

Електронний журнал «Ефективна економіка» включено до переліку наукових фахових видань України з питань економіки (Категорія «Б», Наказ Міністерства освіти і науки України № 975 від 11.07.2019). Спеціальності – 051, 071, 072, 073, 075, 076, 292. Ефективна економіка. 2025. № 12.

DOI: <http://doi.org/10.32702/2307-2105.2025.12.52>

УДК 658.5:004.6

О. М. Корень,

к. т. н., доцент кафедри інформаційних технологій,

Придніпровський інститут ПрАТ «ВНЗ «МАУП»

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-7106-7400>

О. Ф. Кришан,

к. е. н., доцент кафедри інформаційних технологій,

Придніпровський інститут ПрАТ «ВНЗ «МАУП»

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-2967-0126>

В. М. Прилипко,

к. е. н., доцент, доцент кафедри загальної педагогіки та права,

Придніпровський інститут ПрАТ «ВНЗ «МАУП»

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-6271-2148>

ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ ФІНАНСАМИ ПІДПРИЄМСТВА НА ОСНОВІ ІНДИКАТОРІВ

O. Koren,

PhD in Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Information Technologies, Prydniprovsk Institute the Private Joint-Stock Company «Higher Education Institution «Interregional Academy of Personnel Management»

O. Kryshan,

PhD in Economics, Associate Professor of the Department of Information Technologies, Prydniprovsk Institute the Private Joint-Stock Company «Higher Education Institution «Interregional Academy of Personnel Management»

V. Prylypko,

PhD in Pedagogy, Associate Professor of the Department of General Pedagogy and Law, Prydniprovsk Institute the Private Joint-Stock Company «Higher Education Institution «Interregional Academy of Personnel Management»

INFORMATION SYSTEM FOR MANAGING ENTERPRISE FINANCES BASED ON INDICATORS

*У статті обґрунтовано концептуальну структуру та деталізовано методологію для інтелектуальної інформаційно-аналітичної системи управління фінансами підприємства, яка реалізує замкнений робочий цикл «дані → індикатори → діагностика → прогноз → рекомендація». Центральною ланкою пропонованої методології є індикаторний підхід, що передбачає відбір ключових показників (ліквідність, платоспроможність, рентабельність, оборотність, грошові потоки, ризики) на основі критеріїв релевантності, якості даних, чутливості та мінімізації мультиколінеарності. Представлена структура включає ключові функціональні компоненти: словник індикаторів, ETL-пайплайн для автоматизованого збору й очищення даних з різномірних джерел (ERP, бухгалтерія, банківські виписки), модулі нормалізації (стандартизація та *min-max*) та обчислення індикаторів, механізм агрегування у вигляді композитного фінансового скорингу (з використанням методу головних компонент (PCA) для визначення вагових коефіцієнтів), аналітичні модулі для прогнозування часових рядів, інтерпретаційний шар (візуалізація,*

правила прийняття рішень) та модуль валідації (зворотне тестування, контроль якості даних і стабільності прогнозів за метриками RMSE і MAE). Особливу увагу приділено процедурам підготовки даних, зокрема обробці пропусків за допомогою інтерполяції чи модельного відновлення, а також перевірці мультиколінеарності індикаторів за допомогою коефіцієнта VIF. Розроблений на основі методології програмний продукт «FMIS-Indicators v.0.1» є модульною мікросервісною архітектурою, яка забезпечує моніторинг ключових фінансових показників у реальному часі, генерацію сигналів раннього попередження (при порушенні критичних порогів композитного індексу або його прогнозованому значному зниженні) і рекомендації щодо превентивних заходів (наприклад, посилення моніторингу дебіторської заборгованості, сценарний аналіз), що підвищує прозорість, обґрунтованість і своєчасність управлінських рішень. Аналіз динаміки композитного індексу (CI) підтверджує кореляцію його значного падіння із активацією високого ризику за прийнятими порогоми, що ілюструє практичну цінність розробленої системи.

The article substantiates the conceptual structure and details the methodology for an intelligent information and analytical system for enterprise financial management, which implements a closed work cycle "data → indicators → diagnostics → forecast → recommendation." The central link of the proposed methodology is the indicator approach, which involves the selection of key indicators (liquidity, solvency, profitability, turnover, cash flows, and risks) based on the criteria of relevance, data quality, sensitivity, and minimization of multicollinearity. The presented structure includes key functional components: an indicator dictionary, an ETL pipeline for automated data collection and cleaning from heterogeneous sources (ERP, accounting, bank statements), normalization modules (standardization and min-max) and indicator calculation, an aggregation mechanism in the form of a composite financial scoring (using the principal component method (PCA) to determine weighting coefficients), analytical modules for time series forecasting, an interpretation layer (visualization, decision-making rules), and a validation module (backtesting, data quality control, and forecast stability using RMSE and MAE metrics). Particular attention is paid to data preparation procedures, in particular, handling gaps using interpolation or model recovery, as well as checking the multicollinearity

