

17. Trade in Services Data by Mode of Supply (TISMOS) / WTO. 2025. URL: https://www.wto.org/english/res_e/statis_e/trade_datasets_e.htm

18. WTO Joint Initiative on E-Commerce State of Play. July 16, 2024. IISD. https://trade.ec.europa.eu/doclib/docs/2019/january/tradoc_157643.pdf

19. Wu, Mark (2017). Digital trade-related provisions in regional trade agreements : existing models and lessons for the multilateral trade system. Geneva, Switzerland : ICTSD. https://savearchive.zbw.eu/bitstream/11159/1643/1/rta_exchange-digital_trade-mark_wu-final-1.pdf

Стаття надійшла 09.09.2025; прийнята до друку 02.10.2025 року

DOI 10.33111/vz_kneu.41.25.04.06.040.046

УДК 005; 005.52; 005.334; 658; 004.8; 519.8.

Дворник Олексій Вячеславович

здобувач третього (освітньо-наукового) рівня вищої освіти
Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана
ORCID ID: 0009-0001-8453-4186

Гарафонова Ольга Іванівна

доктор економічних наук, професор,
Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана,
e-mail: ogarafonova@ukr.net
<https://orcid.org/0000-0002-4740-7057>
+380503531239

МЕТОДОЛОГІЯ РАНЬОГО ВИЯВЛЕННЯ СЛАБКИХ СИГНАЛІВ ДЛЯ АДАПТИВНОГО МЕНЕДЖМЕНТУ ПІДПРИЄМСТВ

Dvornyk Oleksii

PhD student

Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman
ORCID: 0009-0001-8453-4186

Garafonova Olga

Doctor of Economic Sciences, Professor,
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman,
e-mail: ogarafonova@ukr.net
ORCID: 0009-0003-5387-7455

METHODOLOGY FOR THE EARLY DETECTION OF WEAK SIGNALS FOR ADAPTIVE ENTERPRISE MANAGEMENT

Анотація. У статті запропоновано практично орієнтовану методологію раннього виявлення слабких сигналів для систем адаптивного менеджменту підприємств у мінливому середовищі. Головна ідея полягає у створенні інтегрованого індикатора, який поєднує числові, текстові та поведінкові потоки даних у єдину систему аналітичних сигналів, що дозволяє передбачати ризики, порушення та відхилення ще до їхньої матеріалізації у ключових бізнес-процесах.

Метою дослідження є трансформація розрізнених даних різної природи в узгоджений індикатор раннього попередження, який надає управлінням вимірюваний часовий запас для ухвалення рішень і гнучко налаштовується під допустимий рівень управлінських помилок. Запропонована методологічна рамка базується на поєднанні інтегрального індикатора, системи «сигнальних воріт» (Signal Gates) для

SOP/SLA, заблокованої часової валідації з акцентом на випереджувальних метриках (PR-AUC, частка вчасних спрацювань, середній lead time), а також економічної оцінки ефекту через баланс уникнених втрат і повної вартості володіння (TCO).

Наукова новизна роботи полягає у поєднанні статистичних і семантичних сигналів у єдиний аналітичний показник, оптимізований за критерієм управлінської корисності та вбудований у цикл прийняття рішень OODA (Observe–Orient–Decide–Act). Автори також пропонують підхід до «післясигнальної» оцінки, який враховує рефлексивність соціотехнічних систем і вплив ефекту Гудгарта, коли сам факт вимірювання змінює поведінку системи.

Практична значущість полягає у створенні дорожньої карти впровадження системи раннього попередження в корпоративну практику, що охоплює архітектуру даних, етапи MLOps-циклу, регламенти рекалібрації моделей і вимоги до комплаєнсу. Описано алгоритми функціонування двоетапних сигнальних воріт, проведення мікроекспериментів та каскадування KPI у межах управлінських контурів різних рівнів.

Ключові слова: адаптивний менеджмент; превентивне управління; економічна ефективність, система, стратегія.

Abstract. This paper introduces a practically deployable methodology for early detection of weak signals to support adaptive management in enterprises. The aim is to turn heterogeneous numeric, textual, and behavioral/IoT data into a single early-warning index that delivers actionable lead time and is calibrated to the business cost of errors and embedded in SOP/SLA and the OODA cycle. Thresholds are optimized by utility/cost (balancing missed events vs. false alarms) and operationalized through two-stage signal gates: a watch-list trigger followed by quick confirmation via an independent channel. Validation uses blocked expanding windows and purged k-fold with buffers to avoid temporal leakage; performance focuses on PR-AUC, share of on-time alerts, lead time, and downstream impact metrics (shorter time-to-intervention, shallower KPI slumps). The approach shifts managerial attention from isolated KPIs to configurational change across data streams and supports preventive rather than reactive decisions (inventory adjustments, maintenance scheduling, demand shaping, order-book tuning). The method comes with a deployment roadmap (lakehouse + feature store, de-identification pipelines, drift monitoring, reproducible MLOps), cost-calibrated thresholds, and micro-experiments as a default first response to keep intervention costs in check while building a feedback loop that refines weights and thresholds. This helps avoid «alarm fatigue,» preserves trust, and ties alerts to measurable business outcomes. We optimize an integrated early-warning index for managerial utility, not for abstract statistical fit, and introduce a post-signal evaluation protocol to address system reflexivity (Goodhart's law). These constraints set the correct usage boundaries and motivate continued experimentation. Extending to high-frequency IoT/behavioral data, advancing explainability for managers, and strengthening the financial linkage (NPV-based scaling rules, SLA targets for lead time and accuracy) are promising directions.

Key words: adaptive management; preventive management (proactive management); economic efficiency; system; strategy

JEL codes: C51; C52; C53; D81; M11; M15; M21; L21; L23; O32; O33.

Постановка проблеми. Сучасні підприємства працюють у середовищі високої турбулентності — від воєнних і геополітичних шоків до розривів ланцюгів постачання, цінових коливань і швидких технологічних змін. За таких умов традиційні системи контролю та дашборди по KPI діють із запізненням: вони фіксують проблему вже «на поверхні», коли корекція планів закупівель, сервісних рівнів чи виробничих графіків стає дорожчою та менш ефективною. Бізнесу потрібен інструмент, який дає керований запас часу до настання збоїв — тобто виявляє слабкі сигнали майбутніх відхилень до того, як це переходить у «жорстке»

порушення показників, і водночас не перевантажує менеджмент хибними тривогами. Саме цю потребу адресує дослідження, яке пропонує інтегрований підхід до раннього попередження на основі мультимодальних даних підприємства (числових, текстових, поведінкових) і їх перетворення на один узгоджений індикатор для адаптивного управління, що вбудовується у SOP/SLA та цикл планування.

