



Copyright © The Author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

DOI: <http://doi.org/10.32702/2307-2105.2026.4.153>

УДК 330.43:332.14

В. В. Шпирко,

*к. е. н., доцент, доцент кафедри економічної кібернетики,
Київський національний університет імені Тараса Шевченка
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-4955-2685>*

М. М. Лаврентьєв,

*к. е. н., асистент кафедри економічної кібернетики,
Київський національний університет імені Тараса Шевченка
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-2213-9471>*

А. В. Осипенко,

*студент, Київський національний університет імені Тараса Шевченка
ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0000-2434-1561>*

ОЦІНЮВАННЯ ВПЛИВУ ЦИФРОВІЗАЦІЇ НА АСИМЕТРІЮ РОЗПОДІЛУ ДОХІДНОСТЕЙ АГРАРНИХ ПІДПРИЄМСТВ НА ОСНОВІ СТРУКТУРНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ

V. Shpyrko,

*PhD in Economics, Associate Professor, Associate Professor of the Department of
Economic Cybernetics, Taras Shevchenko National University of Kyiv*

M. Lavrentiev,

*PhD in Economics, Assistant of the Department of Economic Cybernetics, Taras
Shevchenko National University of Kyiv*

A. Osypenko,

Student, Taras Shevchenko National University of Kyiv

ASSESSMENT OF THE IMPACT OF DIGITALIZATION ON THE ASYMMETRY OF RETURN DISTRIBUTIONS OF AGRICULTURAL ENTERPRISES BASED ON STRUCTURAL TIME SERIES MODELING

Стаття присвячена дослідженню взаємозв'язку між рівнем цифровізації аграрних підприємств та асиметрією розподілу їхньої дохідності за допомогою структурного моделювання часових рядів. Здійснена кластеризація компаній за рівнем цифрової зрілості, що дозволила виявити структурну диференціацію між агропромисловими компаніями за рівнем впровадження цифрових технологій та дослідження взаємозв'язку цієї диференціації з показниками фінансового ризику. Застосовано підхід *Bayesian Structural Time Series (BSTS)*, який дозволив оцінити ймовірнісний вплив цифровізації на часову траєкторію фінансових показників, зокрема асиметрію дохідностей та отримати кількісну оцінку змін у ризиковому профілі аграрних компаній. Кластерний аналіз та *BSTS*-моделі – дозволили забезпечити глибоке розуміння впливу цифрової трансформації на фінансову поведінку аграрних підприємств. Ключовим результатом моделювання стало те, що компанії з вищим рівнем цифрової зрілості демонструють суттєве зниження фінансової асиметрії.

The article is devoted to examining the relationship between the level of digitalization of agricultural enterprises and the asymmetry of their return distributions based on the application of structural time series modeling approaches. The relevance of the study is driven by the growing role of digital technologies in enhancing the efficiency of management in agricultural companies, as well as the need to assess their impact on financial risk and the stability of enterprise returns. At the first stage of the study, agricultural companies were clustered according to their level of digital maturity, which made it possible to identify structural differentiation among enterprises depending on the extent of digital technology adoption and to explore the relationship between this differentiation and financial risk indicators. Particular attention was paid to identifying distinct groups of enterprises with similar characteristics of digital maturity, as well as to testing the existence of a statistically significant relationship between the level of digitalization and the asymmetry of return distributions. The clustering was performed based on the integrated DigitalIndex indicator, which

enabled the systematization of companies according to the level of development of their digital processes and the identification of differences in the structure of their financial performance. At the next stage, the Bayesian Structural Time Series (BSTS) approach was applied to assess the probabilistic impact of digitalization on the temporal dynamics of financial indicators, in particular on the asymmetry of return distributions. The use of BSTS models allowed obtaining quantitative estimates of changes in the risk profile of agricultural companies, taking into account both trend and stochastic components of time series. The results of the cluster analysis and the constructed BSTS models provided a deeper understanding of the impact of digital transformation on the financial behavior of agricultural enterprises. In particular, it was found that in the first cluster, characterized by the lowest level of digital maturity, the skewness of returns (SKEW) has the most negative value, indicating a higher risk of left-tail losses and significant instability of financial results. The second cluster demonstrates SKEW values close to zero, indicating a transition toward a more balanced financial management model. The third cluster is characterized by the lowest level of return asymmetry, reflecting a higher level of financial stability and maturity of digital processes. The key finding of the study is that enterprises with higher levels of digital maturity demonstrate a significant reduction in financial asymmetry. The results indicate that digitalization acts not only as a technological tool for modernizing enterprise activities but also as an important factor in reducing structural financial risks. It contributes to the transformation of companies' risk profiles through a decrease in return asymmetry (SKEW), stabilization of return indicators (RET), and the formation of a cumulative effect on the growth of market capitalization.

Ключові слова: *цифровізація, аграрні підприємства, асиметрія доходностей, SKEW, індекс цифровізації, BSTS.*

Keywords: *digitalization, agricultural enterprises, return asymmetry, SKEW, digitalization index, BSTS.*

Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями. Активне поширення цифрових технологій у сучасному аграрному секторі істотно трансформує підходи до управління виробничими, інформаційними та фінансовими процесами підприємств. Разом із тим питання впливу цифровізації на характеристики дохідності акцій аграрних компаній, зокрема на асиметрію розподілу дохідностей (SKEW), залишається недостатньо дослідженим. На відміну від традиційних показників, таких як середня дохідність або волатильність, показник асиметрії дозволяє більш повно оцінити структуру ризику, зокрема ймовірність виникнення крайніх негативних фінансових результатів. Саме тому аналіз SKEW є важливим інструментом виявлення прихованих ризиків, що можуть супроводжувати процеси цифрової трансформації підприємств і не завжди відображаються у класичних підходах до оцінювання ефективності цифровізації.

Попри зростання кількості досліджень, присвячених цифровій трансформації бізнесу, більшість із них зосереджені переважно на оцінюванні впливу цифрових технологій на продуктивність, інноваційну активність або обсяги інвестицій у технологічний розвиток. При цьому галузева специфіка аграрного сектору, що характеризується підвищеною залежністю від зовнішніх ризиків, сезонності та макроекономічних шоків, у таких дослідженнях враховується недостатньо. У роботах, присвячених агропромисловим підприємствам, аналіз асиметрії розподілу дохідностей практично не застосовується, що обмежує можливості комплексної оцінки впливу цифровізації на структуру фінансових ризиків.

У зв'язку з цим актуальним є формування комплексного підходу до дослідження взаємозв'язку між рівнем цифрової зрілості аграрних підприємств і характеристиками їхнього фінансового ризику. Поєднання кластеризації компаній за показником цифрової зрілості з використанням структурного моделювання часових рядів, зокрема підходу Bayesian Structural Time Series, дозволяє не лише ідентифікувати відмінності у

фінансовій поведінці підприємств залежно від рівня цифровізації, а й оцінити ймовірнісний вплив цифрової трансформації на асиметрію розподілу дохідностей. Такий підхід створює передумови для глибшого розуміння ролі цифровізації у формуванні ризикового профілю аграрних компаній та забезпечує більш обґрунтовані емпіричні висновки, релевантні для розвитку корпоративного управління, інвестиційних стратегій і секторальної економічної політики.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У сучасній науковій літературі ключовий акцент зосереджується на оцінюванні впливу цифровізації підприємств на асиметрію розподілу дохідностей (skewness) та моделюванні відповідних ризиків фондового ринку. Теоретичною основою таких досліджень є робота Джина і Майєрса [1], у якій доведено, що накопичення прихованої негативної інформації менеджерами призводить до різких обвалів цін акцій і формування негативної асиметрії дохідностей. Емпіричний розвиток цієї ідеї представлено у дослідженні Хаттона, Маркуса і Тегераніана [2], де за допомогою регресійних моделей і показників NCSKEW та DUVOL кількісно оцінено вплив інформаційної прозорості на skewness, встановивши, що покращення інформаційного середовища знижує негативну асиметрію. У новіших роботах, зокрема Чена, Хуанга і Янга [3], цифровізація підприємств безпосередньо включається у моделі як пояснювальна змінна, що дозволяє емпірично оцінити її вплив на skewness: результати показують статистично значуще зменшення негативної асиметрії дохідностей у більш цифровізованих компаній. Важливу роль у таких дослідженнях відіграють методи вимірювання рівня цифровізації, зокрема підхід Хоберга і Філліпса [4], заснований на текстовому аналізі корпоративної звітності, який забезпечує формування кількісних індикаторів для подальшого економетричного моделювання. Поряд із цим, сучасні дослідження дедалі активніше застосовують моделі часових рядів, зокрема структурні моделі [5; 6], що дозволяють аналізувати динаміку skewness та оцінювати як коротко-, так і довгостроковий вплив цифровізації на

асиметрію розподілу дохідностей. Водночас, незважаючи на наявність значного теоретичного та емпіричного підґрунтя, питання комплексного моделювання впливу цифровізації саме на skewness у розрізі окремих галузей, зокрема аграрного сектору, залишається недостатньо дослідженим, що визначає актуальність подальших досліджень із використанням сучасних економетричних і динамічних підходів.