of indicators using the VIF coefficient. The software product "FMIS-Indicators v.0.1," developed on the basis of the methodology, is a modular microservice architecture that provides real-time monitoring of key financial indicators, generation of early warning signals (when critical thresholds of the composite index are violated or it predicts a significant decrease), and recommendations for preventive measures (for example, increased monitoring of receivables and scenario analysis), which increases the transparency, validity, and timeliness of management decisions. Analysis of the dynamics of the composite index (CI) confirms the correlation of its significant drop with the activation of high risk according to the adopted thresholds, which illustrates the practical value of the developed system.

Ключові слова: фінанси, індикатори, управління, ризики, прогнозування, ETL-пайплайн, скоринг, валідація.

Keywords: finance, indicators, management, risks, forecasting, ETL pipeline, scoring, validation.

Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями. На теперішній час інформаційні системи стають ключовим інструментом управління підприємством у добу цифрової трансформації, оскільки вони забезпечують збір, обробку та візуалізацію даних, що дозволяє керівникам ухвалювати рішення швидше та точніше [1]. Особливо важливою є фінансова сфера, де своєчасна інформація про ліквідність, рентабельність, рух грошових коштів та кредитні ризики визначає здатність компанії виконувати зобов'язання й реалізовувати стратегію розвитку [2]. Інформаційна система управління фінансами підприємства на основі індикаторів поєднує автоматизацію обліку з аналітичними підсистемами, що перетворює масиви даних у релевантні показники для оперативного й стратегічного управління.

Незважаючи на наявність численних програмних продуктів [3, 4], сучасні підприємства стикаються з низкою системних проблем. Ключовими з них є фрагментованість фінансової інформації між підсистемами,

невідповідністю стандартів вимірювання індикаторів, затримками у формуванні звітів та недостатньою інтеграцією прогностичних моделей із операційними процесами. Це породжує інформаційну асиметрію між підрозділами, ускладнює оцінку поточної фінансової стійкості й знижує якість управлінських рішень. У багатьох випадках існуючі рішення забезпечують лише консолідацію даних, але не гарантують їх трансформацію в комплексні показники, які були б однозначно інтерпретовані керівництвом та автоматично використовувалися в сценаріях планування.

Загальна постановка проблеми полягає у тому, що відсутній універсальний підхід до формалізації, валідації й використання індикаторів фінансового стану підприємства в інтегрованій інформаційній системі, яка поєднала б оперативний облік, аналітику та підтримку прийняття рішень. У цьому контексті науковим завданням є розробка методології вибору, нормалізації та комбінування індикаторів, що відображають ліквідність, платоспроможність, рентабельність і ризики, а також алгоритми їх агрегування для автоматичного формування діагнозу фінансового стану. При цьому практичним завданням є створення архітектури та набір програмно-апаратних модулів, які забезпечують збір даних із джерел, обчислення індикаторів у реальному часі, інтеграцію з ERP та BPM-системами та виведення зрозумілих дашбордів і рекомендацій для менеджменту.

На основі викладеного констатується, що актуальність теми обґрунтовується кількома чинниками:

- підвищена волатильність ринків і посилення фінансових ризиків вимагають оперативних засобів виявлення негативних трендів;
- регуляторні та стандартні вимоги до прозорості фінансової звітності (включно з податковою та банківською взаємодією) стимулюють впровадження єдиних підходів до індикаторів;
- для малого й середнього бізнесу доступ до якісної аналітики часто обмежений, у цьому контексті інформаційна система на основі індикаторів може значно підвищити їх конкурентоспроможність;

– цифровізація бізнес-процесів і поява доступних інструментів аналітики дають практичну можливість реалізувати ці підходи з відчутним економічним ефектом.

Отже, дослідження, спрямоване на створення інформаційної системи управління фінансами підприємства на основі індикаторів, поєднує методологію формування та агрегування індикаторів, алгоритми оцінки ризиків і прогнозування з архітектурою системи, набором ключових показників, механізмами інтеграції та інструментами візуалізації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У зарубіжній літературі класичну основу проблематики становлять праці Robert S. Kaplan і David P. Norton з концепції Balanced Scorecard [4, 5], які підкреслюють необхідність комбінування фінансових і нефінансових метрик як основи управління і стратегії. Поряд із цим практичні та методологічні аспекти BI-рушіїв і дашбордів розвивав Thomas H. Davenport [6], котрий акцентує увагу на перетворенні даних у рішення через аналітику й оперативні інструменти підтримки рішень. Зазначені дослідження закріплюють ідею, що набір індикаторів повинен бути інтегрований у систему, здатну підсилювати управлінські процеси.