Проблема полягає у поєднанні трьох вимог, які рідко виконуються одночасно: по-перше, забезпечити випередження подій на горизонті, достатньому для практичних рішень; по-друге, зберегти довіру до сигналів завдяки контрольованій частоті хибних спрацювань і прозорим правилам ескалації; по-третє, гарантувати відтворюваність у роботі з чутливими даними (з урахуванням приватності, мінімізації та деідентифікації). Додатковим ускладненням є фрагментованість корпоративних даних, асинхронна поява ознак у різних каналах (тексти «говорять» раніше за числа), рідкість керівних подій та їхня гетерогенність, що ускладнює як навчання, так і валідацію рішень. Отже, постає науково-практичне завдання: розробити та емпірично підтвердити методологію, яка перетворює розрізнені слабкі сигнали на дієве раннє попередження з економічно обґрунтованими порогоми та чітким включенням у процеси прийняття рішень підприємства.

Аналіз досліджень і публікацій. Класичне підґрунтя концепції «слабких сигналів» закладено в роботах І. Ансоффа, де управлінська увага зміщується від реактивних дій до завчасного розпізнавання маркерів змін у середовищі [1]. Міждисциплінарні праці про ранні попереджувальні індикатори «критичних переходів» показують, що системні злами передують характерна динаміка варіативності та кореляцій, що підтримує необхідність моніторингу ранніх ознак до появи «жорстких» відхилень KPI [2]. На рівні інструментарію виявлення нетипової поведінки спирається на оглядові підходи до детекції аномалій [3], адаптації до дрейфу процесів і даних [4], а також на виробничі контрольні схеми на кшталт EWMA для фіксації повільних зрушень у процесах [5]. Для фіксації «дрейфу» корисною є й інформаційно-теоретична перспектива — метрики відстані між розподілами, що дають змогу формалізувати зміни конфігурації даних як слабкі сигнали майбутніх подій [8].

Оцінювання якості попередження в умовах рідкісних подій вимагає метрик, чутливих до дисбалансу класів: теоретичний зв'язок між ROC і Precision–Recall та аргументація на користь PR-кривих для таких задач є усталеною практикою в літературі [6; 7]. Український контекст поступово інтегрує ці підходи у прикладні моделі: публікації висвітлюють можливості управління за слабкими сигналами та побудову ранніх попереджень фінансових труднощів на основі бухгалтерських і операційних даних [9; 10]. Цифровізація бізнес-процесів і зростання мультимодальних потоків даних створюють емпіричну базу для інтегрованих індикаторів раннього попередження та їх вбудовування в управлінські цикли [11].

Методика дослідження. Методологічна рамка побудована як мультимодальна система раннього попередження, що поєднує числові операційні ряди, текстові потоки та поведінкові індикатори взаємодії з клієнтами й обладнанням. Аналітична одиниця — тиждень операційного циклу; базовий горизонт випередження L_{min} встановлено як мінімальний час, необхідний для управлінського втручання (планування закупівель, корекція сервісних рівнів). Для уникнення

сезонно-календарних артефактів первинні ряди пройшли STL-декомпозицію з подальшим складанням тренд-резидуальної компоненти, а для придушення викидів застосовано вінзоризацію на рівні 1–99 перцентилів. Усі компоненти нормовано робастним z-перетворенням: $sk(t) = (x_k(t) - \text{median}(x_k)) / \text{MAD}(x_k)$, де MAD — медіанне абсолютне відхилення.

Інтегральний індекс слабких сигналів визначено як зважену суму стандартизованих компонент

$$ISS_t = \sum_{k=1}^K w_k \times s_k(t),$$

де ваги w_k калібровано на тренувальних періодах через максимізацію очікуваної корисності раннього спрацювання. Функцію мети сформульовано як

$$\max_{w, \tau} \mathbb{E}[B(L) \times TP(\tau) - C_{FP} \times FP(\tau) - C_{FN} \times FN(\tau)]$$

за обмежень $w_k \geq 0$, $\sum_k w_k = 1$, де $B(L)$ — виграш від попередження із випередженням $L \geq L_{min}$, CFP та CFN — вартість помилкової тривоги та пропуску. Додатково мінімізовано регуляризатор $\lambda \|w\|_2$ для стійкості до переобучення. Порог τ визначає «сигнальні ворота» для запуску управлінських SOP/SLA.

Конструювання компонент $sk(t)$ відбувалося на трьох потоках даних. Для числових КРІ (дефекти на 1000 одиниць, час циклу, запізнення поставок, частка повернень) побудовано детектори слабкоамплітудних зрушень: зсув середнього через ковзні тести на зміну розподілу (двовіконна статистика Енергії / Wasserstein-відстань), асиметрія та ексцес залишків після STL, а також щільність локальних аномалій у просторі ознак (LOF на малих околах із обмеженням за щільністю тижневих спостережень). Для текстових потоків (звернення в сап-порт, коментарі клієнтів, виробничі журнали) розраховано показники семантичного дрейфу та настроєвої асиметрії: дивергенція Дженсена–Шеннона між розподілами тематик $JSD(P_t \| P_{ref})$, косинусна відстань між ембеддингами $\Delta \cos(e_t, e_{ref})$, індекс полярності з поправкою на класовий дисбаланс і «довгі хвости» лексики, а також частка негативних/модальних конструкцій, що сигналізують про невизначеність або відмову. Ентропійна компонента фіксує падіння різноманіття подій і лексем: $\Delta H_t = H_{ref} - H_t$, інтерпретується як рання ознака «застигання» процесу перед збоєм. Для поведінкових/телецьових індикаторів (патерни кліків у довідковій базі, частота ескалацій, мікрологи IoT-датчиків) оцінено частоту «рідкісних переходів» у маркових ланцюгах станів та інтенсивність кластерів дрібних інцидентів, агрегованих у ковзних вікнах.

