

Федорчак О.Є.

кандидат економічних наук,

програміст SMSWords (USA)

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

PhD, Senior Software Engineer SMSWords (USA)

КОРИГУВАННЯ СИСТЕМИ АДАПТАЦІЇ УПРАВЛІННЯ ФІНАНСАМИ ПІДПРИЄМСТВ

ADJUSTMENT OF THE FINANCIAL MANAGEMENT ADAPTATION SYSTEM OF ENTERPRISES

Системи адаптації управління фінансами підприємств потребують перманентного коригування через динамічний характер зовнішнього середовища, яке визначається швидкою еволюцією технологій, зміною споживчих уподобань та регуляторними нововведеннями. Постійне зростання конкуренції в онлайн-сегменті зумовлює необхідність підприємств швидко реагувати на ринкові зміни, впроваджуючи нові бізнес-моделі та вдосконалюючи механізми управління. У статті досліджено питання адаптації систем управління фінансами підприємств до динамічних змін зовнішнього середовища, спричинених цифровою трансформацією, еволюцією споживчих уподобань та новими регуляторними вимогами. Обґрунтовано необхідність безперервного коригування управлінських рішень у відповідь на зміну алгоритмів пошукових систем, оновлення платформ електронної комерції та зростання ролі персоналізованого контенту. Визначено основні чинники, що впливають на ефективність фінансового управління, зокрема використання сучасних аналітичних інструментів, автоматизованих систем обробки великих даних та алгоритмів штучного інтелекту. Запропоновано технологію моніторингу та коригування фінансових стратегій підприємств на основі інтеграції прогностичних моделей ARIMA-GARCH та нейронних мереж LSTM, що забезпечує точніше прогнозування змін KPI, оцінку впливу ринкових факторів і розробку оптимальних сценаріїв реагування. Описано механізм прийняття управлінських рішень на основі аналітики, що включає оцінку ефективності маркетингових кампаній, аналіз конкурентного середовища, оптимізацію логістичних процесів та гнучке планування бюджетів. Результати дослідження свідчать, що підприємства, які впроваджують автоматизовані системи управління фінансами та використовують адаптивні моделі прогнозування, мають вищу конкурентоспроможність і стійкість до ринкових змін. Практичне застосування запропонованих підходів дозволяє зменшити фінансові ризики, підвищити ефективність операційної діяльності та забезпечити сталий розвиток бізнесу в умовах високої турбулентності ринку.

Ключові слова: управління фінансами, конкурентні переваги, операційна діяльність, управлінські рішення, онлайн сегмент.

Financial management adaptation systems of enterprises require permanent adjustment due to the dynamic nature of the external environment, which is shaped by the rapid evolution of technologies, changes in consumer preferences, and regulatory innovations. The continuous growth of competition in the online segment necessitates that enterprises quickly respond to market changes by implementing new business models and improving management mechanisms. This article explores the adaptation of financial management systems of enterprises to dynamic changes in the external environment caused by digital transformation, evolving consumer preferences, and new regulatory requirements. The necessity of continuous adjustment of managerial decisions in response to changes in search engine algorithms, updates to e-commerce platforms, and the growing role of personalized content is substantiated. The key factors influencing financial management efficiency are identified, including the use of modern analytical tools, automated big data processing systems, and artificial intelligence algorithms. A technology for monitoring and adjusting financial strategies of enterprises based on the integration of ARIMA-GARCH forecasting models and LSTM neural networks is proposed, ensuring more accurate prediction of KPI changes, assessment of market factor impacts, and the development of optimal response scenarios. The decision-making mechanism based on analytics is described, encompassing the evaluation of marketing campaign effectiveness, competitive environment analysis, logistics process optimization, and flexible budget planning. The research findings indicate that enterprises implementing automated financial management systems and utilizing adaptive forecasting models exhibit higher competitiveness and resilience to market changes. The practical application of the proposed approaches helps mitigate financial risks, enhance operational efficiency, and ensure sustainable business development in a highly volatile market environment.

Keywords: financial management, competitive advantages, operational activities, managerial decisions, online segment.

