтів. Крім того, запропонований підхід сприяє формуванню відтворюваної аналітичної методики, яку можна адаптувати до різних ринкових контекстів, забезпечуючи як масштабованість, так і релевантність в умовах швидкоплинних цифрових екосистем.

Загалом, успішне використання disruptive IT у Fashion E-commerce вимагає поєднання технологічних інструментів із глибоким розумінням споживчих потреб та ринкових умов. Надалі доцільно поглибити дослідження наслідків disruptive IT шляхом включення додаткових джерел (відеоаналітика, відкриті API брендів), розширення часових рамок та інтеграції машинного навчання для автоматизації збору й аналізу OSINT-даних.

Список використаної літератури:

1. The State of Fashion: Beauty Volume 2 (2025) URL: <https://www.businessoffashion.com/reports/state-of-fashion-beauty-industry-report/>.
2. The billion-pound question in fashion E-commerce: Investigating the anatomy of returns / J. Marriott et al. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review. 2025. Vol. 194. P. 103904. URL: <https://doi.org/10.1016/j.tre.2024.103904>.
3. Sequential LLM Framework for Fashion Recommendation / H. Liu et al. Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: Industry Track, Miami, Florida, US. Stroudsburg, PA, USA, 2024. P. 1276–1285. URL: <https://doi.org/10.18653/v1/2024.emnlp-industry.95>
4. Research on Clothing Recommendation Technology Integrating Multimodal Data / R. Lin et al. AISNS 2024: 2024 2nd International Conference on Artificial Intelligence, Systems and Network Security, Mianyang China. New York, NY, USA, 2024. P. 130–137. URL: <https://doi.org/10.1145/3714334.3714357>
5. Blockchain-Driven Innovation in Fashion Supply Chain Contractual Party Evaluations As An Emerging Collaboration Model / M. Qiao et al. Blockchain: Research and Applications. 2025. P. 100266. URL: <https://doi.org/10.1016/j.bcr.2024.100266>.
6. Tushar Tiwari et al. (2025) Disruptive Innovation in E-commerce: Evolution, Impact, and Future Trends, International Journal of Innovative Research in Science Engineering and Technology 12(01). ResearchGate. URL: https://www.researchgate.net/publication/388610470_Disruptive_Innovation_in_E-commerce_Evolution_Impact_and_Future_Trends.
7. Anandha Kumar J. Disruptive technologies in fashion industry. International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology. 2020. Vol. 04, no. 11. P. 163–166. URL: <https://doi.org/10.33564/ijeast.2020.v04i11.029>.

8. Aaron Chi (2019) The Future of Fashion: How AI is Changing the Fashion Retail Industry. URL: <https://www.theinterline.com/2019/06/14/the-future-of-fashion-how-ai-is-changing-the-fashion-retail-industry>.
9. Chih-Wen Wu (2023) The Impact of Virtual Reality and Augmented Reality Service Technologies on Consumer Purchase Intention for Fashion Brands July 2023. URL: <https://www.theinterline.com/2019/06/14/the-future-of-fashion-how-ai-is-changing-the-fashion-retail-industry>.
10. Statista. (2024). Fashion e-commerce worldwide - statistics & facts. URL: <https://www.statista.com/topics/9288/fashion-e-commerce-worldwide/>(date of access: 02.09.2025).
11. How Amazon Uses Robots to Sort and Transport Packages in Warehouses. (2025). URL: <https://www.businessinsider.com/how-amazon-uses-robots-sort-transport-packages-warehouses-2025-2>.
12. McKinsey & Company. (2022). Jumpstarting value creation with data and analytics in fashion and luxury. URL: <https://www.mckinsey.com/industries/retail/our-insights/jumpstarting-value-creation-with-data-and-analytics-in-fashion-and-luxury>.
13. Badhwar A., et al. (2023). Exploring the potential of blockchain technology within the fashion and textile supply chain with a focus on traceability, transparency, and product authenticity: A systematic review" Journal: Frontiers in Blockchain. 2023. URL: <https://doi.org/10.3389/fbloc.2023.1044723>.
14. OSINT Framework. URL: <https://osintframework.com/>.
15. Open Source Intelligence Techniques: Resources For Searching And Analyzing Online Information [8 ed.] (2021). URL: <https://dokumen.pub/open-source-intelligence-techniques-resources-for-searching-and-analyzing-online-information-8nbsped-9798578577086.html>.
16. Chengshuai Zhao, et al. (2025) SCALE: Towards Collaborative Content Analysis in Social Science with Large Language Model Agents and Human Intervention. URL: <https://arxiv.org/abs/2502.10937>.
17. Klaus Krippendorff (2025) Content Analysis: An Introduction to Its Methodology (4th Edition), SAGE Publications. URL: <https://methods.sagepub.com/book/mono/content-analysis-4e/>.
18. Alberto Arletti, et al. (2025) Making Online Polls More Accurate: Statistical Methods Explained. URL: <https://arxiv.org/abs/2503.15395>.
19. Daniel Mider (2024) Open source intelligence on the internet - categorisation and evaluation of search tools. URL: <https://bibliotekanauki.pl/articles/55995908>.
20. Deborah J. Rumsey (2021) Rumsey Statistics For Dummies: How to Calculate the Margin of Error for a Sample Proportion. URL: <https://www.dummies.com/article/academics-the-arts/math/statistics/how-to-calculate-the-margin-of-error-for-a-sample-proportion-169849/>.
21. Dongmei Zhou, et al. (2024) Cross-Domain Keyword Extraction with Keyness Patterns. URL: <https://arxiv.org/abs/2409.18724>.
22. Thomas Oakley Browne (2024) A systematic review on research utilising artificial intelligence for open source intelligence (OSINT) applications. International Journal of Information Security Published: 05 June 2024, Volume 23, pages 2911–2938. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10207-024-00868-2>.
23. INTERNATIONAL STANDARD ISO 31000. URL: <https://www.ler.uam.mx/Calidad-UAML/wp-content/uploads/2025/02/ISO-31000-2018.pdf>.
24. MIL-STD-963. URL: https://quicksearch.dla.mil/qsDocDetails.aspx?ident_number=202450.
25. Kazuki Hayashi et al., (2025) IterKey: Iterative Keyword Generation with LLMs for Enhanced Retrieval Augmented Generation. URL: <https://arxiv.org/abs/2505.08450>.
26. Maltego (2025). URL: <https://www.g2.com/products/maltego/pricing>.

Автори статті

Катков Юрій – доктор технічних наук, доцент, професор кафедри комп'ютерних наук, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна.

ORCID 0009-0007-1194-4014

Ищряков Сергій – кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри комп'ютерних наук, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна.

ORCID 0009-0007-5961-8218

Крилов Олексій – аспірант, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна.

ORCID: 0009-0004-0501-2702

Крестьянінов Ігор – аспірант, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна.

Кузіна Аліна – студент, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна.
ORCID: 0009-0007-1194-4014

Authors of the article

Katkov Yurii – Doctor of Sciences (technical), Associate Professor, State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine.

ORCID: 0009-0007-1194-4014

Ishcheryakov Serhii – Candidate of Sciences (technical), Associate Professor, State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine.

ORCID: 0009-0007-5961-8218

Krylov Oleksiy – postgraduate, State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine.

ORCID: 0009-0004-0501-2702

Krestyaninov Igor – postgraduate, State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine.

Kuzina Alina – student, State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine.
ORCID: 0009-0007-1194-4014