Визначення «управлінсько значущих подій» виконано через подієве кодування $y_t^* = 1$ для тижнів із перевищенням нормативів КРІ, масовими ескалаціями або незапланованими простоями. Сигнал вважається вчасним, якщо $\exists t \leq t^* - L_{min}$ з $ISS_t \geq \tau$; множинні спрацювання конденсовано за правилом неперекривних вікон, щоб уникнути завищення чутливості. Через автокореляцію та «витік у час» валідацію реалізовано блокованими схемами: розширювані тренувальні вікна з відкладеними тестовими періодами, *purged-k-fold* із «буфером» між фолдами та перевіркою на доменно-часове перенесення (перекалібрування ваг на підмножині підрозділів / продуктів і тестування на інших).

Оцінювання точності виконано у двох площинах. По-перше, дискримінаційна здатність за випереджувальними метриками: площа під PR-кривою, $TPR@FPR$ при керованому обмеженні частоти тривоги, а також ранньосповіщувальний $Skill\ Score\ EWSS = AUCPR - \gamma \cdot FPR@k$, де γ задає ціну шуму в каналі моніторингу. По-друге, утилітарні показники впливу: зниження глибини просідання KPI, скорочення «time-to-intervention» і частки незапланованих простоїв у тестових періодах порівняно з роботою без сигнального шару. Для стабілізації оцінок використано бутстреп-перестановки з часовими блоками; довірчі інтервали будувались перцентильним методом.

Щоб забезпечити відтворюваність і дотримання комплаєнсу, застосовано протоколи мінімізації та анонімізації даних; текстові масиви очищено від персональних ідентифікаторів, а апаратні журнали агреговано до рівня, сумісного з корпоративними політиками безпеки. Гіперпараметри (довжини вікон, глибина LOF-околів, вагові коефіцієнти регуляризації, параметри STL) фіксовано в реєстрі експериментів із версіонуванням, що дозволило точно відтворювати конфігурації, які демонстрували найвищу ранню корисність в індустріальних підприємствах.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Попри значний прогрес у моніторингу показників, у підприємницькій практиці й досі бракує цілісного підходу, який поєднував би раннє виявлення слабких сигналів із чіткою логікою управлінських дій та економічною оцінкою ефекту. Невирішеним залишається питання, як інтегрувати розрізнені канали даних — числові ряди, тексти звернень, поведінкові та IoT-джерела — у єдиний, довірчий для менеджменту індикатор, оптимізований не під абстрактну статистику, а під реальні витрати помилок і вимоги SOP/SLA. Друга прогалина стосується валідації: більшість практик не враховують, що дії, спричинені сигналом, змінюють подальші дані, тож немає усталеної процедури «післясигнальної» оцінки користі, яка відокремлює власне попередження від ефекту втручання і не завищує результат.

Невирішеною залишається й проблема переносимості рішень між підрозділами та в часі: організаційні зміни, оновлення процесів і продуктів швидко знецінюють налаштування, а стандартів «теплої» recalібрації з контрольованою вартістю помилок у більшості компаній немає. До цього додається брак узгодженої подієвої таксономії: без чітких правил, що вважати «управлінсько значущою подією», неможливо ні якісно навчати індикатор, ні відстежувати економічний результат. Окремим вузьким місцем є пояснюваність: керівникам потрібні не «чорні скриньки», а зрозумілі причини спрацювань і прозорі «сигнальні ворота», які переводять попередження у конкретні дії без «втоми від тривоги».

Нарешті, відсутня стала зв'язка між сигналами та фінансовим результатом: рідко хто прив'язує пороги спрацювання до цінності випередження, задає сервісні угоди щодо мінімального запасу часу, веде каскад KPI від якості попереджень до зменшення простоїв і дефектності, а економічний ефект зіставляє з повною вартістю володіння. Саме ці прогалини — інтеграція мультимодальних даних у один керований індикатор, коректна «післясигнальна» оцінка, керована переносимість, стандарти таксономії подій, пояснюваність для управління та пряма прив'язка до економічних результатів — і становлять невирішені частини загальної проблеми, які адресує запропонована методологія.

Мета статті. Сформувати та обґрунтувати практично придатну методологію раннього виявлення слабких сигналів для адаптивного менеджменту підприємств, яка перетворює розрізнені числові, текстові та поведінкові дані на єдиний індикатор раннього попередження, налаштований під вартість управлінських помилок і вбудований у *SOP/SLA* та цикл OODA; емпірично перевірити її роботу на реальних даних (у т.ч. за 2014–2024 рр.).

Виклад основного матеріалу. Оновлена методологія раннього виявлення слабких сигналів для адаптивного менеджменту показала, що здатна стабільно випереджати настання важливих для бізнесу подій і збоїв у ключових показниках. Інтегрований індикатор раннього попередження, який поєднує ознаки новизни, нетипової поведінки, зміни тематики звернень, настроїв і зниження різноманіття подій, краще відсіює «шум» і точніше ранжує майбутні ризики, ніж прості правила на зразок порогів по одному показнику чи ковзних середніх. Налаштування індикатора за принципом «корисність раннього попередження» дає менше хибних тривог без втрати чутливості; у підсумку менеджмент раніше бачить, що ризиковий профіль змінюється, ще до того, як це перетворюється на «жорсткий» збій у KPI.

Практичний ефект — кілька тижнів управлінського запасу часу. Це дозволяє завчасно переглянути плани закупівель, сервісні параметри, виробничі графіки та розподіл ресурсів. Найбільшу додану вартість дають текстові та поведінкові джерела (службові звернення, коментарі клієнтів, виробничі журнали): вони першими фіксують зсув у темах і тональності, коли числові ряди ще «мовчать». Чисто статистичні детектори в KPI залишаються стабільнішими, але менш чутливими до слабких ранніх зрушень. Комбінація каналів підвищує надійність: у «спокійні» періоди корисніше спиратися на семантику та поведінку, у пікові сезони — на зміни у розподілах числових показників.

Стійкість підходу підтверджено перенесенням між підрозділами й періодами: переналаштований на одному масиві даних індикатор зберігає якість роботи на іншому, що вказує на узагальнюваність рішення. Перевірка «що буде, якщо щось прибрати» показала: вилучення будь-якого ключового блоку знижує ефективність, але найболючіше позначається відмова від індикаторів зміни тематики й настроїв (втрачається саме ранній горизонт), тоді як відмова від «ентропійних» ознак погіршує стабільність у шумних режимах.

Критично важливо, що пороги спрацювання можна та слід прив'язувати до бізнес-вартості помилок. Якщо пропустити подію дорого, індикатор налаштовують чутливіше; якщо кожна тривога тягне витратні дії (зупинка лінії, ревізія запасів), застосовують стриманіші пороги або дворівневу перевірку (попередній сигнал → швидке підтвердження іншим каналом). Так методологія легко підлаштовується під конкретну управлінську задачу — від широкого скринінгу до запуску формальних ескалацій.