Постановка проблеми. Системи адаптації управління фінансами підприємств потребують перманентного коригування через динамічний характер зовнішнього середовища, яке визначається швидкою еволюцією технологій, зміною споживчих уподобань та регуляторними нововведеннями. Постійне зростання конкуренції в онлайн-сегменті зумовлює необхідність підприємств швидко реагувати на ринкові зміни, впроваджуючи нові бізнес-моделі та вдосконалюючи механізми управління. Оскільки цифрова трансформація спричиняє зростання обсягу даних і підвищує вимоги до їхньої обробки, управлінські системи повинні оперативно адаптуватися до нових методів аналітики та прогнозування. Крім того, високий рівень невизначеності в е-комерції потребує гнучкості управлінських рішень, що можливе лише за умови постійного моніторингу ключових показників ефективності та оперативного внесення змін до стратегічних і тактичних планів. Відсутність регулярного коригування систем адаптації може призвести до втрати конкурентоспроможності, оскільки застарілі підходи не здатні адекватно відповідати на нові виклики. Особливо це актуально в умовах зміни алгоритмів пошукових систем, модифікації платформ електронної комерції та зростаючої ролі штучного інтелекту в персоналізації пропозицій для споживачів. Додатково, споживачі тренди в онлайн-торгівлі постійно еволюціонують, що потребує оперативного коригування маркетингових стратегій, логістичних схем та політики ціноутворення. Зростання популярності мобільної комерції, соціальних продажів і омніканальних рішень вимагає від підприємств адаптації своїх цифрових інструментів, що також є складовою управлінських процесів. Таким чином, безперервне коригування систем адаптації управління не лише забезпечує відповідність підприємства сучасним реаліям, а й створює передумови для його сталого розвитку та довгострокової конкурентної переваги.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Останні дослідження в області збору, обробки та аналізу веб-даних демонструють активний розвиток методів автоматизації та застосування штучного інтелекту для ефективного управління інформаційними потоками. Зокрема, роботи Boegershausen J., Datta H., Borah A., Stephen A. [1], Li F., Zhou Y., Cai T. [2], Sichkariuk R.K., Kornilovska N.V., Lurie I.A., Voronenko M.A. [4] та Mahmood Y.A., Mahmood B. [5] розглядають використання технологій веб-скрейпінгу для отримання маркетингових та соціально-наукових інсайтів. Вони аналізують, як дані, зібрані з відкритих інтернет-джерел, можуть бути використані для прийняття обґрунтованих рішень у бізнесі та дослідженнях споживчої поведінки. Аналогічно, Fredriksson H.M. [3], Zhang J. [6] досліджують можливості автоматизованого збору даних та машинного навчання у веб-аналітиці для персоналізованих онлайн-платформ, що дозволяє покращити користувацький досвід через адаптивні системи рекомендацій.

Blazquez D., Domenech J., Gil J.A., Pont A. [7], Sundar M., Kailasam S., Gonsalves T. [8] вивчають, як дані, зібрані з онлайн-ресурсів, можуть використовуватися для оцінки рівня впровадження цифрових технологій у сфері торгівлі. Їхні висновки свідчать про зростаюче значення автоматизованих систем збору інформації для оцінки конкурентного середовища та споживчих трендів.

Технології потокової обробки великих даних також займають ключове місце в сучасних дослідженнях. Наприклад, Braña S.C. [9] аналізує алгоритми класифікації поточкових даних, а Harifi S., Byagowi E., Khalilian M. [10] проводять порівняльний аналіз алгоритмів Apache Spark MLlib для ефективного групування інформаційних потоків. Дослідження Shi Y., Mahfuz S., Zulkernine F., Nicholls P. [11] пропонує адаптер для IBM Streams та Apache Spark, який дозволяє здійснювати багаторівневий аналіз поточкових даних, що є особливо актуальним для фінансового та аналітичного секторів.

Загалом, розглянуті дослідження вказують на активний розвиток методів автоматизованого збору, обробки та аналізу великих даних. Веб-скрейпінг, машинне навчання та потокова аналітика стають основними інструментами для компаній, що прагнуть покращити свою конкурентоспроможність у цифровій економіці. Інтеграція сучасних технологій у бізнес-процеси дозволяє значно підвищити ефективність прийняття рішень та забезпечити оперативну реакцію на зміни в інформаційному середовищі.

Формування завдання дослідження. Метою статті є розробка та обґрунтування технології моніторингу і коригування системи адаптації управління фінансами підприємств в умовах цифрової трансформації. Запропоновано математичну модель аналізу ключових показників ефективності (KPI), методи прогнозування змін із використанням ARIMA-GARCH та LSTM, а також підхід до вибору оптимальних управлінських рішень на основі імітаційного моделювання. Це забезпечує підприємствам можливість оперативно реагувати на ринкові зміни, підвищувати конкурентоспроможність та мінімізувати фінансові ризики.