Формулювання цілей статті (постановка завдання). Метою статті є оцінювання впливу цифровізації на асиметрію розподілу дохідностей аграрних підприємств на основі кластеризації компаній за рівнем цифрової зрілості та застосування структурного моделювання часових рядів із використанням підходу Bayesian Structural Time Series для визначення змін у ризиковому профілі та фінансовій стабільності підприємств.

Виклад основного матеріалу дослідження. Для виявлення структурної диференціації між агропромисловими компаніями за рівнем впровадження цифрових технологій та дослідження взаємозв'язку цієї диференціації з показниками фінансового ризику було проведено кластерний аналіз. Особлива увага приділялась вивченню того, чи формуються відокремлені групи компаній зі схожим рівнем цифрової зрілості, а також чи простежується статистично обґрунтована залежність між рівнем цифровізації та асиметрією розподілу дохідностей. Для кластеризації було застосовано метод k -середніх (k -means) [7] – один із найбільш поширених алгоритмів, що дозволяє згрупувати об'єкти на основі мінімізації відстаней між ними в багатовимірному просторі ознак. Основним параметром для формування кластерів було обрано середнє значення індексу цифровізації за 2018-2023 роки [8], що забезпечує збалансовану оцінку цифрової динаміки компаній із урахуванням багаторічних стратегічних зусиль.

Перший кластер (низький рівень цифровізації) об'єднує компанії з обмеженим рівнем цифрової присутності. Сюди входять, зокрема, Grain Alliance, IMC, AgroVista, Nibulon. Їх цифрові ініціативи переважно зводяться до базових інформаційних технологій (електронний документообіг,

бухгалтерські програми, присутність у цифровому просторі), відсутня стратегічна цифрова політика або технологічна модернізація операційного циклу. Другий кластер (середній рівень цифровізації) включає переважно великі агропромислові компанії, що перебувають у фазі активної цифрової трансформації. Серед них: ADM, AGRANA, Astarta, Bunge. Їхня цифровізація має переважно функціональний характер: впроваджуються інформаційні системи управління, цифрові рішення в логістиці, обліку, операційному контролі. Хоча ці компанії демонструють позитивну динаміку, рівень інтеграції цифрових рішень ще не досягає системного масштабу. Третій кластер (високий рівень цифровізації) об'єднує компанії зі сталим і глибоко інтегрованим впровадженням цифрових технологій. До нього увійшли корпорації на кшталт John Deere, Bayer, Yara, AGCO, CNH Industrial, Kernel, MHP (таблиця 1), які інвестують у штучний інтелект, інтернет речей (IoT), автоматизацію логістичних і виробничих процесів, цифрову агроаналітику. Для них характерна цілісна цифрова стратегія, що інтегрована в бізнес-модель і підтримується відповідною організаційною інфраструктурою.

Таблиця 1. Кластеризація підприємств за індексом цифровізації

Компанія	DigitalIndex (сер. 2018-2023)	SKEW (сер. 2018-2023)
Кластер 1: низький рівень цифровізації		
AGRANA	2,76	-0,24
CF Industries	2,92	-0,31
Calavo Growers	2,74	-0,81
Fresh Del Monte	2,92	-0,33
FrieslandCampina	2,94	-0,35
IMC	2,87	-0,37
Ingredion	2,94	-0,27
Louis Dreyfus	2,61	-0,32
Scotts Miracle-Gro	2,88	-0,26

Продовження таблиці 1.

Компанія	DigitalIndex (сер. 2018-2023)	SKEW (сер. 2018-2023)
The Mosaic Company	2,88	-0,23
Кластер 2: середній рівень цифровізації		
ADM	3,26	-0,25
Adecoagro	3,18	-0,22
Astarta	3,34	-0,12
KWS	3,22	-0,13
Bunge	3,17	-0,25
Кластер 3: високий рівень цифровізації		
AGCO	3,62	-0,03
Bayer	3,74	-0,06
CNH	3,65	0,11
DuPont	3,64	-0,09
John Deere	3,82	-0,03
Kernel	3,48	0,08
Kubota	3,54	0,03
MHP	3,56	0,12
Valmont	3,66	0,04
Yara	3,58	0,15

Джерело: створено авторами на основі річних звітів компаній та [9; 10]

На рис. 1 представлено теплову карту, яка відображає середні значення індексу цифровізації (DigitalIndex) та асиметрії дохідностей (SKEW) для кожного з трьох кластерів компаній, сформованих у процесі кластеризації за рівнем цифрової трансформації. Вона дозволяє чітко простежити градацію впливу цифровізації на асиметрію дохідностей у межах трьох кластерів компаній.

У першому кластері (DigitalIndex $\approx$ 2,85) спостерігається найбільш від'ємний SKEW ($-0,35$), що свідчить про високий рівень ризику, вразливість до негативних шоків і характерний профіль менш цифровізованих компаній. Другий кластер (DigitalIndex $\approx$ 3,23) демонструє майже нейтральну асиметрію (SKEW $\approx -0,18$), що відображає перехідний стан, коли цифрові інструменти вже частково знижують ризики, але ще не забезпечують повної стабільності. Третій кластер (DigitalIndex $\approx$ 3,63) характеризується найменшою асиметрією (SKEW $\approx$ 0,03), що вказує на більш збалансований і

стабільний фінансовий профіль цифровозрілих компаній. Таким чином, результати кластеризації підтверджують наявність чіткої залежності між рівнем цифровізації та зменшенням негативної асиметрії дохідностей, а також підсилюють висновки регресійного і часово-структурного моделювання щодо стабілізуючого ефекту цифровізації. У результаті кластеризація не лише емпірично підтвердила існування зв'язку між цифровізацією та ризиковими характеристиками компаній, але й дозволила виділити градації цього ефекту, що важливо для диференційованої інтерпретації результатів регресійного та часово-структурного моделювання.

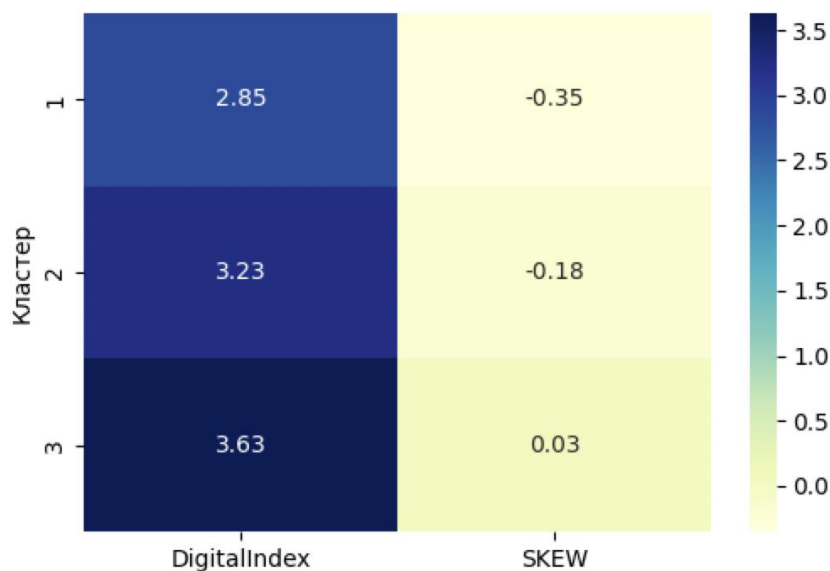


Рис. 1. Теплова карта середніх значень індексу цифровізації та SKEW у кластерах

Джерело: створено авторами на основі річних звітів компаній та [11-13]

На наступному етапі дослідження було застосовано підхід Bayesian Structural Time Series (BSTS) [14-16], який дозволяє оцінити ймовірнісний вплив цифровізації на часову траєкторію фінансових показників, зокрема асиметрії дохідностей. Метод BSTS є байєсівською альтернативою класичним структурним моделям часових рядів, що поєднує гнучкість стохастичного моделювання (компоненти тренду, сезонності, ковариат) з можливістю отримання контрфактичного прогнозу – тобто симуляції поведінки цільової змінної у разі, якщо цифровізація не відбулась.

