

УДК 338.2:69.003

JEL L74, G32, D81, M13, C55, L14, J23

DOI <https://doi.org/10.32782/2786-765X/2026-12-24>**Романенко О.В.**

кандидат економічних наук, доцент,
доцент кафедри товарознавства та комерційної діяльності в будівництві,
Київський національний університет будівництва і архітектури
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5684-6791>

ДІАГНОСТИКА «ТОЧОК КРИХКОСТІ» У БІЗНЕС-МОДЕЛІ ДЕВЕЛОПЕРА: МЕТОДОЛОГІЯ BIG DATA АНАЛІЗУ

У статті розроблено методологічний підхід щодо діагностики вразливості бізнес-моделі девелоперської компанії – «точок крихкості», які виникають на перетині фінансових, логістичних і кадрових потоків та підсилюють вплив зовнішніх криз. Обґрунтовано необхідність переходу від традиційного ризик-менеджменту до інтегрованої управлінської екосистеми на основі Big Data. Запропоновано інтегровану модель діагностики вразливості, що синтезує стохастичний аналіз грошових потоків з використанням моделі розподілу Гаусса, моделювання ланцюгів постачання на базі теорії графів та предиктивну HR-аналітику. Рекомендовано використовувати адаптований динамічний Z-індекс Альтмана для оперативного моніторингу ліквідності компанії та інтегрувати дані системи ProZoggo для бенчмаркінгу цін. Результати діагностики можна візуалізувати через «теплові карти» ризиків у 5D BIM-моделі, що дозволить менеджменту компанії ідентифікувати вразливості до настання кризи.

Ключові слова: будівельний девелопмент, криза, вразливість, точка крихкості, управління ризиками, бізнес-модель, Big Data, ліквідність, ланцюг постачання, кадровий дефіцит.

Постановка проблеми. Сучасний девелоперський бізнес функціонує в умовах безпрецедентної турбулентності, що характеризується високою волатильністю фінансових ринків, руйнуванням глобальних та локальних ланцюгів постачання, а також гострим дефіцитом кваліфікованих кадрів. Для українського будівельного сектору ці виклики погіршуються наслідками військової агресії, фізичним знищенням інфраструктури, міграційними процесами та макроекономічною нестабільністю. Ключовою науковою та практичною проблемою є розрив між зростаючою складністю, стохастичністю девелоперських проєктів та застарілими методами діагностики їхньої стійкості. Сучасна девелоперська компанія являє собою складну адаптивну систему, де фінансові потоки, матеріальні ресурси та людський капітал тісно переплетені [1]. Проте існуючі системи корпоративного управління ризиками часто функціонують ізольовано: фінансовий департамент моніторить ліквідність, відділ закупівель – постачальників, а відділ кадрів – штатний розпис. Така фрагментація унеможливує виявлення системних «точок крихкості», які виникають на перетині цих сфер [2]. Водночас, будівельна галузь генерує колосальні обсяги даних, які залишаються недоступними для аналітики. Це дані з датчиків IoT на техніці, журнали подій у BIM-системах, текстові масиви контрактів, відкриті дані державних закупівель.

Проблема полягає у відсутності єдиної методологічної бази, яка б дозволяла інтегрувати ці різноманітні потоки Big Data для кількісної оцінки інтегрального показника крихкості. Необхідно розробити інструментарій, який би дозволяв не просто констатувати факт кризи, а передбачати її настання через ідентифікацію перших сигналів про ризики.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Наукові дослідження щодо стійкості бізнесу та управління ризиками в епоху цифровізації є багатогранними. Фундаментальні дослідження фінансової крихкості здебільшого зосереджені на макроекономічному рівні. Аналітики МВФ Akanbi O.A., Gueorguiev N. та інші [3] розглядають крихкість як наслідок високого кредитного навантаження та переоцінки активів, використовуючи такі індикатори, як кредитні спреди та відношення боргу до ВВП. У контексті нерухомості «точки крихкості» Микитченко Б. [4] пов'язує з чутливістю девелоперів до зміни відсоткових ставок, курсу валют, строків будівництва, законодавчих норм, неплатоспроможності контрагентів та циклічності ринку. Дослідження аналітиків компанії McKinsey & Company – Natale A., Poppensieker T., Thun M. присвячено концепції «бізнес-резильєнтності» [5], яка трактується як здатність адаптуватися до змін. Проте більшість цих робіт носять концептуальний характер без деталізації алгоритмів розрахунку для конкретних девелоперських проєктів.