Виклад основного матеріалу дослідження. Системи адаптації управління фінансами підприємств потребують постійного оновлення через мінливий характер зовнішнього середовища, що формується під впливом швидкого розвитку технологій, змін у споживчих вподобаннях та регуляторних змін. Зростання конкуренції в онлайн-секторі змушує підприємства оперативно реагувати на ринкові виклики, запроваджуючи інноваційні бізнес-моделі та вдосконалюючи механізми управління. Оскільки цифрова трансформація збільшує обсяги даних і висуває нові вимоги до їхньої обробки, управлінські системи повинні швидко адаптуватися до сучасних методів аналітики та прогнозування.

Крім того, високий рівень невизначеності в сфері електронної комерції потребує гнучкості управлінських рішень, що можливе лише за умови постійного відстеження ключових показників ефективності та оперативного коригування стратегічних і тактичних планів. Відсутність регулярного оновлення систем адаптації може призвести до втрати конкурентних переваг, оскільки застарілі підходи не відповідають новим викликам. Це особливо актуально в умовах змін алгоритмів пошукових систем, оновлення платформ електронної комерції та зростаючої ролі штучного інтелекту у персоналізації пропозицій для споживачів.

Додатково, споживчі тренди в онлайн-торгівлі постійно змінюються, що потребує своєчасного коригування маркетингових стратегій, логістичних схем та політики ціноутворення. Збільшення популярності мобільної комерції, соціальних продажів і омніканаль-

них рішень вимагає модернізації цифрових інструментів підприємств, що є ключовим елементом управлінських процесів. Отже, безперервне вдосконалення систем адаптації управління не лише допомагає підприємствам відповідати сучасним викликам, а й створює підґрунтя для їхнього сталого розвитку та довготривалої конкурентоспроможності.

Для виявлення необхідності коригування системи адаптації управління фінансами підприємств можна застосувати комплексний підхід, який включає різні методи аналізу та діагностики управлінських процесів. Основними варіантами рішень можуть бути такі:

1. Моніторинг ключових показників ефективності (KPI). Метод коригування:

- якщо показники конверсії, середнього чека, утримання клієнтів або ефективності реклами демонструють негативну динаміку, необхідно переглянути маркетингові та операційні стратегії;

- впровадження гнучкого бюджетування та коригування рекламних кампаній відповідно до отриманих аналітичних даних.

2. Аналіз поведінки споживачів та їх уподобань. Метод коригування:

- використання технологій штучного інтелекту для аналізу великих масивів даних про клієнтів;

- оптимізація персоналізованих рекомендацій та оновлення асортименту товарів на основі змін у споживчій поведінці.

3. Аналіз ринкових трендів та конкурентного середовища. Метод коригування:

- регулярний конкурентний аналіз, порівняння цінової політики, асортименту, маркетингових стратегій провідних гравців ринку;

- використання адаптивних бізнес-моделей для швидкого впровадження інновацій.

4. Оцінка ефективності логістичних та операційних процесів. Метод коригування:

- впровадження автоматизованих рішень для управління ланцюгами постачання та складування;

- використання алгоритмів машинного навчання для прогнозування попиту та оптимізації складських запасів.

5. Діагностика задоволеності клієнтів (NPS, CSAT, CES). Метод коригування:

- аналіз зворотного зв'язку споживачів та рівня їхньої лояльності через соціальні мережі та платформи відгуків;

- вдосконалення комунікаційної стратегії та покращення клієнтського сервісу.

6. Стрес-тестування та симуляційне моделювання. Метод коригування:

- використання симуляційного моделювання для прогнозування реакції підприємства на ринкові зміни;

- розробка кризових сценаріїв та гнучких планів дій на випадок непередбачуваних ситуацій.

7. Автоматизований моніторинг змін у регуляторному середовищі. Метод коригування:

- інтеграція систем управління відповідністю до нових законодавчих вимог;

- розробка механізмів адаптації до змін у політиці оподаткування та захисту персональних даних.

8. Оцінка ефективності впровадження цифрових інструментів. Метод коригування:

- використання A/B тестування для аналізу ефективності нових технологічних рішень;

- оптимізація користувацького досвіду (UX/UI) для покращення навігації та взаємодії клієнтів із платформою.