З метою побудови моделей було обрано по одній компанії з кожного кластера, що репрезентують різні рівні цифрової трансформації, з урахуванням неперервності часових рядів і повноти фінансових даних. У кластері з високим рівнем цифровізації обрано українську компанію Kernel – одного з лідерів цифрової трансформації агросектору, яка впроваджує ERP-системи, супутниковий моніторинг, автоматизацію логістики та алгоритмічне планування ($DigitalIndex \approx 3,48$; $SKEW \approx 0,08$). Із кластера середнього рівня відібрано Bunge (США), що активно застосовує цифрові рішення в логістиці, трейдингу та агрономії, але ще не досягла повної інтеграції ($DigitalIndex \approx 3,17$; $SKEW \approx -0,25$). Кластер із низьким рівнем цифровізації представлений Louis Dreyfus Company ($DigitalIndex \approx 2,61$; $SKEW \approx -0,32$), яка, попри глобальну присутність, демонструє обмежене впровадження цифрових технологій в операційній діяльності, що частково зумовлено фокусом на торговельних функціях.

Для побудови моделей Bayesian Structural Time Series було використано щоденні дані компаній, які охоплюють динаміку дохідностей, волатильності та індексу цифровізації, у період з 2015 по 2023 рік [11-13]. Такий високий рівень деталізації дозволив точніше відобразити короткострокові флуктуації на ринку, а також адекватно врахувати структуру сезонності, тренду та реакцію на зовнішні шоки.

Модель передбачає, що спостережуване значення цільової змінної Y_t формується під впливом трьох основних компонент: тренду, сезонності та екзогенних регресорів, а також випадкового шуму, що відображено в наступному рівнянні (1):

$$Y_t = \mu_t + \tau_t + X_t^T \beta + \varepsilon_t \quad (1)$$

де Y_t – цільова змінна: асиметрія дохідностей (SKEW) у момент часу t ;

μ_t – трендова компонента (локальний лінійний тренд);

τ_t – сезонна компонента;

X_t – вектор екзогенних змінних у момент часу t ;

β – вектор регресійних коефіцієнтів;

$\varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$ – білий шум, незалежний у часі.

Щоб відобразити повільні структурні зрушення в асиметрії дохідностей, модель використовує стохастичний локальний лінійний тренд. Цей компонент дозволяє як тренду, так і його швидкості змінюватися з часом:

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \delta_{t-1} + \eta_t, \eta_t \sim N(0, \sigma_\eta^2)$$

$$\delta_t = \delta_{t-1} + \zeta_t, \zeta_t \sim N(0, \sigma_\zeta^2)$$

де μ_t – рівень тренду;

δ_t – похідна тренду (темп зміни);

η_t, ζ_t – стохастичні збурення, що дозволяють тренду адаптуватися до змін;

$\sigma_\eta^2, \sigma_\zeta^2$ – дисперсії відповідних шумів.

Крім тренду, на асиметрію дохідностей впливають ключові фінансові змінні, що включають цифровізацію, прибутковість і ризик [8]. Вектор регресорів X_t включає:

$$X_t = [DigitalIndex_t; RET_t; Sigma_t; LEV_t; ROA_t; DI_War_t; DI_Covid_t]$$

Для кількісної оцінки ефекту цифровізації було побудовано два сценарії: фактичний (із реальним зростанням DigitalIndex) та контрфактичний (без цифровізації). Ефект цифровізації визначається як різниця між цими траєкторіями (2):

$$\Delta_t = Y_t^{\text{факт}} - Y_t^{\text{контрфакт}} \quad (2)$$

де $Y_t^{\text{факт}}$ – прогнозоване значення SKEW за реального сценарію;

$Y_t^{\text{контрфакт}}$ – прогноз за відсутності цифровізації;

Δ_t – щоденна каузальна оцінка впливу.

Оцінювання параметрів BSTS-моделі здійснювалося з використанням методу Марковських ланцюгів Монте-Карло (MCMC). Загальна кількість ітерацій для кожного ланцюга становила 10000, з яких перші 2000 були використані як burn-in період (розігрів) і не враховувалися у підсумкових розрахунках. Для зменшення автокореляції було застосовано thinning – збереження кожної п'ятої ітерації, що дозволило отримати 1600-1800

ефективних симуляцій. Моделювання проводилося за допомогою чотирьох незалежних ланцюгів, що забезпечувало перевірку надійності та стабільності оцінок. Збіжність МСМС-ланцюгів контролювалася за допомогою статистики Гелмана-Рубіна ($\hat{R}$), де для всіх параметрів було досягнуто значення $\hat{R} < 1,05$, що вказує на належну збіжність симуляцій та достовірність отриманих постеріорних оцінок. Для кожної компанії було визначено період «цифрової інтервенції», після якого DigitalIndex почав системно зростати (на основі структури тренду в індексі). До цього моменту модель була навчена на повному наборі змінних. Після цього, при прогнозуванні, DigitalIndex штучно фіксувався на рівні передінтервенційного періоду, що дозволило змодельовати альтернативну реальність, де цифровізація не відбулася.

Для перевірки точності моделей були розраховані стандартні показники якості прогнозування: середньоквадратична помилка (RMSE, Root Mean Squared Error) [17] та середня абсолютна відсоткова помилка (MAPE, Mean Absolute Percentage Error) [18]. Ці метрики дозволяють об'єктивно оцінити рівень відхилення прогнозованих значень і є загальноприйнятими критеріями для порівняння ефективності моделей у часових рядах.

Застосування моделі Bayesian Structural Time Series (BSTS) дозволило кількісно оцінити вплив цифрової трансформації на асиметрію дохідностей (SKEW) аграрних компаній. Графіки динаміки SKEW у часі дали змогу простежити зміни ризикового профілю під впливом цифровізації, а контрфактичні сценарії – оцінити траєкторію показника за її відсутності, що дозволяє виділити чистий ефект цифрових змін. Надійність результатів підтверджується високою точністю моделей: MAPE знаходиться в межах 5–9%, а RMSE залишається низьким, що свідчить про незначні відхилення між прогнозними та фактичними значеннями SKEW.

Упродовж початкової фази аналізованого періоду (2011-2014 роки) компанія Kernel демонструвала нестійку поведінку показника асиметрії дохідностей (рис. 2), що коливався у вузькому, але нестабільному діапазоні: від $-0,085$ у 2011 році до $+0,114$ у 2014 році (таблиця 2).