Застосування великих даних (Big Data) у будівництві активно досліджується в контексті підвищення операційної ефективності. Українські вчені Бондаренко Д., Калашнікова К. [6] демонструють потенціал використання IoT та BIM для моніторингу прогресу. Грибановський [7] акцентує увагу на цифровізації як інструменті прозорості та на використанні електронної системи ProZorro для аналізу ринку й ефективних закупівель товарів. Водночас, інтеграція Big Data саме в систему комплексної діагностики вразливостей девелоперських будівельних компаній залишається недостатньо розробленою. Існуючі дослідження часто розглядають або суто технічні аспекти (датчики), або суто економічні (кошториси), ігноруючи їх синергію.

Класичні моделі прогнозування банкрутства Альтмана і Таффлера залишаються базою, але піддаються критиці за статичність. Сучасні дослідники Braunsberger C, Aschauer E. [8] порівняли використання моделі на основі машинного навчання (ML) з класичною Z-оцінкою Альтмана крізь призму впровадження технологій для прогнозування корпоративних банкрутств. Вчені Sharifi M.M., Bagherpour M. запропонували методологію «грошовий потік під ризиком» (CFaR – Cash Flow at Risk) [9], яка дозволяє оцінювати ризики ліквідності ймовірнісними методами. Прогалина полягає у відсутності методик щодо використання даних з будівельних майданчиків у реальному часі.

Теорія стійкості ланцюгів постачання стала дуже актуальною та затребуваною після пандемії COVID-19 та початку повномасштабної війни в Україні. Дослідники Brusset X., Ivanov D. з колегами [10] використовують складний математичні інструменти (теорія графів, ланцюги Маркова, Баєсівські мережі) для моделювання наслідків збоїв. Науковці Li Y., Chen K., Collignon S. та Ivanov D. у своїй роботі [11] продемонстрували, як локальні збої переростають у системні кризи. Проте специфіка українського девелопменту (висока частка імпорту, логістичні блокади) вимагає адаптації цих глобальних моделей [12].

Роль цифровізації управління персоналом у зниженні плинності кадрів дослідили в своїй роботі українські науковці Любомудрова Н.П. та Ямщиков І.І. [13]. Однак, в будівельній галузі, де дефіцит кадрів є критичним фактором ризику, такі моделі рідко інтегруються з фінансовими та виробничими планами компанії.

Таким чином, актуальність даного дослідження полягає у синергетичному поєднанні вищезгаданих напрямів для створення

цілісної методики діагностики, адаптованої до сучасних реалій українського девелопменту.

Мета статті. Метою дослідження є теоретичне обґрунтування та розробка прикладної авторської методики виявлення прихованих вразливостей («точок крихкості») у бізнес-моделі девелоперської компанії на основі комплексного аналізу великих даних (Big Data), що дозволить підвищити адаптивність та стійкість бізнесу до глобальних та локальних криз. Завдання дослідження полягає у створенні комплексної методики, що поєднує математичне моделювання фінансових потоків, теорію графів для аналізу ланцюгів постачання та предиктивну HR-аналітику в єдину екосистему підтримки прийняття рішень.

Виклад основного матеріалу дослідження. «Точка крихкості» у бізнес-моделі девелопера – це не просто вразливість, це структурний елемент системи, який має властивість нелінійно підсилювати зовнішні шоки. Якщо стійкість – це здатність витримувати навантаження без змін, то крихкість характеризується тим, що система ламається при досягненні певного порогу навантаження.

У девелопменті точки крихкості формуються на перетині трьох потоків: потік капіталу, потік матеріалів та потік робочої сили (рис. 1).

Потік капіталу залежить від безперервності продажів для фінансування будівництва та валютних курсових різниць. Потік матеріалів може бути ускладнений наявністю вузьких місць у ланцюгах постачання та відсутністю альтернатив для критичних компонентів (бетон, скло, ліфтове обладнання). Потік компетенцій залежить від ключових проєктних менеджерів та дефіциту робітничих спеціальностей.



