

УДК 657

DOI: 10.60022/3(4)-13S

Шигун Марія Михайлівна

доктор економічних наук, професор
професор кафедри бухгалтерського обліку та консалтингу
Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана, Україна

Shygun Mariya

Doctor of Economics, Professor
Professor of the Accounting and Consulting Department,
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman, Ukraine
ORCID: 0000-0003-1660-9534

Фурда Віктор Олександрович

здобувач третього (освітньо-наукового) рівня вищої освіти
кафедри бухгалтерського обліку та консалтингу
Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана, Україна

Furda Viktor

PhD student of the Accounting and Consulting Department,
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman, Ukraine,
ORCID: 0009-0004-5608-8766

ОРГАНІЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ ПОТОКІВ В УПРАВЛІНСЬКОМУ ОБЛІКУ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Анотація. У статті розглянуто методичні підходи до організації інформаційних потоків в управлінському обліку в умовах цифрової трансформації та застосування методів штучного інтелекту (ШІ). Обґрунтовано шляхи побудови структури рахунків синтетичного й аналітичного обліку, адаптованої до потреб ШІ моделей. Розглянуто класифікацію даних управлінського обліку при використанні ШІ моделей, визначено вимоги до їх якості, структури, історичності та рівня деталізації. Запропоновано архітектуру інформаційних потоків, етапи їх руху від первинних джерел до формування аналітичних і прогнозних сервісів, а також рекомендації щодо інтеграції прогнозних моделей у процеси бюджетування, калькулювання та контролінгу. Представлено практичні рішення щодо оптимізації бізнес-процесів на основі даних управлінського обліку, узгодження синтетичного й аналітичного рівнів даних та наведено приклад взаємодії бухгалтера з інформаційними технологіями для підтримки управлінських рішень і підвищення обґрунтованості управлінських висновків.

Ключові слова: управлінський облік, штучний інтелект, ШІ моделі, потік даних, організація синтетичного та аналітичного обліку, контроль якості даних, бізнес-процеси.

ORGANIZATION OF INFORMATION FLOWS IN MANAGEMENT ACCOUNTING USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

Abstract. The article explores methodological approaches to organizing information flows in management accounting under conditions of digital transformation and the application of artificial intelligence (AI) methods. It substantiates the necessity of adapting the structure of synthetic and analytical accounting to the requirements of predictive and analytical models, as well as defining requirements for data sources, data quality, structure, historical consistency, and levels of granularity. A classification of management accounting data suitable for AI processing is proposed, including transactional data, master data and classifiers, planning and standard data, process and event data, costing and allocation data, external contextual factors, and unstructured or semi-structured data. The study develops a staged model of information flow movement from primary sources to the formation of KPIs, analytical services, and forecasting tools. Special attention is paid to the reconciliation of synthetic and analytical accounting levels as a prerequisite for the reproducibility of management calculations, the stability of performance indicators, and the correctness of machine learning (ML) datasets. The article also outlines the role of BI systems, particularly Power BI, in data preparation,



quality control, semantic alignment of indicators, visualization of results, and integration of AI models into budgeting, costing, planning, and controlling processes. Considerable attention is given to control points within the data flow, versioning of rules and indicators, and the traceability of transformations required for the reliable use of AI models in business practice. In addition, the paper presents a practical perspective on the interaction between accountants, analysts, and digital technologies in the use of AI-based tools to support managerial decision-making, improve plan-fact analysis, identify anomalies, and enhance the interpretability of deviations in costs, revenues, and margins. The practical significance of the study lies in the development of an organizational framework for embedding predictive and analytical algorithms into the management cycle without losing the economic substance of accounting information, thereby improving the validity, transparency, and timeliness of managerial decisions.

Keywords: *management accounting, artificial intelligence, AI models, data flow, organization of synthetic and analytical accounting, data quality control, business processes.*

Постановка проблеми. Цифрова трансформація підприємств зумовлює суттєві зміни як у бізнес-процесах, так й у системах їх інформаційного забезпечення, зокрема управлінського обліку. Зростання обсягів інформації, поява нових джерел даних (онлайн-транзакції, IoT, ERP-логи, сенсорні дані, маркетингові дашборди), а також потреби менеджменту у високоточних прогнозах роблять традиційні підходи до побудови інформаційних потоків недостатніми. Методи штучного інтелекту (машинне навчання - ML, обробка природної мови - NLP, виявлення аномалій) дозволяють значно розширити аналітичні можливості управлінського обліку, разом з тим вимагають нової логіки побудови синтетичного та аналітичного обліку, перерозподілу потоків даних та зміни вимог до інформаційної інфраструктури.

