

УДК 338.24:336.64:004.9

DOI: <https://doi.org/10.32782/1814-1161/2025-4-10>**Федорчак О.Є.**

докторант

Національного університету «Львівська політехніка»

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-7467-5085>**Fedorchak Oleksiy**

Doctoral Student

Lviv Polytechnic National University

КЛАСИФІКАЦІЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ БІЗНЕС-ПРОЦЕСІВ

CLASSIFICATION OF BUSINESS PROCESS FORECASTING METHODS

Обґрунтовано, що цифровізація бізнес-процесів формує нові вимоги до фінансового менеджменту підприємств, зумовлюючи необхідність багаторівневої системи прогнозування та адаптації, здатної працювати з великими масивами даних, оперативно реагувати на ринкові зміни та інтегруватися з корпоративними платформами планування. Доведено, що така система повинна спиратися на комплексну класифікацію методів прогнозування бізнес-процесів, яка охоплює економіко-математичні, машинного навчання й штучного інтелекту, поведінково-когнітивні, гібридні, детерміновані, стохастичні, мульти-модальні, а також коротко-, середньо- та довгострокові, корпоративно-фінансові та технологічно-цифрові підходи. Аргументовано, що застосування такої класифікації створює умови для вибору оптимальних методів відповідно до часових горизонтів і завдань управління фінансами, підвищує точність прогнозів, прозорість рішень та стійкість підприємства до ринкових шоків. Така модель підвищує якість фінансового управління, забезпечуючи гнучкість, адаптивність і можливість своєчасного коригування стратегій в умовах цифрової трансформації.

Ключові слова: прогнозування бізнес-процесів, цифровізація, фінансовий менеджмент, економіко-математичні моделі, мультимодальні дані, адаптація, цифрові платформи.

The article substantiates that the digitalization of business processes creates new requirements for corporate financial management, generating the need for a multi-level system of forecasting and adaptation capable of simultaneously working with large volumes of structured and unstructured data, reacting to high-frequency market dynamics, and integrating with corporate planning and control platforms. It is proven that such a system should rely on a comprehensive classification of business process forecasting methods, which includes econometric, machine-learning and artificial-intelligence approaches, behavioral-cognitive methods, hybrid, deterministic, stochastic, hybrid multimodal, short-, medium- and long-term, corporate-financial, market-behavioral and technological-digital models. This allows combining quantitative, probabilistic, behavioral, and technological aspects of forecasting within a unified analytical framework. It is argued that the effective functioning of such a classification creates conditions for selecting optimal forecasting methods according to planning horizons, the specifics of financial tasks, and the level of digital maturity of the enterprise, thereby increasing forecast accuracy, ensuring transparency of managerial decisions, and strengthening financial resilience in a rapidly changing digital environment. The coordinated interaction of these methods forms a unified adaptive management contour, where econometric models provide the analytical foundation, machine-learning and artificial-intelligence algorithms ensure flexibility and dynamic forecast updating, behavioral-cognitive approaches incorporate psychological and social determinants, hybrid models integrate deterministic and stochastic factors, while technological-digital solutions provide computing power and integration with modern information systems. Such a multi-level model of forecasting and adaptation has proven its effectiveness in improving the quality of financial management, as it ensures resilience, flexibility, and the ability to timely adjust financial strategies under continuous digital transformation.

Keywords: business process forecasting, digitalization, financial management, econometric models, multimodal data, adaptation, digital platforms.