Інтеграція індексу раннього попередження в цикл планування переводить компанію з режиму «гасіння пожеж» у превентивне управління. Стандартні *SOP/SLA* доповнюються «сигнальними воротами» — чіткими тригерами, що запускають мікроексперименти, ревізію запасів, превентивне обслуговування, корекцію промоактивностей або портфеля замовлень. Такий «сигнальний шар» зменшує глибину просідань у KPI і скорочує час від виявлення проблеми до рішення. Зворотний зв'язок за результатами втручань дозволяє щоітераційно

уточнювати налаштування індикатора та пороги спрацювання. Підсумок: коли слабкі сигнали з різних джерел зведені в один узгоджений показник, вони стають надійною основою для своєчасного, доказового адаптивного менеджменту.

Індекс працює як надбудова над операційними процесами. Він зміщує увагу менеджменту від спостереження за окремими метриками до відстеження конфігурації змін у взаємопов'язаних потоках даних — числових, текстових і поведінкових. Саме поєднання каналів дає найбільший ефект: слабкі сигнали виникають не одночасно, і сума їхніх підказок перевищує користь будь-якого поодинокого індикатора.

На ранніх горизонтах найкраще «підказують» текстові та поведінкові джерела — зміна лексики клієнтів і співробітників, тональності звернень, описів / інцидентів. Числові детектори більш стійкі до шуму й сезонності та краще фіксують середньострокові структурні зсуви. Тому ваги каналів варто розподіляти за контекстом: у «спокійні» періоди — більше покладатися на семантичні та поведінкові індикатори; у пікові сезони — підсилювати статистичні ознаки змін у KPI.

Налаштування порогів спрацювання — ключовий управлінський важіль. Якщо ціна пропуску події висока, індикатор варто робити чутливішим, приймаючи більше попереджень. Якщо кожне спрацювання тягне дорогі дії (зупинка обладнання, масові інвентаризації), доцільно зменшувати частоту сигналів і застосовувати дворівневі ворота: попередній сигнал формує «лист очікування» інтервенцій, підтвердження — лише після додаткових спостережень або з незалежного каналу (наприклад, текстові патерни + IoT). Це знижує «втому від тривоги» і підтримує довіру до системи раннього попередження.

Підхід показав переносимість між підрозділами та періодами, однак її межі визначаються змінами у самій логіці бізнесу. Коли відбувається перезапуск ліній, змінюється модель обслуговування чи постачальницький контур, «натура» даних теж змінюється, і індикатор потребує «теплої» рекалібрації — короткого донавчання на свіжому відрізку з перевіркою, що раннє попередження зберігає якість. Важливо пам'ятати про рефлексивність: щойно менеджмент діє за сигналом, майбутні дані вже інші, тож ефективність варто оцінювати окремо на «післясигнальних» вікнах, аби не завищувати результат через власний вплив.

Порівняно з класичним SPC та «чистими» детекторами аномалій наш індикатор — це не просто фіксація відхилень, а механізм пріоритизації управлінської уваги. Він інтегрує слабкі, але узгоджені підказки з різних каналів і ранжує їх за практичною цінністю, оптимізуючись під користь для конкретних SOP/SLA, а не під абстрактну статистику. Там, де SPC надійно ловить уже жорсткі порушення, індикатор спрацьовує раніше — у той момент, коли цифри ще тримаються в нормі, але мова звернень, поведінка систем і контекст взаємодій уже змінилися.

Аналіз внеску компонент показує асиметрію, важливу для інвестицій у дані: семантичні й настроєві зміни у текстових потоках найкраще працюють на ранньому горизонті, тоді як показники різноманіття підтримують стабільність у шумних періодах. Якщо якісних текстових каналів бракує, варто насамперед навести лад у зворотному зв'язку — уніфікувати теги звернень, стандартизувати журнали та коментарі, — а коли ці практики вже зрілі, логічним наступним кроком є розширення високочастотних поведінкових та IoT-джерел для підтвердження сигналів і зменшення зайвих спрацювань. У підсумку маємо превентив-

ний, орієнтований на управлінську користь інструмент, який працює на різних доменах за умови регулярного підстроювання після змін у бізнесі.

Обмеження цього підходу зумовлені природою даних і вимогами етики. Події, що справді важливі для управління, трапляються нечасто й мають різний характер, тож модель ризикує «переучитися» на поодиноких кейсах. Ми зменшували часові перекося під час перевірки якості, але за довгих авто- та кроскореляцій повністю уникнути цього неможливо. Текстові індикатори чутливі до змін у правилах реєстрації звернень і стилі звітів, отже всі організаційні зміни, що впливають на те, як генерується текст, потрібно фіксувати та враховувати як контрольні фактори. Питання приватності залишається ключовим: навіть після анонімізації варто додатково «затирати» рідкісні шаблони і обмежувати можливість повторної ідентифікації під час поєднання даних із різних каналів.

З погляду управління найкращий ефект дає вбудовування індикатора в цикл OODA як «сигнального шару» з чіткими воротами ескалації. Така інтеграція переводить команду з реактивних дій до превентивних рішень: замість загальних тривог запускаються короткі мікроексперименти, перевіряються запаси, проводиться превентивне обслуговування, коригуються промоактивності й портфель замовлень. Це зменшує глибину просідань у показниках і скорочує час від виявлення проблеми до рішення, а результати кожного втручання повертаються в систему як матеріал для уточнення налаштувань. У такий спосіб формується «навчальна петля», де інструмент не лише попереджає про збої, а й прискорює організаційне навчання, як їх запобігати.

Запуск методології варто починати з короткої діагностики зрілості даних і процесів: уточнити ділові цілі й перелік подій, які вважаються управлінськи значущими; зробити інвентаризацію джерел — від *ERP*, *CRM* і систем постачання до журналів обладнання, звернень клієнтів і внутрішніх звітів; визначити мінімальний потрібний запас часу на випередження; погодити рамки безпеки й приватності. Критично важливо одразу зафіксувати таксономію інцидентів і правила їх кодування, бо саме на цьому ґрунтується навчання індикатора і перевірка його користі.