Рис. 1. Сфери (зони) крихкості в девелопменті

Джерело: розроблено автором

Ефективна діагностика вимагає переходу від традиційного ризик-менеджменту до парадигми «ризик-менеджмент на основі Big Data». У таблиці 1 наведено класифікацію джерел Big Data, необхідних для аналізу.

Найгостріша точка крижкості – це фінансовий розрив – стан, коли девелопер технічно не може покрити свої зобов'язання в конкретний момент часу, навіть будучи прибутковим на папері. Традиційне бюджетування є детермінованим, тобто зазвичай має один сценарій. CFaR дозволяє оцінити максимальне можливе відхилення грошового потоку від плану з заданою довірчою ймовірністю. Для девелопера критичним є ризик недостатності вхідного потоку від інвесторів при фіксованому графіку витрат. Ми пропонуємо використовувати Gaussian Mixture Models (GMM) для апроксимації розподілу грошових потоків, оскільки реальні дані часто мають нерівномірний розподіл (наприклад, продажі залежать від сезонності та маркетингових акцій) [17]. Функція щільності ймовірності грошового потоку $p(x)$ моделюється як зважена сума M гауссових компонент (1):

$$p(x|\lambda) = \sum_{i=1}^M w_i g(x|\mu_i, \Sigma_i) \quad (1)$$

де x – вектор параметрів грошового потоку (надходження від продажів, витрати на матеріали);

w_i – вага i -ї компоненти (сценарію);

$g(x|\mu_i, \Sigma_i)$ – густина нормального розподілу з середнім μ_i та коваріаційною матрицею Σ_i .

Значення CFaR $_{\gamma}$ на рівні довіри γ визначається як (2):

$$CFaR_{\gamma} = E[CF] - \inf\{x : P(CF \leq x) \geq \gamma\} \quad (2)$$

Інтеграція Big Data з моделлю полягає в тому, що параметри μ_i та Σ_i визначаються на основі даних CRM (історична конверсія лідів, сезонність), ERP (історія платежів) та зовнішніх індексів інфляції будівельних матеріалів (дані Держстату/ProZorro).

Для оперативної оцінки загрози банкрутства пропонується модифікація моделі Альтмана, адаптована для використання даних в реальному часі (Z_{dyn}) [18]. На відміну від класичної формули, що використовує річні дані, Z_{dyn} розраховується на основі ковзних середніх за останні 3 місяці за формулою (3):

$$Z_{dyn} = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 0,99X_5 \quad (3)$$

де X_1 – показник ліквідності, розрахований на основі даних з ERP у режимі реального часу; X_2 – скоригований нерозподілений прибуток, що базується на даних BIM 5D про фактично виконані роботи;

X_3 – операційний прибуток, що враховує переоцінку вартості завершення будівництва на основі актуальних цін постачальників;

X_4 – ринкова вартість активів (незавершеного будівництва), оцінена за поточними цінами продажів, замість балансової вартості власного капіталу;

X_5 – виручка (надходження від інвесторів) за останні 12 місяців.

Падіння Z_{dyn} нижче порогового значення (для ринків, що розвиваються, часто використовується 1.81 або адаптовані пороги [18]) є сигналом для негайного стрес-тестування бізнес-моделі.

Таблиця 1

Типологія джерел Big Data для діагностики точок крижкості девелопера

Категорія даних	Тип даних	Джерела	Застосування в діагностиці
Структуровані внутрішні	ERP, CRM, HRMS	1C, SAP, Microsoft Project, Primavera	Аналіз Cash Flow, дебіторської заборгованості, плинності кадрів, план-фактний аналіз бюджету
Структуровані зовнішні	Open Data, API	ProZorro, Держстат, НБУ, YouControl, Opendatabot	Бенчмаркінг цін на матеріали, перевірка надійності контрагентів, макроекономічні індекси
Неструктуровані текстові	NLP-ready text	Контракти, тендерна документація, новинні стрічки, звіти аналітиків	Виявлення прихованих юридичних ризиків, моніторинг геополітичних загроз
Сенсорні та геопросторові	IoT, Geo-data	Датчики на техніці, дрони, BIM-моделі (4D/5D)	Контроль фізичного прогресу, моніторинг безпеки праці, відстеження логістики
Соціальні та поведінкові	Sentiment Data	Соцмережі (Facebook, Telegram), форуми інвесторів, сайти відгуків про роботодавців	Оцінка репутаційних ризиків, прогнозування попиту, аналіз настроїв працівників