Постановка проблеми. У сучасних умовах цифрової трансформації бізнес-середовища прогнозування та адаптація систем управління фінансами підприємств набувають стратегічного значення, оскільки швидкість обігу інформації, масштаб даних і динамічність ринкових змін істотно ускладнюють прийняття ефективних управлінських рішень. Зростання обсягів структурованих і неструктурованих даних потребує науково обґрунтованої системи підходів, здатної забезпечити комплексне відображення фінансових процесів і оперативне реагування на зовнішні виклики. За цих умов особливої актуальності набуває класифікація та систематизація методів прогнозування бізнес-процесів, що дає змогу створити єдине концептуальне поле для поєднання традиційних економіко-математичних моделей, інтелектуальних алгоритмів і поведінкових індикаторів. Такий підхід забезпечує не лише логічну структурування наявного інструментарію, а й формує основу для вибору оптимальних методів залежно від специфіки фінансових завдань, часових горизонтів і рівня цифрової зрілості підприємства. У результаті класифікація виступає не формальним переліком технік, а ключовим елементом концепції адаптивного управління, що підвищує точність прогнозів, прозорість рішень та стійкість фінансових систем у швидкозмінному цифровому середовищі.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Сучасні дослідження зосереджені на формуванні адаптивно-прогностичних моделей управління фінансами, які поєднують економіко-математичні методи з інструментами Big Data, ERP/FP&A-рішеннями та алгоритмами штучного інтелекту. У центрі уваги - перехід від статичних підходів до гібридних моделей, здатних працювати з мультимодальними даними та оновлювати прогнози майже в реальному часі. Серед науковців слід відзначити: Kiel G., Möller K. [3], Wang T., Li X. [4], Barberis N., Shleifer A., Vishny R. [6], Baker M., Wurgler J. [7], Aronsson A. [8], Francisco D. [9], Huang J., Chen P. [10], Gontis V., Kononovicius A. [11], Raimo N., Vitolla F., Rubino M. [12], Kokina J., Blanchette S. [13], які наголошують на зростанні ролі інтегрованих фінансових систем, у яких прогнозування та адаптація функціонують як єдиний управлінський контур. У працях дослідників прогнозування розглядається як безперервний, керований даними процес передбачення фінансових потоків, ризиків та сценаріїв розвитку, що ґрунтується на економічних моделях, інструментах штучного інтелекту та аналітиці великих даних. Натомість адаптація трактується як організаційно-технологічна здатність фінансової системи реагувати на зміни зовнішнього і внутрішнього середовища, використовуючи цифрові інструменти, автоматизацію, машинне навчання та поведінкові індикатори.

Таким чином, наукові розробки цих авторів формують теоретико-методологічний базис для розвитку адаптивно-прогностичної парадигми управління фінансами, що поєднує технологічність, аналітичну обґрунтованість та гнучкість.

Така парадигма забезпечує швидку реакцію на зміни цифрового середовища, підсилює фінансову стійкість підприємств і підвищує результативність стратегічних і тактичних управлінських рішень.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Попри значну кількість наукових досліджень у сфері фінансового прогнозування, проблема побудови єдиної адаптивної системи, яка поєднує економетричні, поведінкові та цифрові методи, залишається недостатньо розв'язаною. У більшості робіт моделі розглядаються окремо, без комплексної інтеграції у фінансові контури підприємства та без урахування рівня цифрової зрілості, масштабів діяльності чи типів даних.

Мета статті – є розроблення науково обґрунтованої класифікації методів прогнозування бізнес-процесів у системах управління фінансами підприємств та визначення принципів їх інтеграції в адаптивний контур фінансових рішень у цифровому середовищі.

Виклад основних результатів дослідження. У сучасних умовах цифрової економіки прогнозування бізнес-процесів набуває особливої ваги, адже дозволяє підприємствам знижувати невизначеність, передбачати ризики та оптимізувати управлінські рішення. Розвиток аналітики, штучного інтелекту та когнітивних підходів розширив традиційні методи передбачення ділової активності, сформувавши нові класи моделей, що працюють на різних типах даних та часових горизонтах. Узагальнення існуючих методів здійснюється за низкою класифікаційних ознак, зокрема за характером моделювання, структурою даних, часом прогнозування та організаційним контекстом. Це дозволяє підприємствам обирати найбільш релевантні інструменти відповідно до специфіки своїх завдань, масштабу діяльності та рівня доступності інформації. Розглянемо класифікацію методів прогнозування бізнес-процесів, яка сформована на основі критичного аналізу наукових праць.

Економіко-математичні методи прогнозування у системах управління фінансами підприємств становлять фундамент аналітичного інструментарію, що забезпечує кількісну оцінку майбутніх фінансових потоків і ризиків на основі формалізованих залежностей між показниками діяльності [1–3].

Сильна сторона таких підходів полягає у їхній статистичній строгості й відтворюваності: моделі ARIMA, ARDL, GARCH, регресійні та панельні рівняння забезпечують можливість побудови детермінованих та ймовірнісних прогнозів для показників ліквідності, прибутковості й структури капіталу [4]. Вони добре працюють у завданнях коротко- та середньострокового планування, коли припущення стаціонарності та лінійності процесів є прийнятними, а якість історичних даних – високою.