Дослідження з розробки інформаційних систем протягом останніх років, наприклад, [7, 8], присвячені застосуванню методів машинного навчання та нейронних мереж для прогнозування фінансових показників, а також питанням автоматичного раннього попередження про кризові тренди. Водночас у них підкреслюється потреба в методах валідації моделей та пояснень прогнозів, аби аналітичні модулі могли бути надійно інтегровані в інформаційні системи фінансового менеджменту [9].

Інституційні й прикладні дослідження, наприклад, [10, 11], вказують на роль інформаційних систем фінансового менеджменту у забезпеченні прозорості та оперативності фінансового управління. Зазначається, що це питання широко висвітлюють аналітики Світового банку та автори оглядів з проектування інформаційних систем фінансового менеджменту. У цих

дослідження наголошується й на технічних бар'єрах, зокрема, фрагментованість джерел даних, проблеми інтеграції з ERP та вимоги до стандартизації індикаторів.

Серед вітчизняних дослідників помітні праці з контролінгу та фінансової діагностики, зокрема, Р. Бруханський, М. Щирба, І. Щирба, Л. Швець, М. Шестерняк, І. Брітченко, А. Князевич [12–14], а також останні огляди з фінансової діагностики, наприклад Кірсанова і Самсонова, які розглядають особливості фінансової діагностики в умовах воєнного стану. Українські публікації підкреслюють як методичне багатовекторне поле (різні набори індикаторів і підходи), так і практичну відсутність єдиного стандарту для автоматизованих систем фінансового моніторингу.

На основі цих праць можна чітко виокремити незакриті питання:

- нестача уніфікованої методології формалізації й нормалізації індикаторів, яку б можна було застосувати в різних секторах;
- дефіцит рішень для повноцінної обробки поточкових і реальних даних із ERP і бухгалтерії з одночасним обчисленням агрегованих індикаторів і сигналів ризику;
- недостатня валідація, прозорість і пояснюваність прогнозних моделей у практичних інформаційних системах фінансового менеджменту;
- потреба в стандартизованих інтерпретаціях агрегованих індикаторів і шаблонах реакцій для менеджменту.

Ці прогалини фіксують як академічні огляди з використання інформаційних у фінансах, так і практичні рекомендації щодо інформаційних систем фінансового менеджменту від міжнародних інституцій, що й робить розробку запропонованої інформаційної системи нагальною і обґрунтованою.

Формулювання цілей статті (постановка завдання). Метою дослідження є розробка методології та архітектури інформаційної системи управління фінансами підприємства на основі індикаторів, що забезпечує автоматизований збір і нормалізацію даних, обчислення та агрегацію ключових фінансових показників у реальному часі, їхню валідацію й

візуалізацію для підвищення оперативності та якості управлінських рішень, прогнозування ризиків і зміцнення фінансової стійкості підприємства.

Виклад основного матеріалу дослідження. Концептуальна структура методології передбачає реалізацію замкненого робочого циклу «дані → індикатори → діагностика → прогноз → рекомендація», що забезпечує формалізовану послідовність перетворення первинних даних у керівні сигнали для прийняття обґрунтованих управлінських рішень щодо ліквідності, платоспроможності, рентабельності та ризиків. Зазначається, що пропонована структура включає як ключові функціональні компоненти:

- словник індикаторів із чітким описом семантики, математичних формул та джерел даних;
- ETL-пайплайн для автоматизованого збору, очищення та уніфікації даних із ERP, бухгалтерії, банківських виписок та інших джерел;
- модулі нормалізації та обчислення індикаторів, що реалізують стандартизацію, масштабування та обробку пропусків;
- механізм агрегування у вигляді композитних індикаторів або скоринг-моделей із визначенням ваг та версіонуванням;
- аналітичні модулі для прогнозування і сценарного аналізу;
- інтерпретаційний шар, що забезпечує візуалізацію (дашборди), пояснення результатів і формалізовані правила прийняття рішень із шаблонами реакцій;
- модуль валідації й контролю якості показників, який відповідає за back-testing, моніторинг метрик якості даних, перевірку стабільності індикаторів і управління версіями моделей.

Відбір індикаторів для пропонованої інформаційної системи управління фінансами підприємства базується на чітко визначених критеріях, зокрема, релевантності до стратегічних та операційних цілей організації, доступності та належній якості вихідних даних, високій чутливості до оперативних змін стану (timeliness), інтерпретованості для менеджменту і мінімізації мультиколінеарності в наборі показників. Зазначається, що

застосування цих критеріїв забезпечує одночасно практичну придатність і статистичну коректність обраних метрик.