Джерело: розроблено автором на основі [14; 15; 16]

Вразливість ланцюгів постачання в будівництві проявляється через «ефект доміно», коли локальний збій у постачальника 2–3 рівня призводить до глобальної зупинки проєкту. Для України це критично актуально через блокування кордонів та руйнування виробничих потужностей.

Пропонується моделювати мережу постачання як орієнтований зважений граф $G = (V, E)$, де V – множина вузлів (постачальники, склади, будмайданчики), а E – множина ребер (матеріальні потоки).

Для кількісної оцінки використовується Індекс стійкості ланцюга постачання (Supply Chain Resilience Index – SCRI), що базується на графічному підході [19] і розраховується за формулою (4):

$$SCRI = \sum_{i=0}^n (C_i * V_i) \quad (4)$$

де C_i – міра важливості i -го вузла в мережі. Розраховується як кількість найкоротших шляхів, що проходять через даного постачальника. Якщо постачальник бетону обслуговує всі об'єкти девелопера, його центральність максимальна.

V_i – ймовірність збою i -го вузла. Оцінюється на основі даних Big Data.

Унікальним для України джерелом даних є система публічних закупівель ProZorro [14]. Інтеграція електронної системи Pro-Zorro в стратегічне управління девелоперськими будівельними компаніями дозволяє здійснювати:

– бенчмаркінг – порівняння ціни власного постачальника з ринковими (виявлення завищення цін/ризиків шахрайства);

– перевірку надійності – аналіз історії виконання державних контрактів потенційними контрагентами (часті розірвання договорів або штрафи в системі ProZorro є індикатором високої вразливості);

– пошук альтернатив – пошук резервних постачальників у радіусі об'єкта для зменшення залежності.

Для прогнозування впливу збою окремого елемента на весь операційний процес пропонується використовувати динамічні Баєсівський мережевий підхід [20]. Вони дозволяють розрахувати умовну ймовірність зупинки будівництва ($P(S_{stop})$) за умови збою у постачальника $X(P(F_X))$ (5):

$$P(S_{stop}^t | F_X^{t-\tau}) = \sum P(S_{stop}^t | Parents(S)) * P(Parents(S) | F_X^{t-\tau}) \quad (5)$$

де τ – час затримки. Це дозволяє моделювати сценарії: «Якщо завод цегли в регіоні N зупиниться (наприклад, через обстріл), яка ймовірність зупинки проєкту через 2 тижні?».

Кадровий дефіцит є однією з найбільш недооціненою «точкою крихкості». Втрата ключових бригад або проєктних менеджерів може зупинити процеси швидше, ніж нестача матеріалів. Для виявлення ризику відтоку персоналу пропонується використовувати модель логістичної регресії, яка є стандартом в HR-аналітиці [21].

Прогноз ймовірності звільнення працівника (P_{churn}) можна розрахувати за формулою (6):

$$\ln(P_{churn}/(1 - P_{churn})) = \beta_0 + \beta_1 X_{salary} + \beta_2 X_{overtime} + \beta_3 X_{tenure} + \beta_4 X_{market} + \beta_5 X_{sentiment} \quad (6)$$

де X_{salary} – відношення зарплати працівника до медіани ринку (дані сайтів пошуку роботи Work.ua/Robota.ua);

$X_{overtime}$ – кількість понаднормових годин (дані з систем контролю доступу/біометрії на об'єкті). Систематичні перепрацювання є причиною вигорання;

X_{tenure} – індекс попиту на спеціальність (кількість відкритих вакансій в регіоні);

$X_{sentiment}$ – індекс задоволеності, отриманий шляхом NLP-аналізу внутрішніх комунікацій або опитувань eNPS.