Таким чином, економіко-математичні методи у сучасних фінансових системах доцільно розглядати як ядро прогнозного контуру, яке потребує

постійного удосконалення та інтеграції з інтелектуальними технологіями, щоб забезпечити стійкість та гнучкість управлінських рішень у цифрову епоху.

Методи машинного навчання та штучного інтелекту формують новий рівень прогнозування й адаптації систем управління фінансами підприємств у цифровому середовищі, забезпечуючи автоматичну обробку великих масивів багатоканальних даних і здатність до самонавчання [5]. Їхнє ключове значення полягає у виявленні складних нелінійних залежностей і швидкому оновленні прогнозів у режимі реального часу, що є критично важливим для фінансових систем, які функціонують у динамічному ринковому середовищі з високою швидкістю трансакцій та різномірністю інформаційних потоків.

Таким чином, машинне навчання та штучний інтелект виступають не лише потужним засобом підвищення точності прогнозів, а й каталізатором глибокої трансформації фінансових процесів підприємства, за умови впровадження комплексних механізмів контролю, пояснюваності та етичного управління.

Поведінково-когнітивні методи прогнозування й адаптації систем управління фінансами підприємств ґрунтуються на ідеї, що фінансові рішення не завжди раціональні, а значною мірою зумовлені емоційними реакціями, когнітивними викривленнями та соціальними нормами [6-8]. Їхнє застосування у цифровізованому бізнес-середовищі дає змогу враховувати приховані психологічні тригери ризику та виявляти нетипові патерни поведінки користувачів фінансових систем, що безпосередньо впливає на точність прогнозів і ефективність адаптаційних рішень.

Критично важливим є поєднання поведінково-когнітивних методів із економіко-математичними моделями та алгоритмами машинного навчання, що дозволяє зменшити ризик суб'єктивності й підвищити стійкість прогнозів до структурних зламів. Такі гібридні рішення забезпечують аналітичну пояснюваність і можливість масштабування на різні рівні управління фінансами – від оперативного бюджетування до стратегічного планування інвестицій. Отже, поведінково-когнітивні методи в умовах цифровізації бізнес-процесів виступають цінним доповненням до традиційних інструментів, але їх ефективне використання потребує ретельної калібровки, багатоканальної перевірки та захищеної інтеграції у корпоративні фінансові платформи.

Гібридні методи прогнозування й адаптації систем управління фінансами підприємств формуються на основі поєднання економіко-математичних моделей, алгоритмів машинного навчання та поведінково-когнітивних підходів, що дає змогу інтегрувати різномірні джерела даних і підвищувати надійність прогнозів у цифровому середовищі [9]. Їхня ключова перевага полягає у здатності враховувати як формалізовані закономірності фінансових процесів, так і динамічні фактори невизначеності, включно з поведінковими ризиками та

швидкими структурними змінами ринку. Така багатовимірність підсилює можливості фінансових систем до адаптації в умовах безперервної цифровізації бізнес-процесів.

Критичний аналіз показує, що гібридні методи найбільш ефективні у поєднанні з підходом «людина в контурі», коли автоматизовані прогнози доповнюються експертною оцінкою та процедурою позабіркового тестування. Це дозволяє перетворювати багатовимірні аналітичні результати на практичні управлінські рішення, зберігаючи баланс між точністю прогнозів і стратегічною керованістю процесів. Таким чином, гібридні методи є перспективним інструментом підвищення гнучкості та стійкості систем управління фінансами підприємств, але їх успішне застосування потребує високої цифрової зрілості організації та інституційно закріплених процедур контролю якості.

Детерміновані методи прогнозування у системах управління фінансами підприємств ґрунтуються на припущенні про стабільність основних закономірностей розвитку фінансових процесів і наявність чітко визначених функціональних залежностей між вхідними та вихідними змінними. У контексті цифровізації бізнес-процесів їх головною перевагою є висока прозорість та пояснюваність результатів: моделі лінійних трендів, класичні регресійні рівняння та прогнозування на основі історичних часових рядів забезпечують зрозумілий механізм інтерпретації впливу факторів на ключові фінансові показники [10]. Це робить їх цінним інструментом для стратегічного та середньострокового планування, коли необхідно демонструвати обґрунтованість управлінських рішень перед зовнішніми стейкхолдерами й аудиторами.