На основі викладеного запропоновано базову класифікацію індикаторів за функціональними групами:

- ліквідність – поточний коефіцієнт (CR), швидкий коефіцієнт (QR), чистий оборотний капітал;
- платоспроможність (або заборгованість) – коефіцієнт зовнішньої заборгованості, коефіцієнт покриття відсотків;
- рентабельність – ROA, ROE, маржа операційного прибутку;
- оборотність (ефективність) – оборотність запасів, дні продажів (DSO), дні простроченої заборгованості (DPO);
- грошові потоки – показники операційного грошового потоку до поточних зобов'язань і вільного грошового потоку;
- ризикові індикатори – волатильність виручки та індекси кредитного ризику (ймовірність дефолту).

При цьому запропоновані ключові індикатори визначаються відповідно до виразів:

$$\begin{aligned} CR &= \frac{\text{Поточні активи}}{\text{Поточні зобов'язання}}, \\ QR &= \frac{\text{Поточні активи} - \text{Запаси}}{\text{Поточні зобов'язання}}, \\ ROA &= \frac{\text{Чистий прибуток}}{\text{Загальна сума активів}}, \\ DSO &= \frac{\text{Середня дебіторська заборгованість}}{\text{Дохід}} \times 365, \\ CF_{\text{ratio}} &= \frac{\text{Операційний грошовий потік}}{\text{Поточні зобов'язання}}. \end{aligned} \tag{1}$$

Підготовка та нормалізація даних у межах пропонованої методології управління фінансами підприємства реалізується через побудову інтегрованого ETL-процесу, який забезпечує автоматизований збір, очищення та уніфікацію інформації з різномірних джерел (ERP-систем, бухгалтерських модулів, банківських виписок, CRM тощо). На етапі

очищення застосовуються формалізовані правила видалення дублікатів, виправлення форматів дат і валют, приведення грошових показників до єдиної облікової бази, а також спеціальні процедури обробки пропусків даних. Контроль якості реалізується шляхом моніторингу метрик – частки пропущених і неконсистентних записів, середнього часу затримки оновлення та частоти корекцій, що дозволяє оцінювати надійність інформаційного потоку. Для заповнення пропусків використовується комбінація методів, зокрема, лінійна або сплайнова інтерполяція для часових рядів, квазі-імпутація на основі подібних контекстів (кластеризація спостережень за структурними ознаками), а за значних втрат – модельне відновлення із застосуванням регресійних або машинних моделей. При цьому джерело та тип імпутованого значення фіксується в метаданих. Остаточна нормалізація індикаторів здійснюється через стандартизацію

$$z_{i,t} = \frac{x_{i,t} - \mu_i}{\sigma_i}, \quad (2)$$

де $x_{i,t}$ – значення i -го індикатора у часі t , μ_i , σ_i – їхні середнє і стандартне відхилення (обрані по відповідному історичному вікну), або min-max нормалізацію:

$$s_{i,t} = \frac{x_{i,t} - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)}, \quad (3)$$

що забезпечує порівнянність різнорідних фінансових показників, необхідну для побудови агрегованих композитних індикаторів і подальшого аналітичного узагальнення.

При цьому зазначається, що z-стандартизацію застосовується для статистичного аналізу й PCA, а min-max нормалізація – для виводу на дашборд (0..1 шкала).

Перевірка мультиколінеарності та відбір незалежних індикаторів ґрунтується на розрахунку VIF для кожного індикатора у наборі:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}, \quad (4)$$

де R_j^2 – коефіцієнт детермінації при регресії j -го індикатора на всі інші. При цьому зазначається, якщо $VIF_j > 10$ (або поріг 5 для більш суворої фільтрації), то необхідно застосувати видалення або агрегування індикатора. При цьому приймається, що матриця стандартизованих індикаторів Z має коваріаційну матрицю C , й знаходяться власні вектори та власні числа, перша компонентна дає важелі:

$$PC_1 = \omega_1 \cdot z_1 + \omega_2 \cdot z_2 + \dots + \omega_n \cdot z_n, \quad (5)$$

де ω – елементи власного вектору для найбільшої власної величини.

Побудова композитного фінансового скорингу ґрунтується на розробці простої зваженої сумарної моделі, визначенні ваг й класифікації ризиків. Проста зважена сумарна модель має вигляд:

$$CI_t = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot s_{i,t}, \quad (6)$$

де $s_{i,t}$ – нормалізоване значення i -го індикатора у часі t , ω_i – вага (зазначається, що сума $\omega_i = 1$). При цьому визначення ваг здійснюється відповідно до виразу:

$$\omega_i = \frac{|l_i|}{\sum_{k=1}^n |l_k|}, \quad (7)$$

де l_i – навантаження i -го індикатора на першу компоненту.

Мінімакс і нормовані скоринги для класифікації рівнів ризику здійснюються на основі розбиття CI_t на зони (зелена, жовта, червона) за історичними квантілями або за оптимізованими порогами (наприклад, на основі ROC-аналізу).