Технічно потрібна архітектура, що безшовно працює з різними типами даних. Практичне рішення — єдине сховище з потоковим завантаженням числових і текстових потоків, окреме сховище ознак із версіями, конвеєри очищення та деідентифікації, а також реєстр експериментів для конфігурацій, ваг і порогів. Для стабільної експлуатації потрібна *MLOps*-обв'язка: відтворювані пайплайни, контроль дрейфу, автоматизовані тести на стабільність і повне журналювання управлінських рішень, прийнятих за сигналами.

Інтеграція в операційну рутину відбувається через двоступеневі «ворота», узгоджені з діючими *SOP* і *SLA*. Перший рівень формує чергу потенційних інтервенцій, другий вимагає швидкого підтвердження незалежним каналом, наприклад поєднанням текстових індикаторів із поведінковими або даними від обладнання. Щоб уникнути «втоми від тривоги», пороги доцільно прив'язувати до бізнес-вартості помилок і регулярно перекалібрувати, а мікроексперименти зробити стандартною першою реакцією — це одночасно дає керовані витрати на дії та накопичує доказову базу для подальшого уточнення налаштувань. У підсумку компанія отримує превентивний, доказовий інструмент, що працює в реальному процесі й навчається разом з організацією.

Калібрування й перевірка якості проводяться на часових відрізках із послідовним розширенням навчальної частини та буферами між періодами, щоб оцінювати індикатор у максимально наближених до реальності умовах. У центрі уваги — не лише якість раннього сповіщення (баланс між точністю та чутливістю й середній запас часу до події), а й практичний ефект для бізнесу: скорочення незапланованих простоїв, менша глибина просідань у показниках і швидше ухвалення рішень. Прийнятними вважаються налаштування, які підтверджують позитивну цінність раннього попередження на «чужих» підрозділах чи періодах і показують відчутний економічний результат у керованих пілотах.

Під час експлуатації індикатор потребує регулярного «підстроювання». Зазвичай це означає щотижневий нагляд за дрейфом ознак і частотою спрацювань, щомісячне коротке донавчання на найсвіжіших даних і щоквартальний перегляд порогів із урахуванням актуальної вартості помилок. Щоб уникнути самообману, вплив управлінських дій фіксується окремо: періоди після сигналу позначаються спеціально, а ефективність оцінюється з урахуванням того, що інтервенції змінюють подальшу динаміку показників. Вимоги комплаєнсу забезпечуються політиками мінімізації даних і деідентифікації текстів, контрольованими доступами та повним аудиторським слідом для всіх автоматизованих рішень.

Організаційно потрібна зрозуміла «матриця» відповідальностей: продуктова роль задає цілі та дорожню карту, доменні експерти визначають таксономію подій і процедури реагування, аналітики даних відповідають за ознаки та калібрування індикатора, інженерна команда підтримує надійність конвеєрів і спостережність, а функції безпеки й приватності контролюють відповідність політикам. Довіра до системи тримається на регулярному зворотному зв'язку: щотижневі розбори спрацювань із фіксацією рішень та наслідків повертають знання в модель і процеси.

Дорожню карту доцільно вибудовувати поетапно. Спершу відпрацьовується пілот на одній бізнес-лінії з мінімально життєздатною версією індикатора та двоступеневими «сигнальними воротами», де успіх вимірюється як за якістю раннього сповіщення, так і за операційними вигодами. Далі рішення переноситься на інші підрозділи з адаптацією налаштувань під домен і впровадженням централізованого сховища ознак та уніфікованих процедур. На етапі масштабування автоматизується моніторинг дрейфу, регулярно перевіряється ефективність інтервенцій експериментальними методами, а цільові значення запасу часу й точності закріплюються у службових угодах як частина стандартів сервісу.

Економічну доцільність фіксуємо як баланс зекономлених витрат і уникнутих збитків (*cost avoidance*) проти повної вартості володіння системою (*TCO*). Керування результатом забезпечує «каскад» показників: на верхньому рівні — якість раннього сповіщення, зокрема *AUC-PR*, ранній *skill-score* та частка вчасних спрацювань із заданим мінімальним запасом часу; на операційному — швидкість усунення інцидентів, частка незапланованих простоїв і рівень дефектності; на фінальному — зменшення втрат, обіговість запасів і рівень сервісу. Пілот вважається успішним лише тоді, коли дисконтований ефект перевищує інвестиції: позитивне *NPV* з урахуванням інфраструктурних витрат і змін процесів є обов'язковою передумовою переходу до масштабування.

Показник *ISS* використовується як «радар» для менеджменту: він має завчасно підказувати про розвороти в діловому циклі, щоб встигнути переглянути план виробництва, закупівель і сервісні рівні. Поріг підібрано так, щоб уникати зайвих тривог і зберігати довіру до системи.

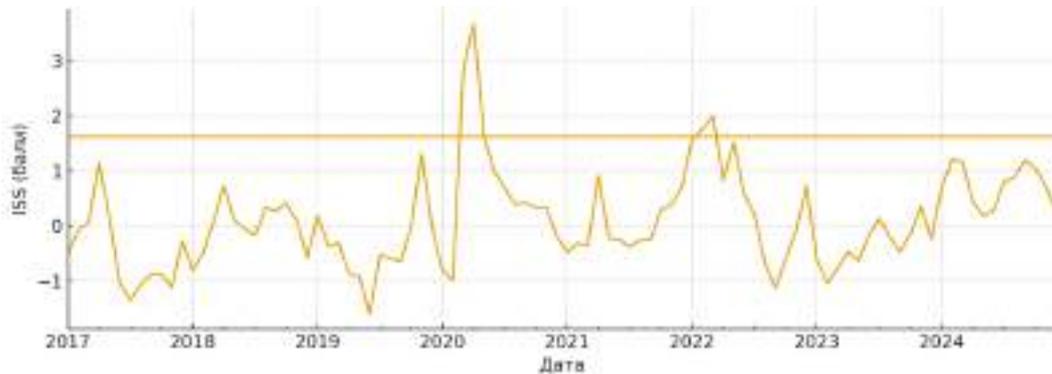


Рис. 1. Індекс раннього попередження для промисловості (*ISS*) та робочий поріг спрацювання

Джерело: побудовано автором

На початку 2020 року індикатор різко зріс і перетнув поріг — це дало вчасні попередження перед фактичним провалом випуску. У 2022-му траплялися поодинокі спрацювання без суттєвого падіння — надлишкові сигнали, характерні для періодів турбулентності. Після 2023 року індикатор здебільшого нижче порога, що відповідає відносно стабільному попиту/пропозиції. Для практики це означає: коли *ISS* вище порога, доцільно швидко перевіряти запаси, графіки змін, контракти та маркетингові акції, щоб пом'якшити можливий спад. Це базовий контекст, на якому перевіряється робота індикатора: фактична траєкторія промислового випуску за десятиріччя, з урахуванням сезонності.