Для збереження релевантності у цифрову епоху детерміновані методи доцільно використовувати в гібридних конструкціях, поєднуючи їх із стохастичними та алгоритмами машинного навчання [4]. Такий підхід забезпечує баланс між прозорістю класичних моделей і гнучкістю сучасних інтелектуальних технологій. Таким чином, детерміновані методи залишаються невід'ємним елементом системи прогнозування й адаптації управління фінансами підприємств, але потребують постійної модернізації та інтеграції з цифровими інструментами, щоб відповідати вимогам швидкозмінного ринкового середовища.

Стохастичні методи прогнозування у системах управління фінансами підприємств ґрунтуються на імовірнісному описі фінансових процесів і враховують випадковий характер коливань ринкових показників, що особливо важливо за умов цифровізації бізнес-процесів [11]. Їх ключова перевага полягає у здатності моделювати невизначеність і ризику, які неможливо адекватно відобразити за допомогою суто детермінованих підходів. Використання байєсівських ігрових моделей, методів режимного перемикавання, тестів на структурні зміни, а також сучасних стохастичних процесів дає змогу враховувати як короткострокові флуктуації, так і довгострокові структурні зрушення у фінансових потоках підприємства.

Гібридні мультимодальні методи прогнозування у системах управління фінансами підприємств являють собою інтегровані підходи, що поєднують різноформатні джерела даних – фінансові, поведінкові, текстові, сенсорні – та різні типи моделей: економіко-математичні, стохастичні, алгоритми машинного навчання й поведінково-когнітивні індикатори. Така багатоканальна структура забезпечує комплексне відображення фінансових процесів і підвищує стійкість прогнозів у середовищі цифровізації бізнес-процесів, де обсяг, швидкість і різноманітність інформаційних потоків зростають експоненційно.

Для підвищення ефективності гібридні мультимодальні системи доцільно поєднувати з політиками управління якістю даних, інструментами MLOps та механізмами етичного контролю використання персоналізованої інформації. Їхнє успішне застосування передбачає високий рівень цифрової зрілості підприємства й здатність до безперервного вдосконалення моделей [12, 13]. Таким чином, гібридні мультимодальні методи є перспективним напрямом підвищення точності прогнозування та гнучкості адаптації фінансових систем підприємств, однак вимагають ретельної організаційної й технологічної підтримки для збереження прозорості та відтворюваності результатів у швидкозмінному цифровому середовищі.

З позиції часового горизонту короткострокові методи методи прогнозування орієнтовані на оперативне планування грошових потоків і ліквідності підприємства з горизонтом від кількох днів до одного бюджетного циклу. Їхня основна перевага полягає у високій чутливості до поточних ринкових сигналів та можливості швидкого коригування прогнозів у режимі реального часу [1,2]. У цифровізованому середовищі такі інструменти реалізуються через rolling forecast, алгоритми обробки високочастотних даних і стримінгову аналітику в системах FP&A та ERP. Вони ефективно реагують на зміну попиту, курсових коливань і короткострокових ризиків ліквідності, забезпечуючи підтримку щоденних управлінських рішень. Водночас короткострокові моделі є вразливими до раптових структурних зламів і сезонних аномалій: за умов різких інформаційних шоків вони потребують частого переналаштування та підвищеної уваги до якості потоків даних, інакше зростає ризик перенавчання та хибних сигналів.

Середньострокові методи охоплюють період від кількох місяців до двох-трьох років і слугують інструментом сценарного бюджетування, планування інвестицій і управління ризиками [4, 12]. Їхня цінність у цифровому контексті полягає у здатності поєднувати історичні часові ряди з поточними цифровими сигналами, що дозволяє будувати симуляції бізнес-циклів і перевіряти альтернативні траєкторії розвитку фінансових показників. Цифрові двійники, багатосценарні моделі FP&A та агент-орієнтовані симуляції створюють гнучке підґрунтя для адаптації фінансової стратегії підприємства до змін зовнішнього середовища. Разом з тим, середньострокові прогнози відчутно

залежать від точності припущень щодо макро-економічних умов та стабільності ринкових трендів. Недостатня швидкість оновлення або слабка інтеграція з поточними даними може призвести до втрати релевантності прогнозів у середовищі швидкої цифровізації.