Розглянемо ці вектори моніторингу і коригування з позиції процесійного підходу, тобто як технологію. Це дозволить своєчасно ідентифікувати потребу в коригуванні системи адаптації управління фінансами підприємств і сприятиме підвищенню їхньої конкурентоспроможності та стійкості до змін у зовнішньому середовищі.

Технологія моніторингу та коригування системи адаптації управління фінансами підприємств базується на безперервному зборі, аналізі та інтерпретації даних, що дозволяє оперативно реагувати на зміни у внутрішньому та зовнішньому середовищах. Центральним елементом цієї технології є автоматизовані аналітичні системи, які використовують алгоритми машинного навчання та штучного інтелекту для обробки великих масивів інформації. Такі системи інтегруються з CRM, ERP та платформами бізнес-аналітики, що дає змогу отримувати комплексний погляд на ефективність бізнес-процесів, поведінку споживачів і конкурентне середовище.

Ключовим аспектом технології є моніторинг ключових показників ефективності (KPI), які відображають стан продажів, рівень задоволеності клієнтів, ефективність маркетингових кампаній та фінансові показники. Для аналізу цих параметрів застосовуються дашборди в реальному часі, які дозволяють керівникам оперативно виявляти відхилення від запланованих результатів. На основі отриманих даних виконується діагностика можливих проблем, що можуть бути пов'язані із зміною ринкових трендів, поведінки споживачів або внутрішніх бізнес-процесів.

Процес коригування системи адаптації розпочинається з оцінки рівня критичності виявлених відхилень та формування сценаріїв реагування. Використання симуляційного моделювання дозволяє протестувати різні варіанти рішень та спрогнозувати їхній вплив на діяльність підприємства. Наприклад, якщо виявлено зниження конверсії на сайті, проводиться тестування змін у дизайні користувацького інтерфейсу або налаштовуються персоналізовані рекомендації для клієнтів. Аналогічно, якщо аналіз конкурентного середовища свідчить про зростання частки ринку нових гравців, може бути прийняте рішення про зміну цінової політики або впровадження нових продуктів.

Ще одним важливим елементом є прогнозування майбутніх змін за допомогою технологій штучного інтелекту, що дозволяє підприємству проактивно адаптувати свої управлінські стратегії. Алгоритми прогнозування допомагають передбачити зміни в попиті, сезонні коливання, потенційні ризики постачання та можливості масштабування бізнесу. Завдяки цьому система адаптації управління не лише реагує на зміни, а й випереджає їх, забезпечуючи підприємству стійку конкурентну перевагу.

Останнім етапом коригування є впровадження змін та оцінка їхньої ефективності на основі циклічного контролю. Після реалізації адаптивних заходів здійснюється повторний моніторинг KPI, що дозволяє оцінити, наскільки прийняті рішення сприяли досяг-

ненню бізнес-цілей. Таким чином, технологія моніторингу та коригування системи адаптації управління фінансами підприємств є динамічним, інтегрованим та аналітично орієнтованим процесом, що забезпечує безперервний розвиток підприємства в умовах швидких ринкових змін.

Технологія моніторингу та коригування системи адаптації управління фінансами підприємств базується на безперервному зборі, аналізі та інтерпретації даних для забезпечення гнучкого реагування на зміни внутрішнього та зовнішнього середовища. Цей підхід включає автоматизовані аналітичні системи, що працюють на основі алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту, інтегрованих із CRM, ERP і платформами бізнес-аналітики. Формалізація цього процесу потребує побудови математичної моделі, яка описує основні етапи моніторингу, аналізу KPI, симуляційного прогнозування та коригування управлінських рішень.

1. Формалізація моніторингу KPI. Нехай система підприємства е-комерції представлена множиною ключових показників ефективності:

$$KPI = \{k_1, k_2, \dots, k_n\}, \quad [1]$$

де k_i – це окремий показник, що може включати: рівень конверсії k_1 , середній чек клієнта k_2 , коефіцієнт утримання клієнтів k_3 , рентабельність маркетингових кампаній k_4 , фінансові показники прибутковості k_5 .

У реальному часі збирається вектор даних $K_t = (k_1^t, k_2^t, \dots, k_n^t)$, який порівнюється з референсними (очікуваними) значеннями K_{ref} :

$$\Delta K_t = K_t - K_{ref}. \quad [2]$$

Якщо відхилення ΔK_t перевищує допустимий поріг ε , тобто:

$$\|\Delta K_t\| > \varepsilon, \quad [3]$$

система переходить до етапу діагностики можливих проблем.