При цьому прогнозування ризиків здійснюється відповідно до виразу:

$$\phi(B) \cdot (1 - B)^d \cdot x_t = \theta(B) \cdot \varepsilon_t, \quad (8)$$

де B – оператор зсуву.

Сигнали раннього попередження ґрунтуються на комбінації прогнозу на зниження ключових індикаторів і порушення порогів CI . У цьому контексті реалізується правило виду:

$$\begin{aligned} &\text{якщо } CI_{t+h} < \tau_{\text{критичне}} \text{ або } \Delta CI_{t \rightarrow t+h} < -\delta, \\ &\text{то визначається сигнал «високий ризик»;} \end{aligned} \quad (9)$$

Зазначається, що система контролю якості прогнозів ґрунтується на метриках RMSE і MAE для кількісних прогнозів

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \cdot \sum_{t=1}^T (\hat{y}_t - y_t)^2}, MAE = \frac{1}{T} \cdot \sum_{t=1}^T |\hat{y}_t - y_t|. \quad (10)$$

Запропонована методологія втілена у розробленому програмному продукті «FMIS-Indicators v.0.1» (рис. 1), що є інтелектуальною інформаційно-аналітичною системою, що забезпечує автоматизоване управління фінансами підприємства на основі індикаторного підходу. Архітектурно система реалізує замкнений робочий цикл «дані → індикатори → діагностика → прогноз → рекомендація» та складається з шести функціональних модулів, до яких належать збір і очищення даних (ETL), нормалізація і розрахунок індикаторів, агрегування й скоринг, аналітика та прогнозування, візуалізація результатів і валідація якості показників. Основою реалізації є модульна архітектура мікросервісного типу, що забезпечує масштабованість і гнучкість розгортання в локальному або хмарному середовищі.

ETL-модуль реалізує інтеграцію з ERP, бухгалтерськими системами, банківськими API та CRM-платформами через REST-з'єднання або файлові шлюзи. Алгоритми очищення включають виявлення дублікатів, конвертацію валют, синхронізацію форматів дат і позначення імпутованих значень. Модуль обчислення індикаторів використовує бібліотеку формул із довідника показників, автоматично виконує стандартизацію чи мін–макс нормалізацію та формує композитні індекси для ліквідності, платоспроможності, рентабельності й ризиків. На рівні аналітики застосовуються методи часових рядів, а також машинне навчання (наприклад, Random Forest, XGBoost) для прогнозування грошових потоків, маржі та ймовірності дефолту.