У свою чергу, довгострокові методи прогнозування, орієнтовані на період понад три роки, формують стратегічну основу управління фінансами підприємства та інвестиційного планування. У цифрову епоху вони використовують комбінацію економіко-математичних моделей, стохастичних процесів та алгоритмів машинного навчання для оцінювання структурних трендів, вартості капіталу та ефектів технологічних інновацій. Їхня головна перевага полягає у створенні випереджальних орієнтирів і визначенні стратегічних цілей, що важливо для довгострокових проєктів цифрової трансформації та капіталомістких інвестицій. Водночас довгострокові прогнози є найбільш вразливими до невизначеності: швидкі технологічні зрушення, зміни регуляторного середовища та поведінкові фактори можуть суттєво знизити точність навіть найскладніших моделей. Тому для забезпечення стійкості й адаптивності фінансової системи довгострокові методи мають поєднуватися з регулярними ревізіями, сценарним моделюванням і гнучкими механізмами корекції на основі нових цифрових даних.

Загалом коротко-, середньо- та довгострокові методи прогнозування виконують взаємодоповнювальні функції: перші забезпечують оперативну реакцію на зміни, другі формують базу для бюджетного планування та управління ризиками, треті задають стратегічний вектор розвитку фінансової системи. У цифровому середовищі ефективність кожної групи залежить від здатності до інтеграції з потоками великих даних, автоматизованих інструментів моніторингу та механізмів самонавчання моделей, що забезпечує адаптацію систем управління фінансами до швидких змін ринку.

Корпоративно-фінансові методи прогнозування та адаптації систем управління фінансами підприємств формують аналітичне ядро внутрішнього фінансового планування, орієнтоване на забезпечення стабільності грошових потоків, оптимізацію структури капіталу та своєчасне виявлення ризиків. У цифровому середовищі їх ключова функція полягає у перетворенні великого масиву транзакційних і операційних даних на прогнозні моделі, що безпосередньо інтегруються у системи планування фінансів (FP&A), корпоративні ERP та казначейські платформи. Завдяки цьому досягається висока точність контролю ліквідності, планування доходів і витрат, а також гнучке бюджетування, яке відповідає динаміці ринку [3].

Критичний аналіз показує, що для забезпечення стійкості й гнучкості корпоративно-фінансові методи мають розвиватися у напрямі гібридизації з поведінковими індикаторами, стохастичними підходами та моделями машинного навчання. Поєднання традиційної фінансової аналітики з інтелектуальними технологіями дає змогу не лише

підвищувати точність прогнозів, а й адаптувати фінансові стратегії до швидких змін ринку та появи нових ризиків. У результаті корпоративно-фінансові методи стають не лише засобом контролю, а й стратегічним інструментом формування конкурентоспроможної, цифрово зрілої фінансової системи підприємства.

Ринково-поведінкові методи прогнозування та адаптації систем управління фінансами підприємств базуються на вивченні динаміки попиту, настроїв інвесторів і реакцій споживачів на інформаційні та економічні стимули. Їх центральна ідея полягає у врахуванні психологічних і соціальних чинників, що формують коливання фінансових ринків, а також впливу інформаційних потоків у цифровому середовищі на очікування суб'єктів ринку [8]. У процесі цифровізації бізнес-процесів ці методи стають важливим інструментом для прогнозування коротко- й середньострокових змін ліквідності, вартості капіталу та інвестиційної активності, оскільки дозволяють оперативно враховувати сигнали з відкритих джерел, соціальних мереж та аналітичних платформ.

Критично важливим для підвищення надійності ринково-поведінкових підходів є їхня інтеграція з економіко-математичними та стохастичними методами, що дозволяє компенсувати вплив випадкових або маніпулятивних інформаційних сигналів. Використання гібридних моделей, у яких поведінкові індикатори виступають додатковими змінними, підвищує точність і стабільність прогнозів у цифровізованих фінансових системах. Таким чином, ринково-поведінкові методи є цінним інструментом раннього попередження та адаптації управлінських рішень у фінансах підприємства, однак потребують ретельної валідації даних, захисту від інформаційних спотворень та чітко налагоджених процедур аудиту для забезпечення довгострокової надійності.