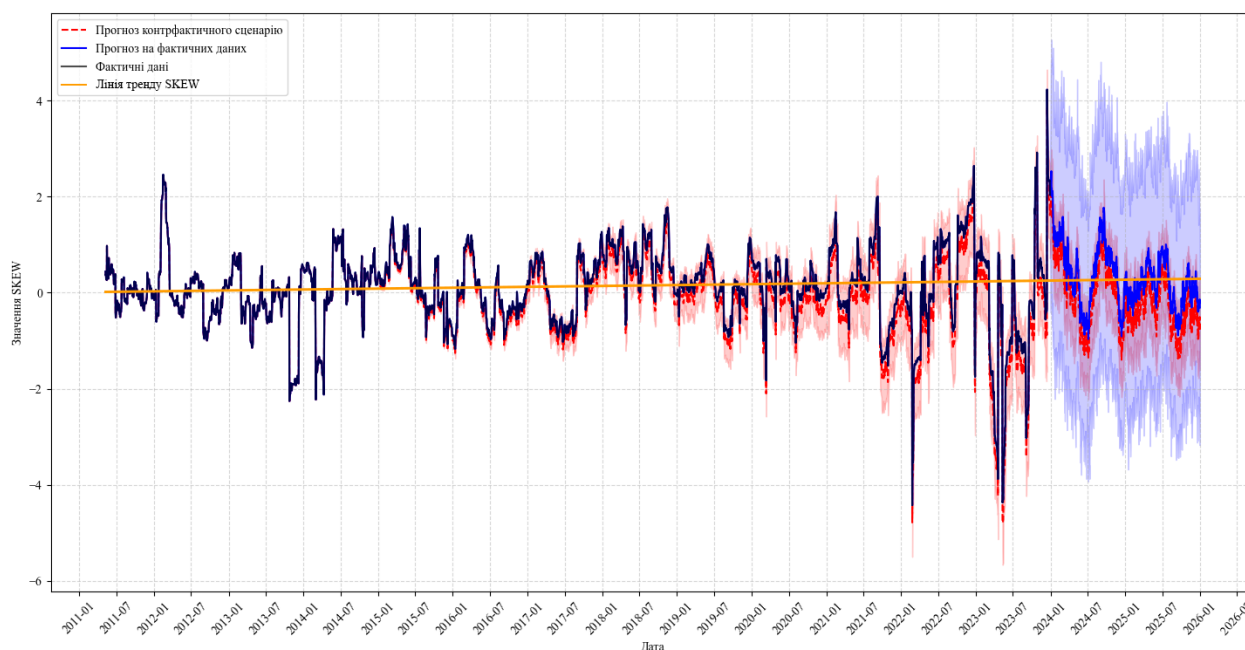


Рис. 2. Динаміка SKEW компанії Kernel

Джерело: розрахунки автора на основі [19; 11; 13]

Таблиця 2. Змодельовані значення SKEW компанії Kernel

Рік	SKEW (фактичний)	SKEW (контрфактичний)	DigitalIndex
2011	0,046	0,046	0,00
2012	0,082	0,082	0,00
2013	-0,287	-0,287	0,00
2014	0,114	0,114	0,41
2015	0,226	0,157	0,85
2016	-0,121	-0,229	1,52
2017	0,060	-0,084	2,76
2018	0,758	0,576	3,38
2019	0,131	-0,089	3,46
2020	0,126	-0,134	3,54
2021	0,145	-0,155	3,62
2022	0,284	-0,048	3,74
2023	-0,440	-0,816	3,78
2024	0,496	0,082	3,81
2025	0,117	-0,358	3,85

Джерело: розрахунки автора на основі [19; 11; 13]

Незважаючи на окремі позитивні значення SKEW, загальна тенденція вказувала на домінування «лівохвостих» ризиків, характерних для середовища з низькою адаптивністю, що пояснюється залежністю від людського чинника та низькою гнучкістю управління. Починаючи з 2015 року, відбувається суттєве зростання цифровізації: DigitalIndex зріс з 0,41 до 1,52 вже у 2016 році (+270%), що супроводжувалося зменшенням негативної

асиметрії (SKEW $-0,121$ проти $-0,229$ у контрфактичному сценарії). У 2017–2019 роках цифрова зрілість продовжує зростати (до $\approx 3,06$), що сприяє подальшому згладженню ризиків. Особливо показовою є динаміка під час криз: у 2023 році фактичний SKEW становив $-0,44$ проти $-0,816$ у контрфактичному сценарії, що свідчить про суттєве пом'якшення негативних відхилень; подібний ефект спостерігався і у 2022 році. У прогностному періоді 2024–2025 рр. SKEW переходить до позитивних значень ($+0,496$ проти $+0,082$ у 2024 році; $+0,117$ проти $-0,358$ у 2025 році), що вказує на формування довгострокового стабілізаційного ефекту цифровізації, яка зменшує «лівохвості» ризику та підсилює позитивні ринкові очікування.

На основі побудованої моделі асиметрії (SKEW) було також здійснено прогноз динаміки прибутковості акцій компанії Kernel (RET), де SKEW використовувався як екзогенна змінна, що визначає поведінку показника RET (рис. 3). Отримані результати (таблиця 3) свідчать про те, що цифровізація виконує подвійну роль: знижує глибину негативних фінансових збоїв і водночас забезпечує позитивне зміщення очікуваної доходності.

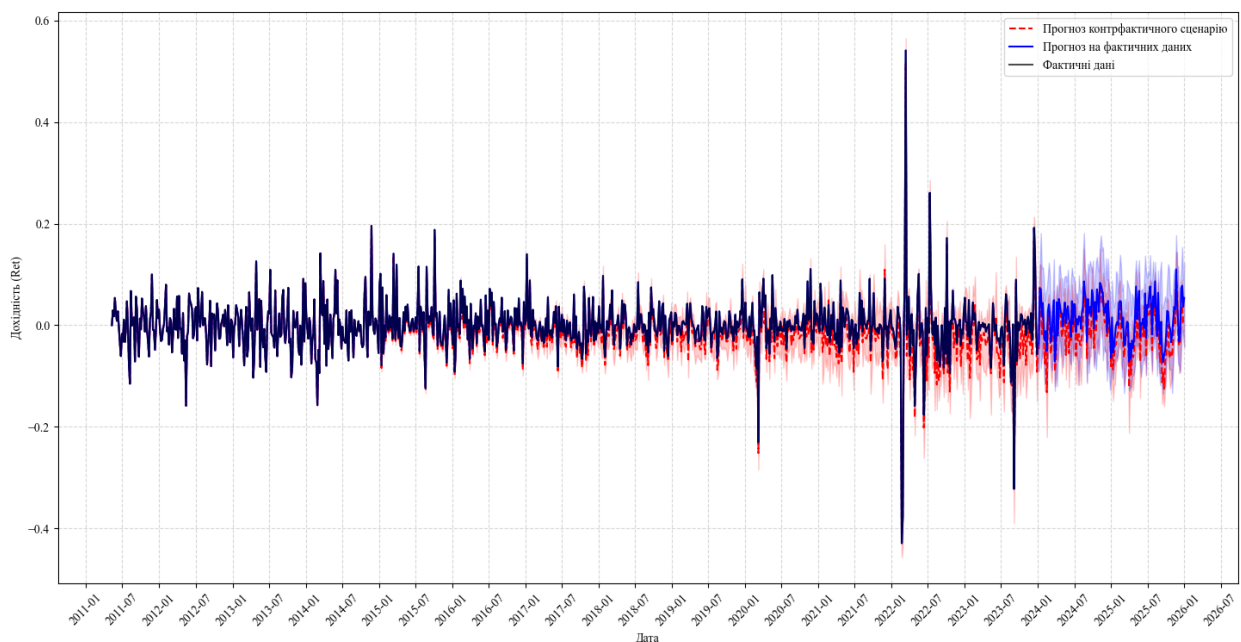


Рис. 3. Динаміка RET компанії Kernel

Джерело: розрахунки автора на основі [19; 11; 13]

Таблиця 3. Змодельовані значення RET компанії Kernel

Рік	RET (фактичний)	RET (контрфактичний)	DigitalIndex
2011	0,0008	0,0008	0,00
2012	-0,0001	-0,0001	0,00
2013	-0,0055	-0,0055	0,00
2014	-0,0041	-0,0041	0,41
2015	0,0089	0,0027	0,85
2016	0,0045	-0,0041	1,52
2017	-0,0034	-0,0131	2,76
2018	0,0013	-0,0118	3,38
2019	-0,0006	-0,0158	3,46
2020	0,0017	-0,0158	3,54
2021	0,0029	-0,0158	3,62
2022	-0,0100	-0,0349	3,74
2023	-0,0070	-0,0337	3,78
2024	0,0205	-0,0043	3,81
2025	0,0076	-0,0198	3,85

Джерело: розрахунки автора на основі [19; 11; 13]

Цей ефект особливо проявляється у фазі посткризового відновлення. У 2020 році фактична щоденна прибутковість акцій Kernel становила 0,0017 проти $-0,0158$ у контрфактичному сценарії, що свідчить про здатність цифровізації підтримувати позитивну дохідність навіть під час кризи. У 2021 році ефект зберігається (0,0029 проти $-0,0158$), підтверджуючи швидшу адаптацію компанії завдяки цифровим інструментам. У 2023 році, на тлі високої турбулентності, різниця є найбільшою: $-0,0070$ проти $-0,0337$, тобто втрати були більш ніж у п'ять разів меншими. Подібна тенденція спостерігається і в прогнозованому 2025 році (0,0076 проти $-0,0198$). У середньому за 2011–2025 рр. цифровізація забезпечила додаткову щоденну прибутковість на рівні $+0,0021$ (0,21%), що у сукупності дало приріст близько 3,15 відсоткових пунктів. Це підтверджує, що цифрова трансформація не лише знижує асиметрію ризиків, а й формує стійку фінансову перевагу.