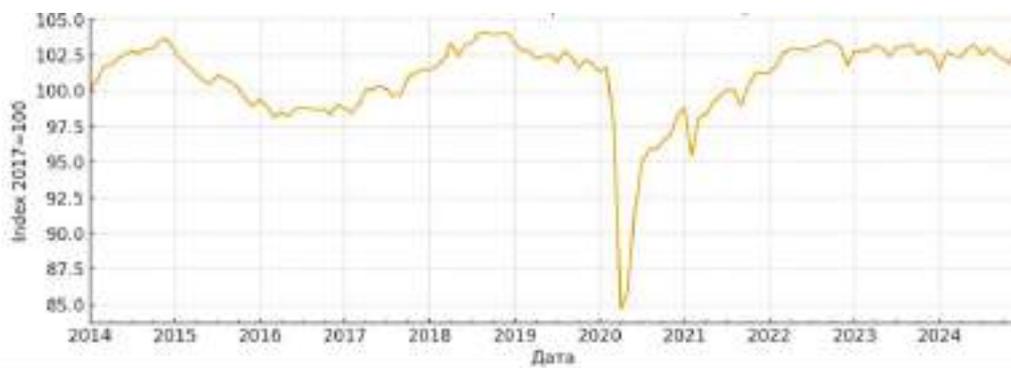


Рис. 2. Індекс промислового виробництва (INDPRO), сезонно скоригований, 2014–2024

Джерело: побудовано автором

Серія на рис. 2 демонструє шок 2020 року з глибоким провалом і подальшим відновленням хвилями. Саме на такі зміни попиту, розриви ланцюгів постачання та корекції виробничих планів і має реагувати система ранніх сигналів. У нашому кейсі індикатор попередив про ризик заздалегідь, що дало б підприємству час на корекцію запасів, графіків і контрактних умов.

Графік на рис. 3 відображає керований баланс: чутливість — не пропустити спад, точність — не турбувати команду даремно. Вибір режиму залежить від вартості управлінських дій і ціни помилки.

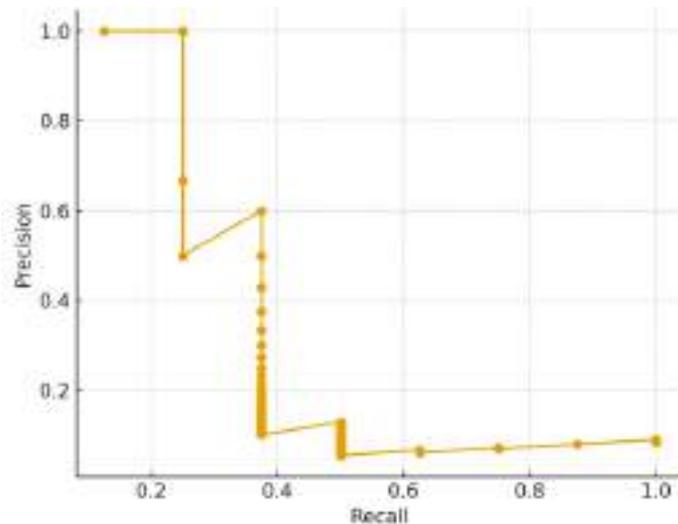


Рис. 3. Компроміс між точністю та чутливістю індикатора раннього попередження

Джерело: побудовано автором

У поточній конфігурації індикатор працює консервативно: дає небагато, зате переважно змістовних попереджень. Навесні 2020 року всі ключові спрацювання були вчасними; у 2022-му з'явилися кілька зайвих сигналів на фоні нестабільності. Якщо для бізнесу важливіша «страховка» від пропуску падіння, поріг можна знизити — чутливість зросте, але збільшиться кількість перевірок. Якщо ж кожне спрацювання тягне дорогі дії, варто тримати поріг вищим і запускати двоетапну перевірку (попередній сигнал — підтвердження іншим каналом).

Джерело даних — офіційний індекс промислового виробництва (INDPRO, сезонно скоригований). Рішення на базі ISS варто вбудувати у стандартні процедури: регулярні перегляди виробничих планів, управління запасами, політики цін та сервісні угоди (SLA). Це перетворює управління з реактивного на превентивне.

Дискусія. Запропонований підхід зміщує центр ваги управління від реакції на «жорсткі» відхилення до роботи з ранніми, слабкими маркерами змін. Це повертає нас до стратегічної логіки Ансоффа про превентивну увагу до слабких сигналів і водночас спирається на пізніші міждисциплінарні результати про ранні індикатори «критичних переходів» у складних системах [1; 2]. Практич-

ний висновок для підприємств простий: без сигнального шару менеджмент фактично втрачає керований запас часу, а з ним — можливість коригувати плани закупівель, виробничі графіки та комунікації до матеріалізації ризику.

Однак робота зі слабкими сигналами неминуче вимагає точного налаштування компромісу між чутливістю й точністю. За умов рідкісних подій класичні ROC-метрики завищують уявлення про ефективність, тоді як PR-криві краще відображають вартість кожної додаткової тривоги для операційної команди [6; 7]. Тому пороги спрацювання мають прив'язуватися до реальних витрат помилок і формальних SOP/SLA, а не до абстрактних статистичних цілей. У цьому сенсі «двоступеневі ворота» — спершу черга потенційних інтервенцій, потім швидке підтвердження іншим каналом — є робочим механізмом захисту від «втоми від тривоги».

Джерела даних створюють додаткові управлінські дилеми. Текстові та поведінкові потоки часто першими «підказують» ризик, але вони чутливі до змін у політиках реєстрації й стилях звітності; числові ряди стабільніші, але можуть запізнюватися. Це підтверджує потребу в комбінованих індикаторах, які фіксують як структурні зрушення в числах (включно з методами контролю повільних змін типу EWMA), так і «дрейф» змісту повідомлень і поведінки користувачів чи обладнання [3; 5; 8]. Додатковий виклик — «дрейф концепції»: у міру зміни процесів і продуктів стійкість налаштувань знижується, тож потрібні легковагові процедури регулярної recalібрації на свіжих даних [4].