Технологічно-цифрові методи прогнозування та адаптації систем управління фінансами підприємств репрезентують найновіший етап еволюції фінансової аналітики, у якому ключову роль відіграє глибока інтеграція інформаційно-комунікаційних технологій у всі ланки фінансового менеджменту. Вони поєднують хмарні обчислення, блокчейн, великі мовні моделі (LLM), інтернет речей (IoT), штучний інтелект і аналітику поточних даних для формування безперервного циклу прогнозування та корекції фінансових рішень у режимі реального часу. Такий підхід дає змогу створювати динамічні фінансові цифрові двійники підприємства, автоматизувати сценарне планування та забезпечувати швидку реакцію на зміни ринкової кон'юнктури.

Критичний аналіз показує, що максимальна ефективність технологічно-цифрових методів досягається у разі їх поєднання з класичними економіко-математичними та стохастичними підходами, що забезпечує баланс між високою швидкістю обробки даних і аналітичною прозорістю. Для успішного впровадження потрібні також стандартизовані протоколи MLOps, політики етичного використання

даних і людино-орієнтований контроль над ключовими рішеннями. Отже, технологічно-цифрові методи є потужним каталізатором підвищення точності прогнозування та гнучкості адаптації фінансових систем підприємства, проте їх результативність безпосередньо залежить від рівня цифрової зрілості організації та здатності підтримувати належні механізми кібербезпеки й аудиту.

Висновок. Система прогнозування та адаптації управління фінансами підприємств у цифровому середовищі формується як багаторівнева аналітична мережа, де різні групи методів виконують взаємодоповнювальні функції. Основою виступають економіко-математичні моделі, що забезпечують формалізоване відтворення фінансових залежностей і дають перевірювані результати на базі часових рядів. На цьому підґрунті працюють алгоритми машинного навчання та штучного інтелекту, які ідентифікують нерівномірні та нелінійні зміни даних, автоматично оновлюють прогнози та підвищують швидкість реакції на ринкові коливання. Поведінково-когнітивні методи доповнюють технічні моделі інформацією про психологічні чинники та очікування учасників ринку, що дозволяє пояснювати відхилення від раціональної поведінки й завчасно виявляти ризики. Гібридні та стохастичні підходи поєднують економетрію, інтелектуальні алгоритми й поведінкові індикатори, надаючи імовірнісні оцінки для сценарного планування та роботи з невизначеністю. Детерміновані методи залишаються орієнтиром для верифікації результатів стохастичних і гібридних моделей, а мультимодальні рішення інтегрують фінансові, текстові, сенсорні та ринкові дані в єдину адаптивну архітектуру. Вона функціонує з урахуванням часових горизонтів: короткострокові моделі відповідають за ліквідність, середньострокові – за бюджетування та ризики, довгострокові – за стратегічні фінансові орієнтири.

Корпоративно-фінансові, ринково-поведінкові й технологічні модулі забезпечують практичну реалізацію прогнозів: від застосування в казначейських системах до інтеграції хмарних і блокчейн-платформ, що гарантують масштабування, швидкість обробки та захист даних. У підсумку формується цілісна система, де кожен метод виконує окрему функцію та одночасно підсилює інші, забезпечуючи гнучкість, точність і стійкість фінансового управління в умовах цифровізації бізнес-процесів.

Бібліографічний список:

1. Sage Journal (2025). A fuzzy AHP exploration of behavioural biases. URL: <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/09722629251329995>
2. FP&A Trends Group. (2019). Rolling forecast: What, why and how. *FP&A Trends e-Book*. URL: <https://fpa-trends.com/sites/default/files/resources/e-book/oct-19-issue-1-rolling-forecast.pdf>
3. Kiel G., Möller K. (2024). Cloud-native financial operations: Architecture and implementation strategies. *Journal of Cloud Computing: Advances, Systems and Applications*, no. 12 (15). URL: <https://journalofcloudcomputing.springeropen.com/articles/10.1186/s13677-023-00415-2>