Традиційні системи управлінського обліку розроблялися в умовах обмежених обсягів інформації та невисокої швидкості її обробки. Вони орієнтувалися переважно на ретроспективні дані, агреговані на рівні підрозділів і видів діяльності, що дозволяло забезпечувати базові потреби контролінгу, бюджетування та калькулювання. Проте сучасне бізнес-середовище характеризується високою мінливістю, динамічними змінами ринкових факторів, зростанням обсягів операційних подій і появою нових джерел даних, включно з неструктурованими. Це зумовлює необхідність переходу від статичних систем обліку до гнучких, масштабованих і прогнозно-орієнтованих моделей, здатних підтримувати прийняття управлінських рішень у режимі реального часу.

Застосування методів штучного інтелекту відкриває можливість суттєвого підвищення точності планово-прогнозних розрахунків, автоматизації аналітичних процедур, виявлення аномалій у витратах, оптимізації собівартості та прогнозування ключових показників діяльності підприємства. Водночас інтеграція таких моделей потребує принципово іншої організації потоків даних, ніж це передбачено традиційною структурою синтетичного та аналітичного обліку. Проблемними залишаються питання узгодженості даних між джерелами, їх якості, історичності, подання даних на найвищому рівні деталізації, швидкості обробки, а також адаптації облікових реєстрів до потреб ML-алгоритмів та нейронних мереж.

Таким чином, актуальною є проблема розроблення організаційних підходів до побудови потоків даних і трансформації системи управлінського обліку в напрямі архітектури, орієнтованої на дані, що забезпечує належні умови для застосування штучного інтелекту. Необхідно визначити оптимальне співвідношення між синтетичним та аналітичним обліком, окреслити вимоги до структури баз даних, принципів моделювання та інтеграції інформаційних потоків, які дозволять формувати якісні масиви даних для обробки алгоритмами машинного навчання та підвищувати ефективність прийнятих управлінських рішень.

Метою статті є розроблення концептуальних організаційних підходів до побудови потоків даних, структури синтетичного й аналітичного обліку та інформаційної архітектури, орієнтованих на ефективне застосування методів штучного інтелекту в управлінському обліку. Досягнення поставленої мети ґрунтується на визначенні вимог до джерел, якості, структури та рівнів деталізації даних, обґрунтуванні оптимальної гармонізації синтетичного та аналітичного рівнів обліку для формування коректних наборів даних машинного навчання, розробці рекомендацій щодо інтеграції прогнозних та аналітичних алгоритмів у процеси планування, бюджетування, калькулювання та контролінгу.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У наукових публікаціях застосування штучного інтелекту в управлінському обліку дедалі частіше розглядається як наслідок переходу підприємств до керованого даними управління, де ключовим об'єктом розвитку стають не окремі облікові процедури, а інформаційна архітектура та потоки даних. Перші концептуальні рамки, що об'єднують управлінський облік з аналітикою та інформаційними системами, описані D. Appelbaum, A. Kogan, M. Vasarhelyi, Z. Yan

[1, с.40]. Автори наголошують, що практики управлінського обліку традиційно спиралися переважно на описову аналітику, тоді як сучасне середовище потребує прогнозних або рекомендаційних підходів, що фактично підводить до необхідності керованого потоку даних для підтримки вимірювання результативності та прийняття рішень.

M. Ranta, M. Ylinen, M. Järvenpää вказують на перспективність ІІІ для задач управлінського обліку, виділяючи такі проблемні місця, як дефіцит якісних наборів управлінських даних, проблеми сумісності джерел, потреба у нових підходах до конструювання ознак і використання альтернативних джерел даних [2, с.611-615]. K. Abbas систематизує напрями застосування ІІІ в управлінському обліку та окреслює ризики і виклики для бухгалтерської професії, серед яких особливе місце займають вимоги до якості та захищеності даних, а також принципи сталого розвитку [3, с.24-25]. Це підтверджує важливість визначення вимог до джерел, структури та рівня деталізації даних у межах інформаційної архітектури підприємства.

Практично важливим є пояснення ролі цифровізації управлінських облікових систем через призму якості інформації, що надають D. Ratmono, Frendy та Z. Zuhrohtun [4, с.15]. Автори проводять емпіричний аналіз цифровізації управлінських систем обліку на малих та середніх підприємствах та показують, що вплив цифровізації на результативність управлінських рішень найбільше залежить від якості інформації та ефекту скорочення витрат. Стійкий кластер робіт з автоматизації рутинних облікових процесів на етапі потрапляння інформації з первинної документації у потоки даних представлений роботою J. Kokina, S. Blanchette [5, с.14]. Автори провели опитування компаній, які використовують роботизовану автоматизацію процесів (RPA) і показали, що основний ефект роботизації пов'язаний не лише зі швидкістю виконання операцій. Успішні впровадження супроводжуються стандартизацією та оптимізацією процесів, використанням підходів, які базуються на числових метриках, для відбору задач, адаптацією управління до технічних параметрів і переглядом методів внутрішнього контролю.