Другою проаналізованою компанією є Bunge, яка належить до кластеру з середнім рівнем цифровізації (рис. 4). У період до 2014 р. значення DigitalIndex залишалося нульовим, що цілком логічно співпадає з відсутністю

розривів між фактичною та контрфактичною траєкторіями SKEW (таблиця 4).

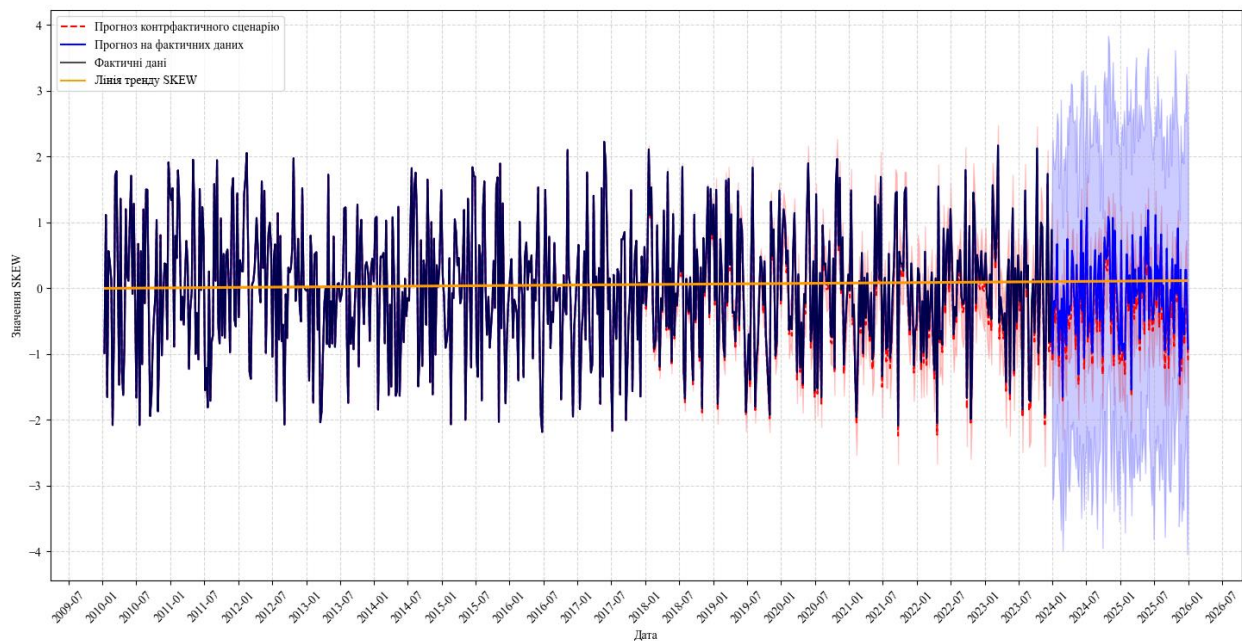


Рис. 4. Динаміка SKEW компанії Bunge

Джерело: розрахунки автора на основі [20; 11; 12]

Таблиця 4. Змодельовані значення SKEW компанії Bunge

Рік	SKEW (фактичний)	SKEW (контрфактичний)	DigitalIndex
2010	-0,042	-0,042	0,00
2011	0,151	0,151	0,00
2012	0,213	0,213	0,00
2013	-0,157	-0,157	0,32
2014	-0,007	-0,007	0,62
2015	0,006	0,006	1,03
2016	-0,167	-0,167	1,38
2017	-0,125	-0,125	2,13
2018	0,084	0,027	2,76
2019	-0,079	-0,155	3,13
2020	0,075	-0,018	3,24
2021	-0,095	-0,207	3,37
2022	-0,068	-0,187	3,43
2023	-0,021	-0,162	3,64
2024	-0,122	-0,292	3,68
2025	-0,086	-0,268	3,71

Джерело: розрахунки автора на основі [20; 11; 12]

У досліджуваний період поведінка SKEW для Bunge спочатку характеризувалася відсутністю стабільності: після позитивного значення у

2012 році (0,213) у 2013 році показник різко знизився до $-0,157$, що свідчить про високу залежність від зовнішніх факторів за відсутності цифрових інструментів управління ризиками. До 2015 року фактична та контрфактична траєкторії практично збігалися, а дохідність залишалася на помірному рівні ($+0,0038$ у 2012; $+0,0014$ у 2013). Починаючи з 2015–2016 років, зі зростанням DigitalIndex (до 1,38), з'являються перші ознаки впливу цифровізації, які стають більш виразними після 2017 року. У 2019 році фактичний SKEW ($-0,079$) вже суттєво перевищує контрфактичний ($-0,155$), а у 2020 році розрив стає ще більшим ($0,075$ проти $-0,018$). У 2021–2023 роках ця тенденція посилюється: фактичні значення залишаються значно менш від'ємними, ніж у сценарії без цифровізації, що свідчить про згладжування «лівохвостих» ризиків. У 2025 році різниця зберігається ($-0,086$ проти $-0,268$), підтверджуючи системний стабілізуючий ефект цифровізації навіть за середнього рівня цифрової зрілості.

Починаючи з 2016 року, а особливо після 2020-го, спостерігається чітке розходження між фактичним і контрфактичним сценаріями показника RET (див. рис 5 та табл. 5). У кризові періоди контрфактична дохідність систематично знижується до $-0,1 \dots -0,2$, тоді як у фактичному сценарії вона залишається ближчою до нуля або слабо позитивною. Хоч ефект менш виражений, ніж у компаній із високою цифровізацією, він є стабільним: цифрові інструменти дозволяють Bunge пом'якшувати втрати, уникати глибоких провалів і забезпечувати більш передбачувану динаміку. Після 2023 року розрив між сценаріями зростає, а вужчі довірчі інтервали для фактичної траєкторії свідчать не лише про вищу дохідність, а й про нижчу волатильність і більшу фінансову стабільність.