2. Діагностика відхилень та причин їх виникнення. Для ідентифікації причин зміни KPI застосовується факторний аналіз, що використовує методи регресії та машинного навчання. Припустимо, що кожен KPI залежить від набору незалежних змінних (ринкові тренди, зміни в конкурентному середовищі, поведінка споживачів):

$$k_i^t = f(x_1^t, x_2^t, \dots, x_m^t) + \varepsilon_i^t, \quad [4]$$

де x_j^t – змінна впливу (наприклад, середня ринкова ціна, показник конкурентної активності, ефективність рекламної кампанії); ε_i^t – випадковий шум.

Для визначення найбільш значущих факторів впливу використовується метод головних компонент (PCA) або регресійне моделювання:

$$\hat{k}_i^t = m \sum_{j=1}^m w_j x_j^t + \varepsilon_i^t. \quad [5]$$

Якщо виявляється, що w_j значуще відрізняється від нуля, то відповідний фактор вважається критичним у зміні KPI.

3. Симуляційне моделювання та прогнозування. На основі виявлених факторів формується прогноз змін KPI за допомогою методів часових рядів (ARIMA-GARCH) та глибоких нейронних мереж (LSTM).

3.1. Прогнозування на основі ARIMA-GARCH. Прогнозне значення KPI моделюється через авторегресійну модель:

$$k_i^{t+1} = \alpha_0 + \sum_{p=1}^P \alpha_p k_i^{t-p} + \sum_{q=1}^Q \beta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t, \quad [6]$$

де α_p, β_q – коефіцієнти моделі; ε_t – випадковий шум із волатильністю, що описується через GARCH:

$$\sigma_t^2 = \gamma_0 + \sum_{r=1}^R \gamma_r \varepsilon_{t-r}^2 + \sum_{s=1}^S \delta_s \sigma_{t-s}^2. \quad [7]$$

У моделі GARCH припускається, що шум ε_t має умовну змінну дисперсію σ_t^2 , яка залежить від попередніх значень випадкового шуму та попередніх значень дисперсії. Тобто:

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t, \quad z_t \sim N(0,1), \quad [8]$$

де z_t – стандартний нормально розподілений випадковий шум із нульовим середнім і одиничною дисперсією.

Модель GARCH (p, q) описує зміну дисперсії шуму ε_t на основі формули (8). Тут σ_t^2 є умовною дисперсією випадкового шуму ε_t , яка залежить від попередніх значень шуму ε_{t-r}^2 та попередніх значень волатильності σ_{t-s}^2 . Це означає, що сам випадковий шум ε_t є випадковою змінною з нульовим середнім, а його дисперсія змінюється залежно від минулих значень.

Отже, ε_t є випадковою змінною, що підпорядковується розподілу з умовною дисперсією σ_t^2 , яка змінюється відповідно до GARCH-моделі (рис. 1).

Графік демонструє, що ε_t не є тотожним σ_t^2 , а формується як добуток σ_t на випадкову змінну z_t , що розподілена за стандартним нормальним законом. Волатильність σ_t змінюється відповідно до минулих значень шуму та власної історії, що підтверджує адаптивну природу GARCH-моделі у моделюванні фінансових та економічних часових рядів.

3.2. Нейронні мережі для нелінійного прогнозування KPI. Використання LSTM (довготривалої пам'яті) для прогнозування:

$$h_t = \sigma(W_h h_{t-1} + W_x x_t + b_h), \quad [9]$$

де h_t – вектор прихованого стану в момент часу t , який містить інформацію про попередні часові кроки; W_h – матриця ваг, яка описує вплив прихованого стану попереднього часу на поточний стан; W_x – матриця ваг, яка визначає, як поточний вхідний сигнал, впливає на оновлення стану; b_h – вектор зміщення (bias); σ – активувальна функція (зазвичай $\tanh$ або $ReLU$).

Це рівняння показує, що стан h_t зберігає в собі комбінацію інформації з поточного входу x_t і попереднього прихованого стану h_{t-1} , що дозволяє LSTM утримувати довготривалу залежність.