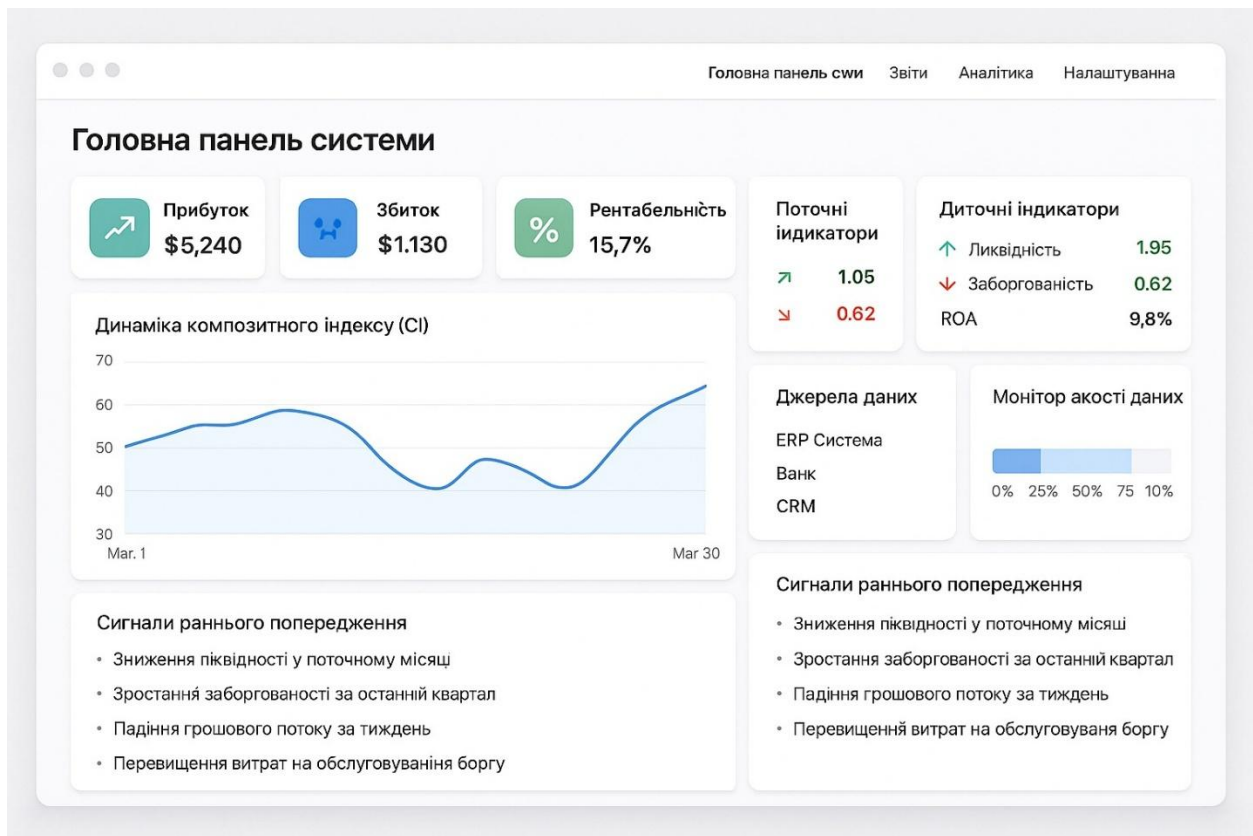


Рис. 1. Головна панель розробленого програмного продукту «FMIS-Indicators v.0.1»

Джерело: Створено авторами.

Інтерфейс системи орієнтований на користувача управлінського рівня і представлений у вигляді інтерактивних дашбордів. Вони надають змогу здійснювати моніторинг ключових фінансових індикаторів у реальному часі, отримувати діагностичні повідомлення щодо відхилень від порогових значень та рекомендації на основі аналітичних висновків. Модуль інтерпретації доповнений механізмами сценарного аналізу, що дозволяє моделювати наслідки управлінських рішень. Валідаційний підмодуль контролює якість даних і стабільність обчислень індикаторів через метрики достовірності, повноти та своєчасності.

Таким чином, завдяки поєднанню системного аналізу, економіко-математичного моделювання та інформаційних технологій розроблений програмний продукт підвищує прозорість, обґрунтованість і своєчасність фінансових рішень. Його архітектура забезпечує можливість розширення словника індикаторів, адаптацію аналітичних моделей під специфіку

підприємства та інтеграцію з існуючими корпоративними інформаційними системами.

На представленому графіку «Динаміка композитного індексу (CI)» видно три характерні фази:

- початковий період відносно високого рівня CI (пік на початковому інтервалі);
- чітке спадання до локального мінімуму в середній частині спостережуваного вікна;
- часткове відновлення в заключному періоді.

У кількісному вимірі зниження CI між піковим значенням і мінімумом складає порядку 0,15...0,20 одиниць відповідно до шкали графіка, що перевищує типове критичне зниження δ , застосоване в правилах раннього попередження. Відповідно до запропонованої методології, якщо прогнозоване або фактичне зниження ΔCI за горизонт h задовольняє умові $\Delta CI_{t \rightarrow t+h} < -\delta$, або якщо CI_{t+h} падає нижче $\tau_{\text{критичне}}$, то генерується сигнал «високий ризик». На підставі цих критеріїв спостережуване падіння у середній частині інтервалу корелює з активацією високого ризику за прийнятими порогами.

Відновлення CI свідчить про часткове відновлення операційної стійкості або результат короткочасних управляючих дій, проте збереження підвищеної волатильності показника робить майбутній тренд невизначеним. Отже, на основі зафіксованої траєкторії CI доцільно застосувати сценарний аналіз (базовий $\rightarrow$ песимістичний $\rightarrow$ оптимістичний) і виконати негайні превентивні заходи, описані у пропонованій методології:

- посилити моніторинг дебіторської заборгованості (DSO), перевірити джерела доходу з підвищеною волатильністю;
- підготувати короткотерміновий план ліквідності (3 місяці).

Також рекомендовано провести повторний розрахунок ваг індикаторів (PCA) з розширеним історичним вікном і застосувати зворотне тестування

для перевірки стабільності прогнозів за метриками RMSE і MAE перед прийняттям стратегічних рішень.

Висновки та перспективи подальших розвідок у даному напрямі.

Розроблена методологія формування композитного фінансового індикатора та реалізована програмна архітектура «FMIS-Indicators v.0.1» показали практичну життєздатність підходу «дані → індикатори → діагностика → прогноз → рекомендація». Формалізовані кроки: ETL-процеси для уніфікації даних, стандартизація (z-стандартизація) і min-max нормалізація, відбір індикаторів із використанням VIF і визначення ваг через навантаження першої компоненти PCA забезпечують репрезентативність і порівнянність метрик у агрегованому скорингу. Запропонований набір правил раннього попередження (пороги $\tau_{\text{критичне}}$ і величина $\Delta CI \leq -\delta$) та процедури валідації прогнозів (метрики RMSE, MAE, зворотне тестування) створюють основу для автоматичного генерування керувальних сигналів.