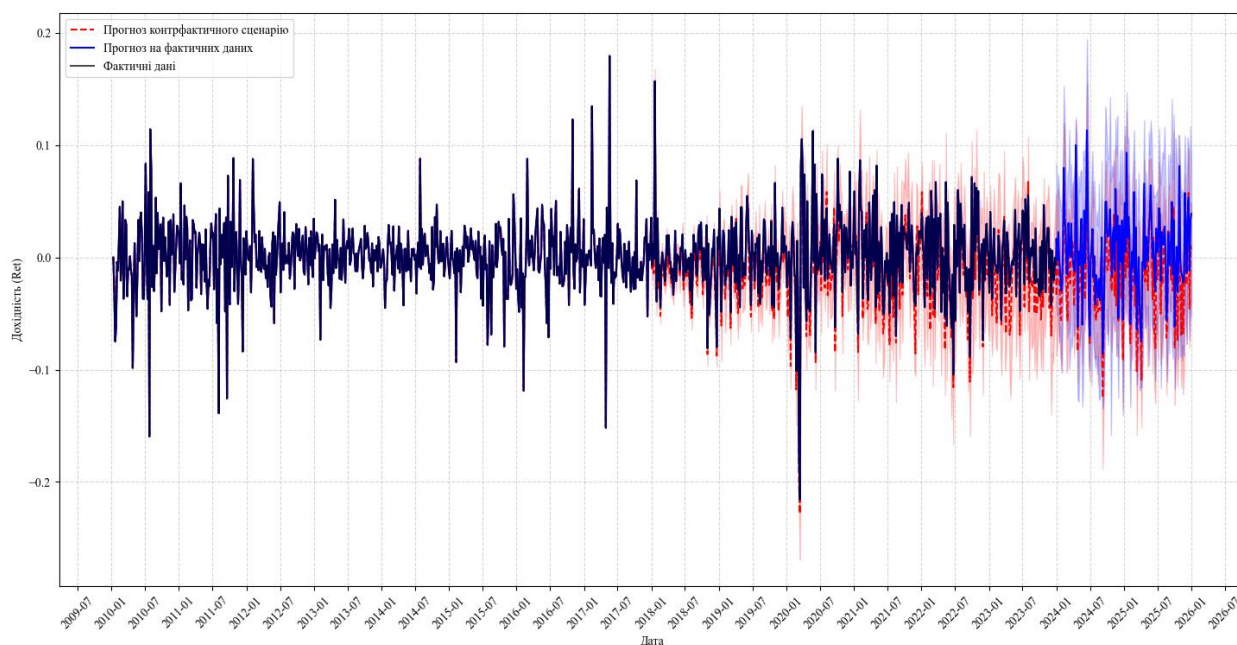


Рис. 5. Динаміка RET компанії Bunge

Джерело: розрахунки автора на основі [20; 11; 12]

Таблиця 5. Змодельовані значення RET компанії Bunge

Рік	RET (фактичний)	RET (контрфактичний)	DigitalIndex
2010	0,0013	0,0013	0,00
2011	-0,0011	-0,0011	0,00
2012	0,0038	0,0038	0,00
2013	0,0014	0,0014	0,32
2014	0,0018	0,0018	0,62
2015	-0,0039	-0,0039	1,03
2016	0,0019	0,0019	1,38
2017	0,0012	0,0012	2,13
2018	-0,0032	-0,0099	2,76
2019	0,0014	-0,0064	3,13
2020	0,0032	-0,0051	3,24
2021	0,0054	-0,0055	3,37
2022	0,0017	-0,0096	3,43
2023	0,0005	-0,0156	3,64
2024	0,0041	-0,0138	3,68
2025	0,0058	-0,0138	3,71

Джерело: розрахунки автора на основі [20; 11; 12;]

У компанії Louis Dreyfus перші ознаки цифровізації фіксуються у 2015 році, коли значення індексу DigitalIndex починає відхилятися від нульового рівня (0,42 у 2015 році) (рис. 6). Протягом наступних років, до 2020-го, індекс поступово зростає до 2,85, що формально свідчить про розширення цифрової

інтеграції. Проте за цим зростанням не спостерігається відповідно сильного стабілізаційного ефекту: розрив між фактичним і контрфактичним значенням асиметрії дохідностей (SKEW) залишається мінімальним. Наприклад, у 2019 році фактичний SKEW дорівнює $-0,169$, тоді як контрфактичний $-0,195$; у 2020 – $0,336$ проти $0,301$ (таблиця 6).

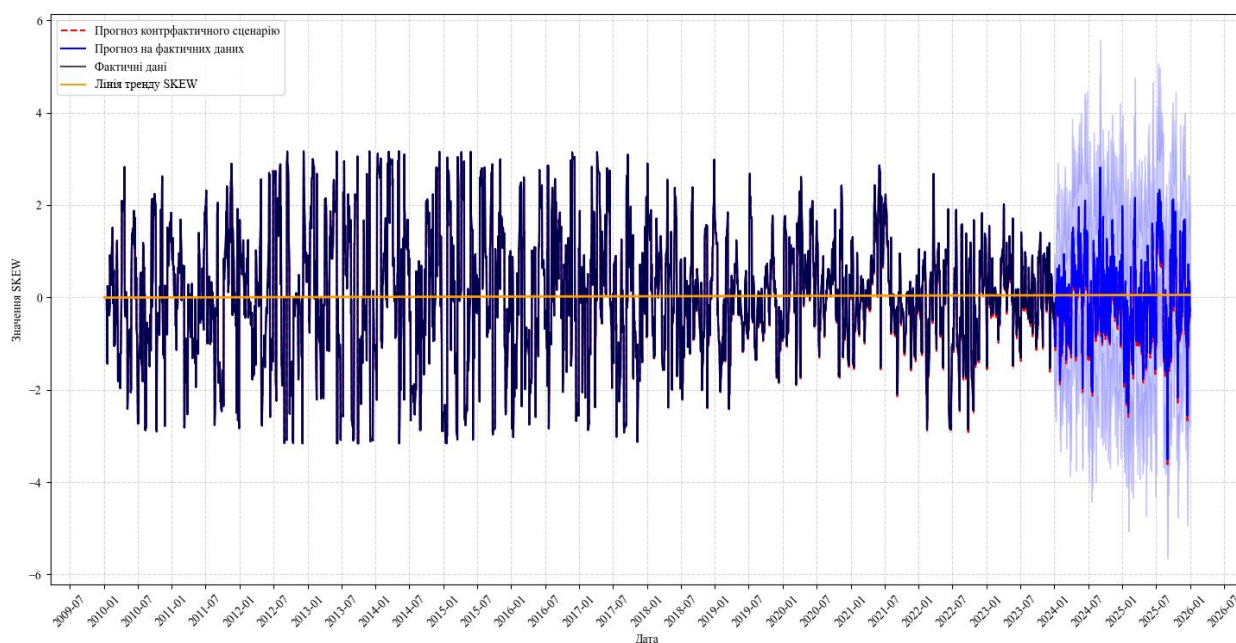


Рис. 6. Динаміка SKEW компанії LDC

Джерело: розрахунки автора на основі [21; 12; 13]

Таблиця 6. Змодельовані значення SKEW компанії Louis Dreyfus

Рік	SKEW (фактичний)	SKEW (контрфактичний)	DigitalIndex
2010	-0,047	-0,047	0,00
2011	-0,085	-0,085	0,00
2012	-0,031	-0,031	0,00
2013	-0,045	-0,045	0,00
2014	0,411	0,411	0,00
2015	0,141	0,141	0,42
2016	0,12	0,12	0,67
2017	0,017	0,017	1,04
2018	0,116	0,101	1,53
2019	-0,169	-0,195	2,73
2020	0,336	0,301	2,85
2021	0,192	0,146	2,88
2022	-0,258	-0,314	3,01
2023	0,144	0,078	3,15
2024	-0,011	-0,089	3,22
2025	0,322	0,229	3,27

Джерело: розрахунки автора на основі [21; 12; 13]

Такі відхилення є статистично слабкими, що свідчить про фрагментарне впровадження цифрових рішень без їх системної інтеграції в бізнес-процеси. У 2022–2025 рр. DigitalIndex перевищує 3,0 (наприклад, 3,15 у 2023 та 3,27 у 2025), однак результати залишаються нестійкими: хоча у 2022 році спостерігається певне розходження ($-0,258$ проти $-0,314$), а у 2025 - $0,322$ проти $0,229$, загальний ефект є обмеженим. У 2024 році SKEW знову наближається до нуля ($-0,011$), що ставить під сумнів сталість впливу. Загалом це свідчить про недостатню глибину цифровізації в Louis Dreyfus та збереження структурної вразливості, особливо в умовах нестабільності (рис. 7). Перші ознаки цифрових змін з'являються після 2017 року (DigitalIndex $\approx 1,52$), однак їх вплив залишається мінімальним: наприклад, у 2018 році різниця між фактичною та контрфактичною прибутковістю становила лише $0,0016$, що є незначним для денних коливань (таблиця 7).