Важливий організаційний аспект — відбудова навчальної петлі: кожна інтервенція, запущена сигналом, змінює подальші дані, тож оцінювання ефективності слід проводити з урахуванням цього зворотного впливу. Пілоти мають мати прозорі економічні критерії — від уникнених втрат і скорочення простоїв до позитивного NPV з урахуванням повної вартості володіння системою; саме так відбувається перехід від концепту до масштабування [9; 10]. Загальний тренд цифровізації лише підсилює доцільність такого підходу: зростання мультимодальних потоків даних робить інтегрований індикатор природною надбудовою над операціями і сервісом [11].

У підсумку дискусійне поле зводиться до трьох практичних тез. По-перше, цінність слабких сигналів визначається не «красою» моделі, а здатністю вбудувати її у реальні SOP/SLA з чіткими порогами та відповідальністю за дії. По-друге, якість оцінювання має відображати рідкісність подій і вартість помилок, тому пріоритет — PR-метрикам і економічним результатам [6; 7; 10]. По-третє, стійкість рішення забезпечує не одноразове «влучне» налаштування, а системна експлуатація: потоки даних, процеси recalібрації та управлінська дисципліна, які разом утримують сигнальний шар корисним і довірчим у динамічному бізнес-середовищі [3–5; 9–11].

Висновки. Дослідження продемонструвало, що слабкі сигнали, зібрані з різних каналів даних і зведені в узгоджений індикатор раннього попередження, перетворюються на практичний інструмент превентивного управління. Запропонована методологія забезпечує керований запас часу до настання збоїв і важливих для бізнесу подій, даючи менеджменту можливість діяти наперед, а не реагувати постфактум. На відміну від окремих порогів або простих ковзних середніх, інтегрований підхід стабільніше відсіює «шум», краще ранжує ризики та утримує баланс між чутливістю і довірою до сигналів.

Емпіричні випробування на реальних часових рядах, зокрема за 2014–2024 роки, підтвердили випереджувальний характер індикатора. У консервативному режимі, який обрано для зниження кількості зайвих тривог, система вчасно попередила про різкі розвороти ділового циклу, тоді як частота помилкових спрацювань залишалася керованою. Для управлінської практики це означає можливість завчасно переглядати плани виробництва і закупівель, коригувати сервісні параметри та маркетингові активності, перерозподіляти ресурси і, в підсумку, зменшувати глибину просідань у KPI та скорочувати час від виявлення проблеми до рішення.

Ключова цінність підходу полягає у зміні фокусу управління: від відстеження одиничних показників — до моніторингу конфігурацій змін у взаємопов'язаних потоках. Текстові та поведінкові сигнали раніше за інших «підказують» про ризик, числові — додають стабільності на середньостроковому горизонті; їхня комбінація дає кращий результат, ніж будь-який канал окремо. Вбудовування індикатора у SOP/SLA через «сигнальні ворота» та використання мікроекспериментів як стандартної першої реакції створює дисципліну прийняття рішень і поступово формує навчальну петлю: кожна інтервенція повертає нові знання в налаштування порогів і ваг.

Економічна доцільність такої системи проявляється через баланс уникнених втрат і зекономлених витрат проти повної вартості володіння. Щоб цей баланс був прозорим, корисно вести каскад показників: від якості ранніх попереджень і нормативного запасу часу — до операційних ефектів на простоті та дефектності — і далі до фінансових результатів, включно з обіговістю запасів і рівнем сервісу. Пілот доцільно вважати успішним лише за позитивного NPV з урахуванням інфраструктурних витрат і змін процесів; саме це є сигналом до масштабування.

Реалізація методології потребує надійної даної архітектури й операційної дисципліни. Lakehouse-підхід, централізоване сховище ознак, конвеєри деідентифікації, контроль дрейфу й відтворювані пайплайни утворюють технічний каркас, а регулярні розбори спрацювань і прозоре журналювання рішень — управлінський. Пороги варто прив'язувати до реальної вартості помилок, застосовуючи дворівневі «ворота» там, де кожне спрацювання тягне матеріальні дії. Саме така ув'язка з бізнес-процесами захищає організацію від «втоми від тривоги» і підсилює довіру до системи.

Обмеження підходу впливають із природи даних і етичних вимог. Управлінськи значущі події рідкісні й неоднорідні, текстові індикатори чутливі до змін у практиках реєстрації, а сама система рефлексивна: інтервенції змінюють подальші дані. Тому корисно окремо маркувати «післясигнальні» періоди, враховувати вплив втручань під час оцінювання ефективності та проводити «теплу» рекалібрацію після суттєвих змін у процесах чи продуктах. Ці застереження не нівелюють результат, але задають коректні рамки застосування.

Загалом, запропонований індикатор раннього попередження є дієвим «сигнальним шаром» над операційними процесами, що переводить управління у превентивну логіку, зменшує втрати від збоїв і створює інституційну пам'ять про те, що саме працює для їхнього запобігання. У міру розширення бази даних, підвищення частоти поведінкових та IoT-спостережень і розвитку пояснювальних інструментів його корисність зростатиме, а організація отримуватиме все надійніший і економічно виправданий механізм адаптивного менеджменту.