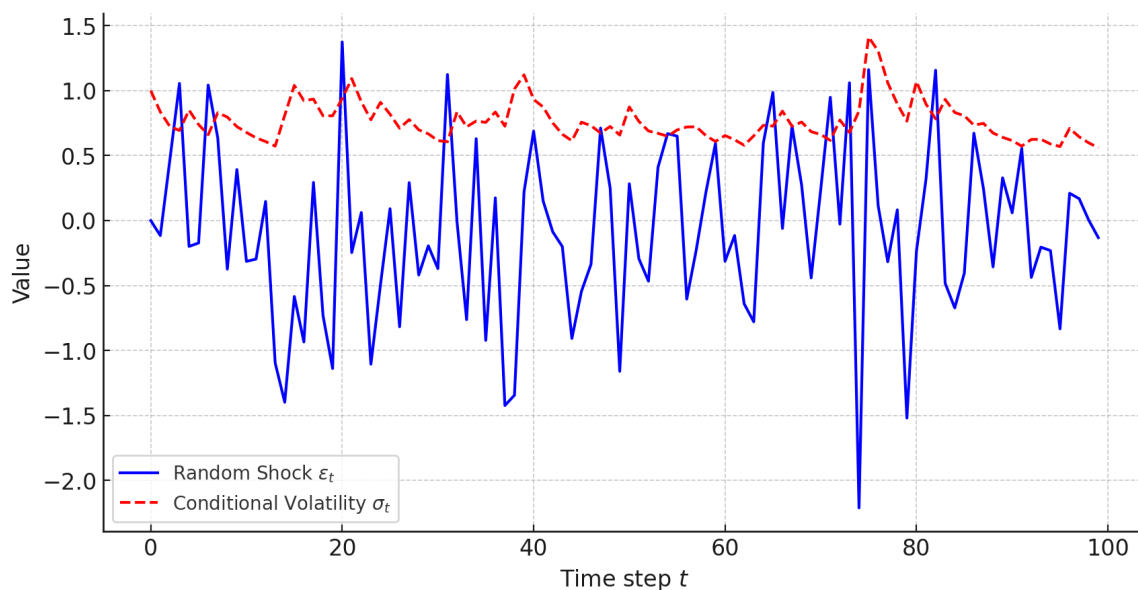
У свою чергу,

$$\hat{k}_i^{t+1} = W_o h_t + b_o, \quad [10]$$

де $\hat{k}_i^{t+1}$ – прогнозоване значення вихідного показника на наступний момент часу; W_o – матриця ваг, яка трансформує прихований стан h_t у вихідний сигнал; b_o – зміщення (bias).

Прогноз $\hat{k}_i^{t+1}$ безпосередньо залежить від прихованого стану h_t , який містить накопичену інформацію про попередні спостереження. h_t є проміжним представленням інформації, що використовується для прогнозу майбутнього значення $\hat{k}_i^{t+1}$. Іншими словами:

LSTM накопичує історичні закономірності у векторі прихованого стану h_t . Вагова матриця W_o перетворює цей вектор у прогнозований вихідний сигнал.

Рис. 1. Взаємодія між ε_t і σ_t

Джерело: побудовано автором

Чим краще LSTM-мережа навчена, тим точніше прихований стан h_t представляє динаміку попередніх даних, що покращує якість прогнозу $\hat{k}_i^{t+1}$.

Результати прогнозування використовуються для визначення найбільш ефективного коригувального сценарію.

4. Формування сценаріїв коригування. Після ідентифікації проблем і прогнозування майбутніх змін система визначає оптимальний сценарій коригування через:

$$U^* = \operatorname{argmin}_U L(K_t, U), \quad [11]$$

де U – множина управлінських рішень, а $L(K_t, U)$ – функція втрат, що описує різницю між бажаним та реальним станом KPI.

4.1. Вибір оптимальної стратегії через імітаційне моделювання. Кожен можливий сценарій коригування (наприклад, зміна ціноутворення, коригування маркетингових кампаній) моделюється через стохастичний процес:

$$K_{t+1} = K_t + f(U, M) + \varepsilon, \quad [12]$$

де K_t – значення KPI у момент часу t . Це може бути рівень продажів, конверсія, середній чек клієнта, рентабельність тощо; K_{t+1} – значення KPI у наступний момент часу $t + 1$ після застосування певного управлінського рішення; $f(U, M)$ – функція змін KPI під впливом управлінських рішень та зовнішніх факторів, яка визначає, як стратегія управління впливає на систему; U – набір управлінських рішень (наприклад, зміна ціни, коригування маркетингових кампаній, зміна рекламного бюджету, оптимізація логістики); M – множина зовнішніх факторів, що включає макроекономічні умови, поведінку конкурентів, динаміку попиту, зміну споживчих уподобань; ε – стохастичний випадковий шум, що відображає невизначеність системи, пов'язану з непередбачуваними ринковими коливаннями.