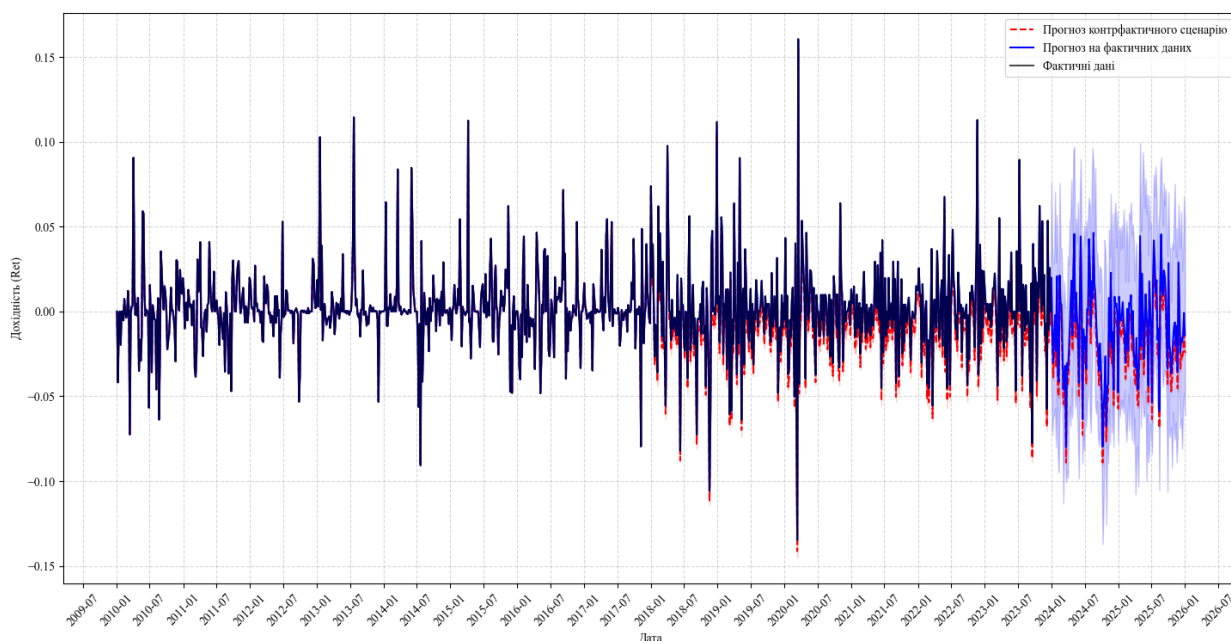


Рис. 7. Динаміка Ret компанії LDC

Джерело: розрахунки автора на основі [21; 12; 13]

Таблиця 7. Змодельовані значення RET компанії Louis Dreyfus

Рік	RET (фактичний)	RET (контрфактичний)	DigitalIndex
2010	-0,0008	-0,0008	0,00
2011	0,0010	0,0010	0,00
2012	0,0004	0,0004	0,00
2013	0,0045	0,0045	0,00
2014	0,0028	0,0028	0,00
2015	0,0041	0,0041	0,42
2016	0,0011	0,0011	0,67
2017	0,0029	0,0029	1,04
2018	-0,0041	-0,0057	1,53
2019	-0,0049	-0,0061	2,73
2020	-0,0052	-0,0056	2,85
2021	-0,0064	-0,0073	2,88
2022	0,0018	-0,0059	3,01
2023	0,0040	-0,0045	3,15
2024	-0,0127	-0,0218	3,22
2025	-0,0066	-0,0163	3,27

Джерело: розрахунки автора на основі [21; 12; 13]

Така динаміка свідчить, що цифрові рішення в LDC не були системними й не охоплювали ключові процеси. Особливо показовим є період 2019–2022 років: у 2020 році фактичний RET (–0,0052) майже збігається з контрфактичним (–0,0056), що вказує на відсутність амортизуючого ефекту під час кризи. У 2021 році ситуація навіть погіршується (–0,0064 проти –0,0073), що може свідчити про неефективне або фрагментарне використання цифрових інструментів. У 2023–2025 роках, попри відносно високий DigitalIndex, суттєвого покращення не відбувається: хоча у 2025 році спостерігається формально позитивний розрив (–0,0066 проти –0,0163), він не трансформується у стійке зростання. Загалом слабкі та нестійкі відхилення між сценаріями, відсутність чіткого позитивного тренду й кумулятивного ефекту свідчать про нереалізований потенціал цифровізації та збереження вразливості компанії до зовнішніх шоків.

Висновки та перспективи подальших розвідок у даному напрямі.
Проведена кластеризація компаній на основі DigitalIndex дозволила

структурувати вплив цифровізації на SKEW. Як показує теплова карта, у першому кластері ($\text{DigitalIndex} \approx 2,85$) SKEW має найвід'ємніше значення ($\approx -0,35$), що ілюструє високий ризик лівохвостих втрат і відсутність передбачуваності. Другий кластер ($\text{DigitalIndex} \approx 3,23$) демонструє близьке до нульового значення SKEW ($\approx -0,18$), що свідчить про перехід до більш збалансованого фінансового управління. Третій кластер ($\text{DigitalIndex} \approx 3,63$) характеризується найнижчим рівнем асиметрії ($\text{SKEW} \approx +0,03$), що свідчить про найвищу фінансову стабільність і зрілість цифрових процесів.

Ключовим результатом моделювання стало те, що компанії з вищим рівнем цифрової зрілості демонструють суттєве зниження фінансової асиметрії. Зокрема, у Kernel ($\text{DigitalIndex} \approx 3,48$) кумулятивне зменшення асиметрії між фактичним і контрфактичним сценаріями SKEW у 2015-2025 роках становило понад 1,5 пункту, що є кількісним підтвердженням довготривалого згладжування ризикового профілю. Фактична дохідність акцій у цій компанії систематично перевищує контрфактичну, забезпечивши кумулятивне зростання на +14,1%, а ринкова ціна у 2023-2024 роках перевищувала альтернативний сценарій на 8-15%. Bunge, як компанія з помірним рівнем цифровізації, демонструє менш різку, але стабільну динаміку. У фазах ринкової нестабільності (2020–2023) різниця між фактичним і контрфактичним SKEW досягала 0,2-0,3, а волатильність фактичного сценарію була нижчою, що вказує на амортизуючий вплив цифрових технологій. Ринкова премія за цифрову трансформацію в ціні акцій становила понад 7% у 2023 році, що свідчить про поступове накопичення ефекту довіри. Louis Dreyfus Company (LDC), яка належить до кластера з найнижчим рівнем цифровізації, фактично не демонструє стабільного ефекту цифрових рішень. Хоча індекс DigitalIndex формально зростає до 3,27 у 2025 році, це не супроводжується очікуваними фінансовими перевагами. SKEW у фактичному та контрфактичному сценаріях коливається випадковим чином, а дохідність акцій залишається від'ємною. Середнє розходження в цінах між

сценаріями протягом 2022-2023 років становить менш як 0,5 USD, що вказує на відсутність значущого цифрового впливу.

Таким чином, цифровізація виступає не лише технологічним інструментом, а й фундаментальним фактором зниження структурних фінансових ризиків. Вона трансформує ризиковий профіль компаній (через SKEW), стабілізує дохідність (RET) і формує кумулятивний ефект на зростання ринкової капіталізації. У контексті аграрного сектору, надзвичайно вразливого до зовнішніх шоків, цифровізація є критично важливим елементом забезпечення довготривалої фінансової стійкості, привабливості для інвесторів та конкурентоспроможності на глобальному ринку.

Водночас результати дослідження відкривають перспективи для подальшого поглиблення аналізу механізмів впливу цифровізації на асиметрію розподілу дохідностей. Зокрема, актуальним є врахування можливих нелінійних ефектів і порогових значень інтегрального показника цифровізації (DigitalIndex), за яких стабілізуючий вплив цифрової трансформації може посилюватися або, навпаки, послаблюватися. Крім того, враховуючи значний вплив зовнішніх шоків, таких як пандемія COVID-19 та воєнні події, подальші дослідження доцільно спрямувати на детальніший динамічний аналіз їхнього впливу з урахуванням лагових ефектів, тривалості та інтенсивності кризових факторів, а також їхньої взаємодії з рівнем цифрової зрілості підприємств. Розширення емпіричної бази дослідження та використання нелінійних і структурних панельних моделей, у тому числі в міжгалузевому та міжкраїнному вимірах, дозволить перевірити універсальність отриманих результатів і глибше розкрити роль цифровізації як чинника підвищення стійкості підприємств до кризових впливів.