Використання переносних пристроїв та IoT-сенсорів на будівельному майданчику дозволяє збирати дані не лише про місцезнаходження, а й про фізичний стан працівників (втома, падіння, температура середовища) [17]. Інтеграція цих даних у модель дозволяє реалізувати підхід «прогнозний найм» (за аналогією з «прогнозним обслуговуванням» [22]), коли система прогнозує потребу в заміні бригади до того, як станеться аварія або масове звільнення через нестерпні умови праці.

Синтезуючи фінансовий, логістичний та кадровий аспекти, пропонується використовувати інтегровану модель діагностики точок крихкості (Integrated Fragility Diagnostics Model – IFDM). Інтегральний індекс крихкості (I_{FRAG}) розраховується як зважена сума нормованих ризиків (7):

$$I_{FRAG} = w_1 * f(CFaR, Z_{dyn}) + w_2 * f(SCRI, Ripple) + w_3 * f(Pchurn, Vacancy) \quad (7)$$

де w_i – вагові коефіцієнти, що визначаються методом аналітичної ієрархії або машинним навчанням на історичних даних компанії.

Важливим доповненням моделі є блок аналізу неструктурованих даних. Використання великих мовних моделей (LLMs) дозволяє проводити:

1)аналіз контрактів – автоматичне виявлення пунктів у договорах з підрядниками, що створюють приховані зобов'язання або штрафи;

2)репутаційний аналіз – моніторинг соцмереж та форумів, негативні відгуки прямо корелюють з падінням продажів і зростанням фінансової крихкості;

3)візуалізацію в 5D BIM – результати діагностики візуалізуються шляхом накладання «теплової карти ризиків» на 5D BIM-модель (3D + час + вартість). Це дозволяє менеджменту бачити не абстрактні цифри, а конкретні елементи будівлі (наприклад, «монолітний каркас 15-го поверху»), які знаходяться в зоні ризику через зрив поставок арматури або дефіцит бетонників.

Впровадження системи вимагає створення «ситуаційного центру» девелопера, що забезпечує сценарне моделювання та раннє попередження криз. Це є критично важливим інструментом для забезпечення життєздатності будівельних проєктів у період війни та повоєнної відбудови України.

Висновки. В умовах високої невизначеності традиційний ризик-менеджмент втрачає свою ефективність. Перехід до діагностики «точок крихкості» дозволить фокусуватися на структурних слабкостях бізнес-моделі, а не на нескінченному переліку зовнішніх загроз. Запропонована методологія базується на інтеграції різномірних джерел даних. Особливу цінність для українських девелоперів має використання відкритих даних (ProZorro) для бенчмаркінгу та зниження корупційних/цінових ризиків у ланцюгах постачання. Методика, побудована на об'єднанні фінансової діагностики (стохастичний CFaR, динамічний Z-score), мережевого аналізу логістики (Graph Theory) та предиктивної HR-аналітики дозволяє виявляти нелінійні ефекти (наприклад, дефіцит кадрів провокує логістичний збій, що переростає у фінансову кризу). Подальші дослідження доцільно спрямувати на автоматизацію збору даних та визначення вагових коефіцієнтів моделі на основі емпіричних даних українського ринку нерухомості.