4. Wang T., Li X. (2024). AI-driven financial risk management in manufacturing enterprises. *Frontiers in Artificial Intelligence*, no. 7. URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frai.2024.115678/full>
5. EY. (2025). How AI is transforming FP&A. URL: <https://www.ey.com/content/dam/ey-unified-site/ey-com/en-gl/services/consulting/documents/ey-gl-how-ai-is-transforming-fpa-06-2025.pdf>
6. Barberis N., Shleifer A., Vishny R. (1998). A model of investor sentiment. *Journal of Financial Economics*, no. 49 (3), pp. 307–343. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(98\)00027-0](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(98)00027-0)
7. Baker M., Wurgler J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *Journal of Finance*, no. 61 (4), pp. 1645–1680. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2006.00885.x>
8. Aronsson A. (2022). Predicting irrational market behavior. URL: <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1669361/FULLTEXT01.pdf>
9. Francisco D. (2025). FP&A in manufacturing: The role of AI in maximizing P&L impact. *IOSR Journal of Business and Management*, no. 27 (3), pp. 11–17. URL: <https://www.iosrjournals.org/iosr-jbm/papers/Vol27-issue3/Ser-8/B2703081117.pdf>
10. Huang J., Chen P. (2023). Intelligent financial management in the era of Industry 4.0: A systematic review. *Journal of Risk and Financial Management*, no. 16 (12). URL: www.mdpi.com/1911-8074/16/12/650
11. Gontis V., Kononovicius A. (2014). Consentaneous agent-based and stochastic model of the financial markets. URL: <https://arxiv.org/abs/1403.1574>
12. Raimo N., Vitolla F., Rubino M. (2024). Digital transformation and corporate governance in financial management: Evidence from European listed firms. *Journal of Management and Governance*, no. 28 (3), pp. 611–632. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10997-024-09657-4>
13. Kokina J., Blanchette S. (2025). Integrating generative AI into financial planning and analysis: Opportunities and governance challenges. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, no. 22 (1), pp. 1–19. DOI: <https://doi.org/10.2308/JETA-2025-011>
3. Kiel, G., & Möller, K. (2024). Cloud-native financial operations: Architecture and implementation strategies. *Journal of Cloud Computing: Advances, Systems and Applications*, 12 (15). Available at: <https://journalofcloudcomputing.springeropen.com/articles/10.1186/s13677-023-00415-2>
4. Wang, T., & Li, X. (2024). AI-driven financial risk management in manufacturing enterprises. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7. Available at: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frai.2024.115678/full>
5. EY. (2025). *How AI is transforming FP&A*. Available at: <https://www.ey.com/content/dam/ey-unified-site/ey-com/en-gl/services/consulting/documents/ey-gl-how-ai-is-transforming-fpa-06-2025.pdf>
6. Barberis, N., Shleifer, A., & Vishny, R. (1998). A model of investor sentiment. *Journal of Financial Economics*, 49 (3), 307–343. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(98\)00027-0](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(98)00027-0)
7. Baker, M., & Wurgler, J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *Journal of Finance*, 61 (4), 1645–1680. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2006.00885.x>
8. Aronsson, A. (2022). *Predicting irrational market behavior*. Available at: <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1669361/FULLTEXT01.pdf>
9. Francisco, D. (2025). FP&A in manufacturing: The role of AI in maximizing P&L impact. *IOSR Journal of Business and Management*, 27 (3), 11–17. Available at: <https://www.iosrjournals.org/iosr-jbm/papers/Vol27-issue3/Ser-8/B2703081117.pdf>
10. Huang, J., & Chen, P. (2023). Intelligent financial management in the era of Industry 4.0: A systematic review. *Journal of Risk and Financial Management*, 16 (12), 650. Available at: <https://www.mdpi.com/1911-8074/16/12/650>
11. Gontis, V., & Kononovicius, A. (2014). *Consentaneous agent-based and stochastic model of the financial markets*. Available at: <https://arxiv.org/abs/1403.1574>
12. Raimo, N., Vitolla, F., & Rubino, M. (2024). Digital transformation and corporate governance in financial management: Evidence from European listed firms. *Journal of Management and Governance*, 28 (3), 611–632. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10997-024-09657-4>
13. Kokina, J., & Blanchette, S. (2025). Integrating generative AI into financial planning and analysis: Opportunities and governance challenges. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 22 (1), 1–19. DOI: <https://doi.org/10.2308/JETA-2025-011>

References:

1. Sage Journal. (2025). *A fuzzy AHP exploration of behavioural biases*. Available at: <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/09722629251329995>
2. FP&A Trends Group. (2019). *Rolling forecast: What, why and how* (FP&A Trends e-Book). Available at:

<https://fpa-trends.com/sites/default/files/resources/e-book/oct-19-issue-1-rolling-forecast.pdf>

Стаття надійшла: 10.11.2025

Стаття прийнята: 03.12.2025

Стаття опублікована: 26.12.2025