Література

1. Jin L., Myers S. C. R^2 around the world: New theory and new tests // Journal of Financial Economics. 2006. Vol. 79, № 2. С. 257–292. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2004.11.003>

2. Hutton A. P., Marcus A. J., Tehranian H. Opaque financial reports, R^2 , and crash risk // *Journal of Financial Economics*. 2009. Vol. 94, № 1. С. 67–86. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2008.10.003>

3. Chen J., Huang Y., Yang Z. Financial reporting opacity and stock price crash risk: Evidence from international markets // *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*. 2022. Vol. 76. Article 101486. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2021.101486>

4. Hoberg G., Phillips G. Text-based network industries and endogenous product differentiation // *Journal of Political Economy*. 2016. Vol. 124, № 5. С. 1423–1465. DOI: <https://doi.org/10.1086/688176>

5. Harvey A. C. Forecasting, structural time series models and the Kalman filter. Cambridge: Cambridge University Press, 1989. 554 с. DOI: <https://doi.org/10.1017/CBO9781107049994>

6. Durbin J., Koopman S. J. Time series analysis by state space methods. 2-ге вид. Oxford: Oxford University Press, 2012. 372 с. DOI: <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199641178.001.0001>

7. K-means clustering [Електронний ресурс] // Wikipedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/K-means_clustering

8. Шпирко В.В., Лаврентьев М.М., Осипенко А.В. Оцінка впливу цифровізації на асиметрію розподілу дохідностей аграрних підприємств. *Економіка та суспільство*. 2026. № 83. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2026-83-29>

9. Cotton Research and Development Corporation. Digital Maturity Index and Assessment Tool, Narrabri, NSW: CRDC, 2019, 16 p. URL: <https://www.crdc.com.au/sites/default/files/Digital%20Maturity%20%20index%20and.pdf>

10. Peiró A. (1999). Skewness in financial returns. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 269, Issues 1–2, pp. 79–85. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378426698001198>

11. Investing.com. Global financial markets data and analysis [Електронний ресурс]. URL:<https://www.investing.com/>
12. Bloomberg. Real-time data, news and analytics for financial markets [Електронний ресурс]. URL:<https://www.bloomberg.com/markets>
13. Yahoo Finance. Financial news, data & portfolio tools [Електронний ресурс]. URL: <https://finance.yahoo.com/>
14. Scott S. L., Varian H. R. Predicting the Present with Bayesian Structural Time Series [Електронний ресурс] // International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation. 2014. Vol. 5, No. 1/2. С. 4–23. URL: <https://doi.org/10.1504>
15. Brodersen K. H., Gallusser F., Koehler J., Remy N., Scott S. L. Inferring Causal Impact Using Bayesian Structural Time-Series Models [Електронний ресурс] // The Annals of Applied Statistics. 2015. Vol. 9, No. 1. С. 247–274. URL:<https://doi.org/10.1214/14-AOAS788>
16. Qiu J., Jammalamadaka S. R., Ning N. Multivariate Bayesian Structural Time Series Model [Електронний ресурс] // Journal of Machine Learning Research. 2018. Vol. 19, No. 1. С. 1–33. URL: <https://www.jmlr.org/papers/volume19/18-009.pdf>
17. Understanding Evaluation Metrics for Time Series Forecasting [Електронний ресурс] // Medium. URL: <https://eshban9492.medium.com/understanding-evaluation-metrics-for-time-series-forecasting-5c8a3c877654>
18. Mean Absolute Percentage Error (MAPE): What You Need to Know [Електронний ресурс] // Arize AI. URL:<https://arize.com/blog-course/mean-absolute-percentage-error-mape-what-you-need-to-know/>
19. Kernel Holding S.A. Річна звітність [Електронний ресурс]. URL: <https://www.kernel.ua/investor-relations/financial-reports/>
20. Bunge Global S.A. Annual Reports [Електронний ресурс]. URL: <https://investors.bunge.com/financial-information/annual-reports>

21. Louis Dreyfus Company Annual Reports [Электронный ресурс]. URL: <https://www.ldc.com/global/en/investor-relations/annual-reports/>

References

1. Jin, L., & Myers, S. C. (2006), “ R^2 around the world: New theory and new tests”, *Journal of Financial Economics*, vol. 79(2), pp. 257–292. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2004.11.003>
2. Hutton, A. P., Marcus, A. J., & Tehranian, H. (2009), “Opaque financial reports, R^2 , and crash risk”, *Journal of Financial Economics*, vol. 94(1), pp. 67–86. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2008.10.003>
3. Chen, J., Huang, Y., & Yang, Z. (2022), “Financial reporting opacity and stock price crash risk: Evidence from international markets”, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, vol. 76, Article 101486. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2021.101486>
4. Hoberg, G., & Phillips, G. (2016), “Text-based network industries and endogenous product differentiation”, *Journal of Political Economy*, vol. 124(5), pp. 1423–1465. <https://doi.org/10.1086/688176>
5. Harvey, A. C. (1989), *Forecasting, structural time series models and the Kalman filter*, Cambridge University Press, Cambridge, UK. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107049994>
6. Durbin, J., & Koopman, S. J. (2012), *Time series analysis by state space methods*, 2nd ed., Oxford University Press, Oxford, UK. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199641178.001.0001>
7. Wikipedia contributors. (2026), “K-means clustering”, available at: https://en.wikipedia.org/wiki/K-means_clustering (Accessed 20 March 2026).
8. Shpyrko, V. V., Lavrentiev, M. M., & Osypenko, A. V. (2026), “Assessment of the impact of digitalization on the asymmetry of return distribution of agricultural enterprises”, *Ekonomika ta suspilstvo*, vol. (83). <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2026-83-29>

9. Cotton Research and Development Corporation. (2019), “Digital maturity index and assessment tool”, available at: <https://www.crdc.com.au/sites/default/files/Digital%20Maturity%20%20index%20and.pdf> (Accessed 20 March 2026).

10. Peiró, A. (1999), “Skewness in financial returns”, *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, vol. 269(1–2), pp. 79–85.

11. Investing.com. (2026), “Global financial markets data and analysis”, available at: <https://www.investing.com/> (Accessed 20 March 2026).

12. Bloomberg. (2026), “Real-time data, news and analytics for financial”, available at: *markets* <https://www.bloomberg.com/markets> (Accessed 20 March 2026).

13. Yahoo Finance. (2026), “Financial news, data & portfolio tools”, available at: <https://finance.yahoo.com/> (Accessed 20 March 2026).

14. Scott, S. L., & Varian, H. R. (2014), “Predicting the present with Bayesian structural time series”, *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*, vol. 5(1–2), pp. 4–23. <https://doi.org/10.1504/IJMMNO.2014.059942>

15. Brodersen, K. H., Gallusser, F., Koehler, J., Remy, N., & Scott, S. L. (2015), “Inferring causal impact using Bayesian structural time-series models”, *The Annals of Applied Statistics*, vol. 9(1), pp. 247–274. <https://doi.org/10.1214/14-AOAS788>

16. Qiu, J., Jammalamadaka, S. R., & Ning, N. (2018), “Multivariate Bayesian structural time series model”, *Journal of Machine Learning Research*, vol. 19(1), pp. 1–33 available at: <https://www.jmlr.org/papers/volume19/18-009.pdf> (Accessed 20 March 2026).

17. Eshban, M. (2026), “Understanding evaluation metrics for time series forecasting”, Medium, available at: <https://eshban9492.medium.com/understanding-evaluation-metrics-for-time-series-forecasting-5c8a3c877654> (Accessed 20 March 2026).

18. Arize AI. (2026), “Mean absolute percentage error (MAPE): What you need to know”, available at: <https://arize.com/blog-course/mean-absolute-percentage-error-mape-what-you-need-to-know/> (Accessed 20 March 2026).

19. Kernel Holding S.A. (2026), “Financial reports”, available at: <https://www.kernel.ua/investor-relations/financial-reports/> (Accessed 20 March 2026).

20. Bunge Global S.A. (2026), “Annual reports”, available at: <https://investors.bunge.com/financial-information/annual-reports> (Accessed 20 March 2026).

21. Louis Dreyfus Company. (2026), “Annual reports”, available at: <https://www ldc.com/global/en/investor-relations/annual-reports/> (Accessed 20 March 2026).

Отримано редакцією журналу / Received: 01.04.26

Прорецензовано / Revised: 13.04.26

Дата публікації / Published: 23.04.26