Це рівняння означає, що значення KPI в момент часу $t + 1$ є сумою попереднього значення K_t , змін,

спричинених управлінськими рішеннями $f(U, M)$, та випадкових флуктуацій ε .

Вибір оптимального сценарію U^* здійснюється через:

$$U^* = \operatorname{argmax}_U E[F(K_t, U, M)], \quad [13]$$

де U^* – оптимальне управлінське рішення, що забезпечує найкращі результати; argmax_U – оператор вибору такого U , при якому функція досягає максимуму; $E[\cdot]$ – математичне сподівання, яке є середнім очікуваним результатом за всіма можливими сценаріями змін KPI; $F(K_t, U, M)$ – функція ефективності управлінських рішень, яка залежить від:

K_t – поточного стану KPI, U – ухвалення управлінських рішень, M – зовнішніх факторів.

Отже, вибір сценарію здійснюється на основі оцінки середнього очікуваного ефекту від кожного можливого рішення, і система приймає те рішення U^* , яке максимізує значення функції ефективності.

5. Впровадження змін та контроль ефективності. Після вибору оптимального управлінського рішення воно реалізується, а його ефективність оцінюється через цикл зворотного зв'язку. Для цього проводиться повторний моніторинг KPI:

$$\Delta K_{t+1} = K_{t+1} - K_{ref}. \quad [14]$$

Якщо: $\|\Delta K_{t+1}\| \leq \varepsilon$, то рішення вважається ефективним. В іншому випадку система переходить на новий цикл коригування.

У наведених рівняннях h_t і $\hat{k}_i^{t+1}$ пов'язані тим, що h_t є прихованим станом LSTM-мережі, який зберігає важливу інформацію про попередні часові кроки, а $\hat{k}_i^{t+1}$ є прогнозованим значенням вихідного показника на наступний часовий момент.

Завдяки інтеграції аналітичних алгоритмів та автоматизованих систем ухвалення рішень ця модель дозволяє підприємствам е-комерції гнучко адаптуватися до змін ринку, випереджати конкурентів та мінімізувати фінансові ризики.

Висновки. Управління фінансами підприємств в умовах цифрової трансформації потребує постійного коригування через швидкі зміни технологій, споживчих уподобань і ринкового середовища. Зростання обсягів даних вимагає впровадження штучного інтелекту та аналітичних методів для оперативного ухвалення рішень. Регулярний моніторинг ключових показників

ефективності (KPI) дозволяє адаптувати бізнес-стратегії до змін пошукових алгоритмів, е-комерційних платформ та конкурентного середовища. Підприємства, які не оновлюють свої системи управління, ризикують втратити ринкові позиції. Отже, гнучке управління фінансами та інтеграція сучасних технологій є запорукою стабільності та конкурентоспроможності бізнесу.

Список використаних джерел:

1. Boegershausen, J., Datta, H., Borah, A., & Stephen, A. Fields of gold: Scraping web data for marketing insights. *Journal of Marketing*, 2022. No. 86, P. 1–20. DOI: <https://doi.org/10.1177/00222429221100750>
2. Li, F., Zhou, Y., & Cai, T. Trails of data: Three cases for collecting web information for social science research. *Social Science Computer Review*, 2019. No. 39, P. 922–942. DOI: <https://doi.org/10.1177/0894439319886019>
3. Fredriksson, H. M. Automized data collection process for a personalized online shopping platform. *Unpublished Thesis*. 2019. URL: https://consensus.app/papers/automized-data-collection-process-for-a-personalized-fredriksson/b651e6fce9be598eae981b0fd997232/?utm_source=chatgpt
4. Січкарюк Р. К., Корніловська Н. В., Лур'є І. А., Вороненко М. О. Розробка та впровадження ефективних методів веб-скрапінгу для автоматизованого збору і обробки даних з використанням Python. *Інформатика. Культура. Техніка: праці X міжнар. наук.-техн. конф.*, м. Одеса, 2024. С. 62–69. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.01.2024.08>
5. Mahmood, Y. A., & Mahmood, B. A web scraper for data mining purposes. *SISTEMASI*. 2024. DOI: <https://doi.org/10.32520/stmsi.v13i3.4107>
6. Zhang, J. Web data aggregation and the application of machine learning in data analysis. *Transactions on Engineering and Technology Research*. 2024. DOI: <https://doi.org/10.62051/90stmw39>
7. Blazquez, D., Domenech, J., Gil, J. A., & Pont, A. Monitoring e-commerce adoption from online data. *Knowledge and Information Systems*, 2018. P. 1–19. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10115-018-1233-7>
8. Sundar, M., Kailasam, S., & Gonsalves, T. Benchmarking distributed stream processing frameworks for real-time classical machine learning applications. *2020 11th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*, 2020. P. 1–7. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCCNT49239.2020.9225267>
9. Braña, S. C. Online clustering sobre data streaming usando CluStream. *Unpublished Thesis*. 2018. URL: https://consensus.app/papers/online-clustering-sobre-data-streaming-usando-clustream-braña/742908ff7a3055eeb64e287160e338c/?utm_source=chatgpt
10. Harifi, S., Byagowi, E., & Khalilian, M. Comparative study of Apache Spark MLlib clustering algorithms. *Studies in Big Data*, 2017. P. 61–73. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-61845-6_7
11. Shi, Y., Mahfuz, S., Zulkernine, F., & Nicholls, P. An adapter for IBM Streams and Apache Spark to facilitate multi-level data analytics. *2020 11th IEEE Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON)*, 2020. P. 0230–0235. DOI: <https://doi.org/10.1109/IEMCON51383.2020.9284818>