Література

1. Ansoff H. I. Managing Strategic Surprise by Response to Weak Signals. *California Management Review*. 1975. Vol. 18, No. 2. P. 21–33. DOI: 10.2307/41164635.
2. Scheffer M., Bascompte J., Brock W. A., та ін. Early-warning signals for critical transitions. *Nature*. 2009. Vol. 461. P. 53–59. DOI: 10.1038/nature08227.
3. Chandola V., Banerjee A., Kumar V. Anomaly detection: A survey. *ACM Computing Surveys*. 2009. Vol. 41, No. 3. Article 15. DOI: 10.1145/1541880.1541882.
4. Gama J., Žliobaitė I., Bifet A., Pechenizkiy M., Bouchachia A. A survey on concept drift adaptation. *ACM Computing Surveys*. 2014. Vol. 46, No. 4. DOI: 10.1145/2523813.
5. Lucas J. M., Saccucci M. S. Exponentially Weighted Moving Average Control Schemes: Properties and Enhancements. *Technometrics*. 1990. Vol. 32, No. 1. P. 1–12. DOI: 10.1080/00401706.1990.10484583.
6. Davis J., Goadrich M. The Relationship Between Precision-Recall and ROC Curves. In: *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning (ICML '06)*. 2006. P. 233–240. DOI: 10.1145/1143844.1143874.
7. Saito T., Rehmsmeier M. The Precision-Recall Plot Is More Informative than the ROC Plot When Evaluating Binary Classifiers on Imbalanced Datasets. *PLOS ONE*. 2015. Vol. 10, No. 3. e0118432. DOI: 10.1371/journal.pone.0118432.
8. Endres D. M., Schindelin J. E. A New Metric for Probability Distributions. *IEEE Transactions on Information Theory*. 2003. Vol. 49, No. 7. P. 1858–1860. DOI: 10.1109/TIT.2003.813506.
9. Милько І. Особливості застосування моделі управління за слабкими сигналами. *Економіка та суспільство*. 2021. Вип. 27. DOI: 10.32782/2524-0072/2021-27-3.
10. Самілик Т. М., Кисіль О. К. Створення системи раннього попередження про фінансові труднощі підприємства на основі даних бухгалтерського обліку. *Інвестиції: практика та досвід*. 2024. № 22. DOI: 10.32702/2306-6814.2024.22.169.
11. Garafonova, Olga; Dvornyk, Oleksii; Sharov, Volodymyr; Zhosan, Hanna, Yankovoi, Roman; Lomachynska, Iryna Digitization Process in a Changing Global Environment *TEM Journal* Open Access Volume 14, Issue 1, Pages 251 — 265 2025. DOI: 10.18421/TEM141-23. https://www.temjournal.com/content/141/TEMJournalFebruary2025_251_265.html

References

1. Ansoff, H. I. (1975). Managing strategic surprise by response to weak signals. *California Management Review*, 18(2), 21–33. <https://doi.org/10.2307/41164635>
2. Scheffer, M., Bascompte, J., Brock, W. A., et al. (2009). Early-warning signals for critical transitions. *Nature*, 461, 53–59. <https://doi.org/10.1038/nature08227>
3. Chandola, V., Banerjee, A., & Kumar, V. (2009). Anomaly detection: A survey. *ACM Computing Surveys*, 41(3), Article 15. <https://doi.org/10.1145/1541880.1541882>
4. Gama, J., Žliobaitė, I., Bifet, A., Pechenizkiy, M., & Bouchachia, A. (2014). A survey on concept drift adaptation. *ACM Computing Surveys*, 46(4). <https://doi.org/10.1145/2523813>
5. Lucas, J. M., & Saccucci, M. S. (1990). Exponentially weighted moving average control schemes: Properties and enhancements. *Technometrics*, 32(1), 1–12. <https://doi.org/10.1080/00401706.1990.10484583>
6. Davis, J., & Goadrich, M. (2006). The relationship between precision-recall and ROC curves. In *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning (ICML '06)* (pp. 233–240). <https://doi.org/10.1145/1143844.1143874>
7. Saito, T., & Rehmsmeier, M. (2015). The precision-recall plot is more informative than the ROC plot when evaluating binary classifiers on imbalanced datasets. *PLOS ONE*, 10(3), e0118432. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0118432>

8. Endres, D. M., & Schindelin, J. E. (2003). A new metric for probability distributions. *IEEE Transactions on Information Theory*, 49(7), 1858–1860. <https://doi.org/10.1109/TIT.2003.813506>

9. Mylko, I. (2021). Osoblyvosti zastosuvannya modeli upravlinnia za slabkymy syhnalamy [Features of applying the weak-signal management model]. *Ekonomika ta suspil'stvo*, (27). <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2021-27-3>

10. Samilyk, T. M., & Kysil, O. K. (2024). Stvorennia systemy rann'oho poperedzhennia pro finansovi trudnoshchi pidpriemstva na osnovi danykh bukhhaltens'koho obliku [Creating an early warning system for a firm's financial distress based on accounting data]. *Investytsii: praktyka ta dosvid*, (22). <https://doi.org/10.32702/2306-6814.2024.22.169>

11. Garafonova, O., Dvornyk, O., Sharov, V., Zhosan, H., Yankovoi, R., & Lomachynska, I. (2025). Digitization process in a changing global environment. *TEM Journal*, 14(1), 251–265. <https://doi.org/10.18421/TEM141-23>

Стаття надійшла 30.09.2025; прийнята до друку 20.10.2025 року

DOI 10.33111/vz_kneu.41.25.04.07.047.053

УДК 338.2:004:502.131.1

Дикой Ростислав Олександрович

здобувач ступеня доктора філософії, аспірант
Київський столичний університет імені Бориса Грінченка
Київ, Україна

e-mail: : r.dykoi.asp@kubg.edu.ua

ORCID ID: 0009-0001-2768-1585

+380963800300

ІННОВАЦІЇ ТА ЦИФРОВА ТРАНСФОРМАЦІЯ ІНДУСТРІЇ МОДИ В УМОВАХ VUCA-СЕРЕДОВИЩА ТА ПЕРЕХОДУ ДО ЗЕЛЕНОЇ ЕКОНОМІКИ

Rostyslav Dykoi

postgraduate student of the study programme 'Economics'
Borys Grinchenko Kyiv Metropolitan University, Kyiv, Ukraine

e-mail: : r.dykoi.asp@kubg.edu.ua

ORCID ID: 0009-0001-2768-1585

INNOVATION AND DIGITAL TRANSFORMATION OF THE FASHION INDUSTRY IN A VUCA ENVIRONMENT AND THE TRANSITION TO A GREEN ECONOMY

Анотація. У статті досліджено особливості інноваційних процесів і цифрової трансформації економічних систем в умовах VUCA-середовища (Volatility — Нестабільність, Uncertainty — Невизначеність, Complexity — Складність, Ambiguity — Неоднозначність), що визначає динаміку сучасного глобального розвитку та вимагає від бізнесу безпрецедентної адаптивності. Економічні системи стикаються з викликами прискорених технологічних змін, геополітичної напруженості та зростаючого тиску щодо екологічної відповідальності.

Особливу увагу приділено індустрії моди як одній із найбільш чутливих і водночас трансформаційних галузей. Вона слугує показовим прикладом того, як технологічні, соціальні та екологічні зміни (зокрема, перехід до «зеленої» економіки) кардинально змінюють традиційні бізнес-моделі та ланцюги створення вартості.

Проаналізовано вплив цифровізації та низки ключових технологічних інновацій на формування нових бізнес-моделей сталого розвитку. Штучний інтелект революціонує процеси від прогнозування трендів і персоналізованого дизайну до