У вітчизняному науковому просторі домінують дослідження, що підкреслюють доцільність цифровізації управлінського обліку, наводять інструменти або переваги, оминаючи розробку конкретних способів проектування потоків даних і поєднання синтетичного та аналітичного рівнів їх обробки методами ІІІ. Зокрема, Склярук І. та Вовк Н. розглядають управлінський облік бізнес-процесів в умовах цифрової трансформації, описують роль ERP та цифрових інструментів у підготовці інформації для управлінських рішень, що є корисним для постановки проблеми інтеграції аналітики в управлінський цикл [6, с.6]. Талах Т. та Голярчук Н. наголошують на тому, що цифрові рішення підвищують прозорість облікових операцій і керованість фінансових потоків, а серед підходів виділяють хмарні платформи, впровадження ІІІ та аналітичні інструменти для прогнозування бізнес-процесів [7, с.4-5]. Пилипенко Л. М. та Тивончук О. І. визначають електронну (автоматизовану) систему управлінського обліку як частину загального обліково-аналітичного забезпечення управління та деталізують її функціональні завдання: підтримка управління витратами, бюджетування, управління запасами й заборгованістю, оцінка ефективності центрів відповідальності, трансфертне ціноутворення, розрахунок аналітичних показників і підготовка управлінських звітів [8, с.3].

Представлені дослідження формують спільну позицію про те, що результативність застосування ІІІ в управлінському обліку визначається не стільки вибором алгоритмів, скільки зрілістю інформаційної архітектури та керованістю потоків даних. Роботи іноземних науковців підкреслюють необхідність переходу від описової до прогнозної або рекомендаційної аналітики з одночасним подоланням існуючих ключових бар'єрів, серед яких дефіцит придатних управлінських даних, складність інтеграції різномірних джерел і потреба в методах конструювання ознак. В свою чергу, дослідження цифровізації та RPA демонструють, що вхідний потік даних із первинних документів має бути у значній мірі стандартизованим і контрольованим, із чіткими метриками та оновленою системою управління даними.

Відповідно, актуальним сьогодні є розробка комплексних концептуальних і методичних підходів, які б поєднували вимоги до джерел, структури й деталізації даних із архітектурою управлінського обліку та механізмами вбудовування ІІІ в управлінський цикл підприємства.

Виклад основного матеріалу. Побудова потоків даних, орієнтованих на інформаційні потреби управлінського персоналу та придатних для застосування методів штучного інтелекту, потребує попередньої формалізації складу й ролі даних у системі обліково-аналітичного забезпечення системи управління. Класифікація даних у цьому контексті виконує методичну функцію: визначає, які групи даних формують контрольний контур управлінських показників, що слугують базою нормативів для проведення план-факт аналізу та забезпечують пояснюваність і прогностичну здатність моделей. Відповідно, для кожної групи даних мають бути встановлені вимоги до якості, структурованості, накопичення історії змін та режиму доступу.

Для цілей класифікації даних управлінського обліку, придатних для обробки методами ІІІ,

пропонуємо виділяти такі їх групи: 1) транзакційні дані, 2) довідникові дані та класифікатори, 3) планові та нормативні дані, 4) дані перебігу подій та процесів, 5) дані калькулювання та розподілів, 6) зовнішні дані та контекстні фактори, 7) неструктуровані та слабкоструктуровані дані. Узагальнено групи даних управлінського обліку зображено на рис. 1.

Транзакційні дані	• відображають господарські операції та події первинного обліку
Довідникові дані та класифікатори	• забезпечують єдину ідентифікацію та інтерпретацію об'єктів управління й обліку
Планові й нормативні дані	• дають змогу порівнювати план, прогнози та факт
Дані перебігу подій та процесів	• відображають зміну статусів операцій та етапів узгодження
Дані калькулювання та розподілів	• описують правила і результати віднесення непрямих витрат на об'єкти управління
Зовнішні дані та контекстні фактори	• використовуються як пояснювальні змінні у прогнозуванні та сценарному аналізі, підприємство немає впливу на них
Неструктуровані та слабкоструктуровані дані	• представлені первинними документами й текстовими джерелами

Рис. 1. Класифікація даних управлінського обліку для обробки методами ШП
Джерело: сформовано авторами на основі [9, с.54-55; 10, с.45; 11, с.70-71; 12, с.758; 13, с.3; 14, с.349]

До першої групи належать транзакційні дані, що відображають господарські операції та події первинного обліку (реалізація, закупівля, рух запасів, нарахування, списання, послуги, платежі, внутрішні переміщення). Вони є базою для формування синтетичних підсумків, забезпечення тотожності оборотів і залишків, а також для аналітичних процедур контролінгу [9, с.54-55]. Для транзакційних даних критичними є наявність ідентифікаторів документа та позиції, коректність дат події та визнання, точність сум і кількостей, а також можливість простеження показників до первинного запису.