References:

1. Boegershausen, J., Datta, H., Borah, A., & Stephen, A. (2022). Fields of gold: Scraping web data for marketing insights. *Journal of Marketing*, no. 86, pp. 1–20. DOI: <https://doi.org/10.1177/00222429221100750>
2. Li, F., Zhou, Y., & Cai, T. (2019). Trails of data: Three cases for collecting web information for social science research. *Social Science Computer Review*, no. 39, pp. 922–942. DOI: <https://doi.org/10.1177/0894439319886019>
3. Fredriksson, H. M. (2019). Automized data collection process for a personalized online shopping platform. *Unpublished Thesis*. Available at: https://consensus.app/papers/automized-data-collection-process-for-a-personalized-fredriksson/b651e6fce9be598eae981b0fd997232/?utm_source=chatgpt
4. Sichkaryuk R. K., Kornilovs'ka N. V., Lur'ye I. A., Voronenko M. O. (2024) Rozrobka ta vprovadzheniya efektyvnykh metodiv veb-skrapinhu dlya avtomatyzovanoho zboru i obrobky danykh z vykorystanniam Python [Development and implementation of effective web scraping methods for automated data collection and processing using Python]. *Informatyka. Kul'tura. Tekhnika : pratsi X mizhnar. nauk.-tekhn. konf.*, Odesa. Pp. 62–69. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.01.2024.08>
5. Mahmood, Y. A., & Mahmood, B. (2024). A web scraper for data mining purposes. *SISTEMASI*. DOI: <https://doi.org/10.32520/stmsi.v13i3.4107>
6. Zhang, J. (2024). Web data aggregation and the application of machine learning in data analysis. *Transactions on Engineering and Technology Research*. DOI: <https://doi.org/10.62051/90stmw39>
7. Blazquez, D., Domenech, J., Gil, J. A., & Pont, A. (2018). Monitoring e-commerce adoption from online data. *Knowledge and Information Systems*, pp. 1–19. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10115-018-1233-7>
8. Sundar, M., Kailasam, S., & Gonsalves, T. (2020). Benchmarking distributed stream processing frameworks for real-time classical machine learning applications. *2020 11th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*, pp. 1–7. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCCNT49a239.2020.9225267>
9. Braña, S. C. (2018). Online clustering sobre data streaming usando CluStream. *Unpublished Thesis*. Available at: https://consensus.app/papers/online-clustering-sobre-data-streaming-usando-clustream-braña/742908ff7a3055eeb64e287160e338c/?utm_source=chatgpt
10. Harifi, S., Byagowi, E., & Khalilian, M. (2017). Comparative study of Apache Spark MLlib clustering algorithms. *Studies in Big Data*, pp. 61–73. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-61845-6_7
11. Shi, Y., Mahfuz, S., Zulkernine, F., & Nicholls, P. (2020). An adapter for IBM Streams and Apache Spark to facilitate multi-level data analytics. *2020 11th IEEE Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON)*, pp. 0230–0235. DOI: <https://doi.org/10.1109/IEMCON51383.2020.9284818>