Бібліографічний список

1. Романенко О.В. Будівельна девелоперська компанія як складна адаптивна система. *Економічний проєкт*. 2025. № 204 DOI: <https://doi.org/10.30838/EP.204.266-272>
2. From Fragmented Construction Data to Full Visibility. Achilles: website. URL: <https://www.achilles.com/industry-insights/from-fragmented-construction-data-to-full-visibility/>
3. Akanbi O. A., Gueorguiev N., Honda J., Mehta P., Moriyama K., Primus K., & Sy M. Avoid a Fall or Fly Again: Turning Points of State Fragility. *IMF Working Papers*. 2021. №133, Article A001. DOI: <https://doi.org/10.5089/9781513573687.001>
4. Микитченко Б. Моделі адаптивного управління в умовах зміни економічних умов на ринку нерухомості. *Шляхи підвищення ефективності будівництва*. 2025. № 2(56). С. 287–307. DOI: [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56\(2\).287-307](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56(2).287-307)
5. Natale A., Poppensieker T., Thun M. From risk management to strategic resilience. *McKinsey & Company: website*. URL: <https://mckinsey.com/capabilities/risk-and-resilience/our-insights/from-risk-management-to-strategic-resilience>
6. Бондаренко Д., Калашнікова К. Цифровізація будівельної галузі України: аналіз стану, проблеми та перспективи розвитку. *Економіка та суспільство*. 2024. № 65. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-65-2>
7. Грибановський О. Вплив ProZorro: яку реальну економію забезпечує електронна система. *Центр Вдосконалення закупівель Київської школи економіки*. 2022. URL: <https://cep.kse.ua/article/impact-of-prozorro/impact-of-prozorro.pdf>
8. Braunsberger C., Aschauer E. Corporate Failure Prediction: A Literature Review of Altman Z-Score and Machine Learning Models Within a Technology Adoption Framework. *Journal of Risk and Financial Management*. 2025. № 18(8):465. DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm18080465>
9. Sharifi M.M., Bagherpour M. Optimizing Cash-Flow-at-Risk in Construction Projects: A Cost Reduction Approach. *Periodica Polytechnica Civil Engineering*. 2016. № 60(3). P. 337–344. DOI: <https://doi.org/10.3311/PPci.7884>
10. Brusset X., Ivanov D., Jebali A., La Torre D., Repetto M. A dynamic approach to supply chain reconfiguration and ripple effect analysis in an epidemic. *Int J Prod Econ*. 2023. №263:108935. DOI: <https://orcid.org/10.1016/j.ijpe.2023.108935>
11. Li Y., Chen K., Collignon S., Ivanov D. Ripple effect in the supply chain network: Forward and backward disruption propagation, network health and firm vulnerability. *Eur J Oper Res*. 2021. №291(3):1117-1131. DOI: <https://orcid.org/10.1016/j.ejor.2020.09.053>
12. Sarwar D. and Rye S. The impact of the Russia-Ukraine war on global supply chains: a systematic literature review. *Front. Sustain. Food Syst*. 2025. №9:1648918. DOI: <https://orcid.org/10.3389/fsufs.2025.1648918>
13. Любомудрова Н., Ямщиков І. Роль цифровізації управління персоналом у зниженні плинності кадрів. *Економіка та суспільство*. 2025. № 74. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-74-36>

14. Governing with Artificial Intelligence. *OECD: website*. 2025. September 18. URL: https://oecd.org/en/publications/2025/06/governing-with-artificial-intelligence_398fa287/full-report/ai-in-public-procurement_2e095543.html
15. Erfani A., Khanjar H. Large Language Models for Construction Risk Classification: A Comparative Study. *Buildings*. 2025. № 15(18):3379. DOI: <https://doi.org/10.3390/buildings15183379>
16. Chiaramonte M. Revolutionizing Construction Safety with IoT. *Revgen: website*. URL: <https://www.revgenpartners.com/insight-posts/revolutionizing-construction-safety-with-iot/>
17. Almamy J., Aston J. & Ngwa N. An Evaluation of Altman's Z score using Cash flow ratio to Predict Corporate Failure Amid the recent Financial Crisis: Evidence from the UK. *Journal of Corporate Finance*. 2015. № 36. DOI: <https://orcid.org/10.1016/j.jcorpfin.2015.12.009>
18. Awwad B., Razia B. Adapting Altman's model to predict the performance of the Palestinian industrial sector. *Journal of Business and Socio-economic Development*. 2021. Vol. 1 No. 2 pp. 149–164. DOI: <https://doi.org/10.1108/JBSED-05-2021-0063>
19. Agarwal N., Seth N. & Agarwal A. Evaluation of supply chain resilience index: a graph theory based approach. *Benchmarking: An International Journal*. 2021. June. DOI: <https://orcid.org/10.1108/BIJ-09-2020-0507>
20. Hosseini S., Ivanov D. & Dolgui A. Ripple effect modelling of supplier disruption: integrated Markov chain and dynamic Bayesian network approach. *International Journal of Production Research*. 2020. №58. P. 3284–3303. DOI: <https://orcid.org/10.1080/00207543.2019.1661538>
21. Understanding and Utilizing Employee Turnover Prediction Models. *HR Analytics Trends: website*. URL: <https://hr-analytics-trends.com/blog/understanding-and-utilizing-employee-turnover-prediction-models>
22. Nelson J.P., Biddle J.B., Shapira P. Applications and Societal Implications of Artificial Intelligence in Manufacturing: A Systematic Review. *ETHICX, School of Public Policy, Georgia Institute of Technology*, Atlanta, GA 0345, USA. July 25, 2023.