Визначено, що запропонована методологія покладається на якість і повноту вхідних даних (джерела: ERP, бухгалтерія, банківські виписки тощо) і відчутна до пропусків та зміни структур даних, тому ефективність імпутації та контроль якості (частка пропущених або неконсистентних записів, час оновлення) є критично важливими для коректності CI і прогнозів. Крім того, порогові стратегії і ваги, похідні від історичних навантажень PCA, можуть виявитися недостатньо універсальними при застосуванні в різних секторах або за умов різкої структурної зміни бізнес-контексту, що диктує потребу у систематичному зворотному тестуванні моделей.

При цьому зазначається необхідність емпіричного розширення дослідження, що передбачає мультисекторну валідацію запропонованої методики на вибірках малих і середніх підприємств, формування публічних бенчмарків для порівняльного аналізу та проведення контрольованих експериментів для оцінки ефективності сценарних політик реагування. Зазначений емпіричний блок має включати стандартизовані процедури

підготовки даних, визначення набірних метрик успішності та багатовимірний аналіз стійкості результатів до змін у структурі вибірок.

У свою чергу, технічні напрями подальших робіт повинні охоплювати інтеграцію потокового ETL для забезпечення обробки та агрегування даних у реальному часі, застосування просунутих методів інтерпретації прогнозів (наприклад, SHAP-подібні підходи та контрфактуальний аналіз) для підвищення прозорості моделей, а також розробку адаптивних схем оновлення ваг індикаторів (наприклад, факторні моделі) з метою підвищення робастності агрегованого індексу при зміні економічних умов.

При цьому методологічні дослідження слід скерувати на розробку інструментів причинно-наслідкового аналізу задля відмежування кореляційних зв'язків від причинних механізмів впливу окремих показників на композитний індекс, а також на стандартизацію підходів до інтерпретації результатів і формалізацію шаблонів реакцій управління. Наведені дослідження підвищать відтворюваність висновків і нададуть змогу формалізувати процедури прийняття рішень на основі сигналів системи.

Література

1. Kraus S., Durst S., Ferreira J. J., Veiga P., Kailer N., Weinmann A. Digital transformation in business and management research: An overview of the current status quo. *International Journal of Information Management*. 2022. Vol. 63. 102466. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102466>
2. Singh V., Choubey B., Sauer S. Liquidity forecasting at corporate and subsidiary levels using machine learning. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*. 2024. Vol. 31, no. 3. <https://doi.org/10.1002/isaf.1565>
3. Liu J., Fu S. Financial big data management and intelligence based on computer intelligent algorithm. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14, no. 1. 9395. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-59244-8>
4. Gurcan F., Ayaz A., Menekse Dalveren G. G., Derawi M. Business Intelligence Strategies, Best Practices, and Latest Trends: Analysis of

Scientometric Data from 2003 to 2023 Using Machine Learning. *Sustainability*. 2023. Vol. 15, no. 13. 9854. <https://doi.org/10.3390/su15139854>

5. Kumar S., Lim W. M., Sureka R., Jabbour C. J. C., Bamel, U. Balanced scorecard: trends, developments, and future directions. *Review of Managerial Science*. 2023. Vol. 18, no. 8. P. 2397-2439. <https://doi.org/10.1007/s11846-023-00700-6>

6. Nadj M., Maedche A., Schieder C. The effect of interactive analytical dashboard features on situation awareness and task performance. *Decision Support Systems*. 2020. Vol. 135. 113322. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113322>

7. Sequeira R., Reis A., Alves P., Branco F. Roadmap for Implementing Business Intelligence Systems in Higher Education Institutions: Systematic Literature Review. *Information*. 2024. Vol. 15, no. 4. 208. <https://doi.org/10.3390/info15040208>

8. Reimann C. Predicting financial crises: an evaluation of machine learning algorithms and model explainability for early warning systems. *Review of Evolutionary Political Economy*. 2024. Vol. 5, no. 1. P. 51-83. <https://doi.org/10.1007/s43253-024-00114-4>

9. Yeo W. J., Van Der Heever W., Mao R., Cambria E., Satapathy R., Mengaldo G. A comprehensive review on financial explainable AI. *Artificial Intelligence Review*. 2025. Vol. 58, no. 6. 189. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-11077-7>

10. Ghasemaghahi M., Ebrahimi S., Hassanein K. Data analytics competency for improving firm decision making performance. *The Journal of Strategic Information Systems*. 2018. Vol. 27, no. 1. P. 101-113. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2017.10.001>

11. Černevičienė J., Kabašinskas A. Explainable artificial intelligence (XAI) in finance: a systematic literature review. *Artificial Intelligence Review*. 2024. Vol. 57, no. 8, 216. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10854-8>