References

1. Romanenko O. V. (2025). Budivselna developerska kompaniia yak skladna adaptivna systema [Construction development company as a complex adaptive system]. *Economic Space*, vol. 204. DOI: <https://doi.org/10.30838/EP.204.266-272>
2. From fragmented construction data to full visibility. Achilles. Available at: <https://www.achilles.com/industry-insights/from-fragmented-construction-data-to-full-visibility/> (accessed January 19, 2026).
3. Akanbi O. A., Gueorguiev N., Honda J., Mehta P., Moriyama K., Primus K. & Sy M. (2021). Avoid a fall or fly again: Turning points of state fragility. *IMF Working Papers*, vol. 133. DOI: <https://doi.org/10.5089/9781513573687.001>
4. Mykytchenko B. (2025). Modeli adaptivnoho upravlinnia v umovakh zminy ekonomichnykh umov na rynku nerukhomosti [Models of adaptive management under changing economic conditions in the real estate market]. *Ways to Improve Construction Efficiency*, vol. 2(56), pp. 287–307. DOI: [https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56\(2\).287-307](https://doi.org/10.32347/2707-501x.2025.56(2).287-307)
5. Natale A., Poppensieker T. & Thun M. (n.d.). From risk management to strategic resilience. McKinsey & Company. Available at: <https://www.mckinsey.com/capabilities/risk-and-resilience/our-insights/from-risk-management-to-strategic-resilience>
6. Bondarenko D. & Kalashnikova K. (2024). Tsyfrovizatsiia budivselnoi haluzi Ukrainy: analiz stanu, problemy ta perspektyvy rozvytku [Digitalization of the construction industry of Ukraine: state analysis, problems and development prospects]. *Economy and Society*, vol. 65. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-65-2>
7. Hrybanovskiy O. (2022). Vplyv Prozorro: yaku realnu ekonomiiu zabezpechiue elektronna systema [Impact of Prozorro: real savings provided by the electronic system]. Kyiv School of Economics. Available at: <https://cep.kse.ua/article/impact-of-prozorro/impact-of-prozorro.pdf>
8. Braunsberger C. & Aschauer E. (2025). Corporate failure prediction: A literature review of Altman Z-score and machine learning models within a technology adoption framework. *Journal of Risk and Financial Management*, vol. 18(8), p. 465. DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm18080465>
9. Sharifi M. M. & Bagherpour M. (2016). Optimizing cash-flow-at-risk in construction projects: A cost reduction approach. *Periodica Polytechnica Civil Engineering*, vol. 60(3), pp. 337–344. DOI: <https://doi.org/10.3311/PPci.7884>
10. Brusset X., Ivanov D., Jebali A., La Torre D. & Repetto M. (2023). A dynamic approach to supply chain reconfiguration and ripple effect analysis in an epidemic. *International Journal of Production Economics*, vol. 263, 108935. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2023.108935>
11. Li Y., Chen K., Collignon S. & Ivanov D. (2021). Ripple effect in the supply chain network: Forward and backward disruption propagation, network health and firm vulnerability. *European Journal of Operational Research*, 291(3), pp. 1117–1131. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.09.053>
12. Sarwar D. & Rye S. (2025). The impact of the Russia–Ukraine war on global supply chains: A systematic literature review. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, vol. 9, 1648918. DOI: <https://doi.org/10.3389/fsufs.2025.1648918>

13. Liubomudrova N. & Yamshchikov I. (2025). Rol tsyvrovizatsii upravlinnia personalom u znyzhenni plynnosti kadriv [The role of HR digitalization in reducing staff turnover]. *Economy and Society*, vol. 74. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-74-36>
14. Governing with artificial intelligence. OECD. Available at: https://www.oecd.org/en/publications/2025/06/governing-with-artificial-intelligence_398fa287/full-report/ai-in-public-procurement_2e095543.html
15. Erfani A. & Khanjar H. (2025). Large language models for construction risk classification: A comparative study. *Buildings*, vol. 15(18), p. 3379. DOI: <https://doi.org/10.3390/buildings15183379>
16. Chiaramonte M. Revolutionizing construction safety with IoT. Revgen. Available at: <https://www.revgenpartners.com/insight-posts/revolutionizing-construction-safety-with-iot/>
17. Almamy J., Aston J. & Ngwa N. (2015). An evaluation of Altman's Z-score using cash flow ratio to predict corporate failure amid the recent financial crisis. *Journal of Corporate Finance*, vol. 36. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2015.12.009>
18. Awwad B. & Razia B. (2021). Adapting Altman's model to predict the performance of the Palestinian industrial sector. *Journal of Business and Socio-economic Development*, vol. 1(2), pp. 149–164. DOI: <https://doi.org/10.1108/JBSED-05-2021-0063>
19. Agarwal N., Seth N. & Agarwal A. (2021). Evaluation of supply chain resilience index: A graph theory-based approach. *Benchmarking: An International Journal*. DOI: <https://doi.org/10.1108/BIJ-09-2020-0507>
20. Hosseini S., Ivanov D. & Dolgui A. (2020). Ripple effect modelling of supplier disruption: Integrated Markov chain and dynamic Bayesian network approach. *International Journal of Production Research*, vol. 58, pp. 3284–3303. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1661538>
21. Understanding and utilizing employee turnover prediction models. HR Analytics Trends. Available at: <https://hr-analytics-trends.com/blog/understanding-and-utilizing-employee-turnover-prediction-models>
22. Nelson J. P., Biddle J. B. & Shapira P. (2023). Applications and societal implications of artificial intelligence in manufacturing: A systematic review. Georgia Institute of Technology.

Olesia Romanenko

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor,
Department of Commodity and Commercial Activity in Construction,
Kyiv National University of Construction and Architecture
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5684-6791>

DIAGNOSIS OF “POINTS OF FRAGILITY” IN A DEVELOPER'S BUSINESS MODEL: BIG DATA ANALYSIS METHODOLOGY

The article addresses the critical challenge of managing construction development stability amidst the unprecedented turbulence of the war and post-war economy in Ukraine. The study identifies a gap between the stochastic nature of modern projects and outdated, fragmented risk management methods that operate in isolation. It is substantiated that traditional risk management fails to timely identify systemic vulnerabilities – “points of fragility” – which arise at the intersection of financial, logistical, and human capital flows and possess the property of non-linearly amplifying external shocks. The aim of the research is to develop an applied methodology for diagnosing these vulnerabilities using Big Data analytics to enhance business adaptability. Within the framework of the research, an Integrated Fragility Diagnostics Model (IFDM) is proposed, which synthesizes heterogeneous data streams from ERP systems, IoT sensors, and the ProZorro public procurement platform. For financial diagnostics, the author moves beyond deterministic budgeting, introducing a stochastic Cash Flow at Risk (CFaR) approach using Gaussian Mixture Models (GMM) to handle irregular distributions, alongside a modified dynamic Altman Z-score for real-time liquidity monitoring. Logistical fragility is assessed using graph theory to calculate the Supply Chain Resilience Index (SCRI) and Dynamic Bayesian Network Approach (DBNA) to model the “ripple effect” of supplier disruptions. The methodology uniquely leverages open government data to benchmark material prices and verify counterparty reliability. Addressing the critical labor shortage, the study applies logistic regression to predict staff turnover probability by analyzing salary competitiveness, fatigue from overtime, and sentiment data. The article also proposes enhancing the use of the proposed methodology by visualizing diagnostics through “risk heat maps” overlaid on 5D BIM models (3D + time + cost), which allows for the identification of specific building elements at risk. The practical significance of this approach lies in establishing a foundation for scenario planning by development companies and ensuring the viability of construction projects under crisis conditions and during the recovering of Ukraine.

Keywords: construction development, crisis, vulnerability, point of fragility, risk management, business model, Big Data, liquidity, supply chain, staff shortage.

Дата надходження статті: 20.12.2025

Дата прийняття статті: 16.01.2026

Дата публікації статті: 03.02.2026