12. Бруханський Р., Спільник І. Цифровий облік: поняття, витоки та актуальний дискурс. *Інститут бухгалтерського обліку, контроль та аналіз в*

умовах глобалізації. 2020. Випуск 3-4. С. 7-20.
<https://doi.org/10.35774/ibo2020.03.007>

13. Князевич А. О., Крайчук С. О., Демидюк С. М. Контролінг інноваційних проектів. *Інвестиції: практика та досвід*. 2021. № 8. С. 5-10.
<https://doi.org/10.32702/2306-6814.2021.8.5>

14. Швець Ю. О. Діагностика ймовірності банкрутства як основа антикризового управління операційною діяльністю підприємств машинобудування. *Економіка та держава*. 2020. № 3. С. 82-87.
<https://doi.org/10.32702/2306-6806.2020.3.82>

References

1. Kraus S., Durst S., Ferreira J. J., Veiga P., Kailer N. and Weinmann A. (2022), “Digital transformation in business and management research: An overview of the current status quo”, *International Journal of Information Management*, Vol. 63, 102466. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102466>

2. Singh, V., Choubey, B., and Sauer, S. (2024), “Liquidity forecasting at corporate and subsidiary levels using machine learning”, *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, vol. 31, no. 3. <https://doi.org/10.1002/isaf.1565>

3. Liu, J., and Fu, S. (2024), “Financial big data management and intelligence based on computer intelligent algorithm”, *Scientific Reports*, vol. 14, no. 1, 9395. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-59244-8>

4. Gurcan, F., Ayaz, A., Menekse Dalveren, G. G., and Derawi, M. (2023), “Business Intelligence Strategies, Best Practices, and Latest Trends: Analysis of Scientometric Data from 2003 to 2023 Using Machine Learning”, *Sustainability*, vol. 15, no. 13, 9854. <https://doi.org/10.3390/su15139854>

5. Kumar, S., Lim, W. M., Sureka, R., Jabbour, C. J. C., and Bamel, U. (2023), “Balanced scorecard: trends, developments, and future directions”, *Review of Managerial Science*, vol. 18, no. 8, pp. 2397-2439. <https://doi.org/10.1007/s11846-023-00700-6>

6. Nadj, M., Maedche, A., & Schieder, C. (2020), “The effect of interactive analytical dashboard features on situation awareness and task performance”,

Decision Support Systems, vol. 135, 113322.
<https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113322>

7. Sequeira, R., Reis, A., Alves, P., and Branco, F. (2024), “Roadmap for Implementing Business Intelligence Systems in Higher Education Institutions: Systematic Literature Review”, *Information*, vol. 15, no. 4, 208.
<https://doi.org/10.3390/info15040208>

8. Reimann, C. (2024), “Predicting financial crises: an evaluation of machine learning algorithms and model explainability for early warning systems”, *Review of Evolutionary Political Economy*, vol. 5, no. 1, pp. 51-83.
<https://doi.org/10.1007/s43253-024-00114-4>

9. Yeo, W. J., Van Der Heever, W., Mao, R., Cambria, E., Satapathy, R., and Mengaldo, G. (2025), “A comprehensive review on financial explainable AI”, *Artificial Intelligence Review*, vol. 58, no. 6, 189. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-11077-7>

10. Ghasemaghaei, M., Ebrahimi, S., and Hassanein, K. (2018), “Data analytics competency for improving firm decision making performance”, *The Journal of Strategic Information Systems*, vol. 27, no. 1, pp. 101-113.
<https://doi.org/10.1016/j.jsis.2017.10.001>

11. Černevičienė, J., and Kabašinskas, A. (2024), “Explainable artificial intelligence (XAI) in finance: a systematic literature review”, *Artificial Intelligence Review*, vol. 57, no. 8, 216. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10854-8>

12. Brukhansky, R., and Spilnyk, I. (2020). Digital Accounting: Concepts, Roots and Current Discourse. *The Institute of Accounting, Control and Analysis in the Globalization Circumstances*, vol. 3-4, pp. 7-20.
<https://doi.org/10.35774/ibo2020.03.007>

13. Kniazevych, A., Kraychuk, S., & Demydiuk, S. (2021), “Controlling of Innovative Projects, *Investytsiyi: praktyka ta dosvid*”, vol. 8, pp. 5-10.
<https://doi.org/10.32702/2306-6814.2021.8.5>

14. Shvets, Yu. (2020), “Bankruptcy Probability Diagnostics as a Basis for Crisis Management of Operational Activity of Machine-Building Enterprises”, *Ekonomika ta derzhava*, vol. 3, pp. 82-87. <https://doi.org/10.32702/2306-6806.2020.3.82>

Стаття надійшла до редакції 24.10.2025 р.