Друга група - довідникові дані та класифікатори, які забезпечують єдину ідентифікацію та інтерпретацію об'єктів управління й обліку [10, с.45]. До них доцільно відносити організаційну структуру і центри відповідальності, номенклатуру та ієрархії продуктів і послуг, контрагентів і договорів, статті управлінського P&L, процеси, операції, локації, календарі. Важливою вимогою є стабільність ключів і правил класифікації, а також накопичення історії змін довідників, оскільки перекласифікації без фіксації версій знижують порівняльність показників у часі, ускладнюють звірку синтетичного й аналітичного рівнів та призводять до систематичних викривлень у навчальних вибірках.

Третю групу становлять планові та нормативні дані, що формують основу бюджетування, планування та план-факт аналізу. До цієї категорії відносяться бюджети, плани, ліміти, нормативи, ставки, ціни, планові і фактичні чинники витрат, а також припущення сценаріїв. Для забезпечення коректного використання таких даних у прогнозуванні та сценарному моделюванні необхідними є

збереження версій (бюджету та прогнозу різних редакцій), фіксація дати закриття періоду та регламент затвердження, що забезпечує порівнюваність плану, прогнозу та факту у межах управлінського циклу [11, с.70-71].

Четверта група – дані перебігу подій та процесів, які відображають статуси замовлень і поставок, етапи узгодження, журнали змін довідників і правил, технічні журнали подій інформаційних систем. Такі дані підвищують аналітичну інтерпретованість відхилень та забезпечують можливість формування причинних ознак (затримки, повторні операції, порушення регламентів), що є релевантними як для контролінгу, так і для алгоритмів виявлення аномалій.

П'ята група – дані калькулювання та розподілів, які описують правила і результати віднесення непрямих витрат на об'єкти управління. Вони включають бази розподілу, чинники витрат, ставки, версії методів розрахунку, результати рознесення за центрами відповідальності, продуктами, процесами або замовленнями. Виокремлення цієї групи є принциповим з огляду на те, що саме механізми розподілу формують причинну структуру собівартості; без документованих версій правил розподілу результати калькулювання стають нестабільними, що підвищує ризик навчання моделей ШІ на даних, які не відображають економічний зміст управлінських рішень [12, с.758].

Шоста група охоплює зовнішні дані та контекстні фактори, такі як курси валют, ринкові індикатори, макроекономічні показники та інші релевантні змінні, які переважно використовуються як пояснювальні змінні у прогнозуванні та сценарному аналізі. Для цієї категорії важливими є актуальність, надійність джерела, узгодженість часових зрізів і коректність інтеграції з внутрішніми даними підприємства [13, с.3].

Сьома група – неструктуровані та слабкоструктуровані дані, представлені первинними документами й текстовими джерелами (договори, рахунки, акти, листування, скан-копії). Їх використання передбачає витяг структурованих реквізитів та подальшу валідацію і зв'язування з журналом транзакцій, що сприяє підвищенню повноти відображення операцій і точності класифікації, а також розширює інформаційну базу для аналітики ризиків і контролю відповідності [14, с.349].

Наведена класифікація даних забезпечує методичні передумови для проєктування потоків даних управлінського обліку, диференціації вимог до якості та деталізації, а також для побудови коректних наборів даних машинного навчання. Це створює підґрунтя для інтеграції аналітичних і прогнозних алгоритмів у планування, бюджетування, калькулювання та контролінг без втрати економічного змісту управлінської інформації.

На основі представленої класифікації даних визначається склад інформаційних ресурсів управлінського обліку та їх функціональна роль у формуванні показників і навчальних вибірок. Водночас практична реалізація керованого даними управління потребує процедурної конкретизації: які дані, у якій послідовності та за якими правилами переходять від джерел до синтетичного й аналітичного рівнів, а також як забезпечується контроль якості, узгодженості та журнали змін довідників і правил розрахунків.

У зв'язку з цим наступним кроком в організації управлінського обліку з інтеграцією методів ШІ є опис етапів потоку даних, що формалізують трансформації та контрольні точки на шляху від первинних подій до КРІ, а також аналітичних та прогнозних сервісів. Запропонований нами підхід базується на принципі «від джерела до управлінського рішення» і передбачає такі 9 етапів руху потоків даних, які відображені на рис. 2.

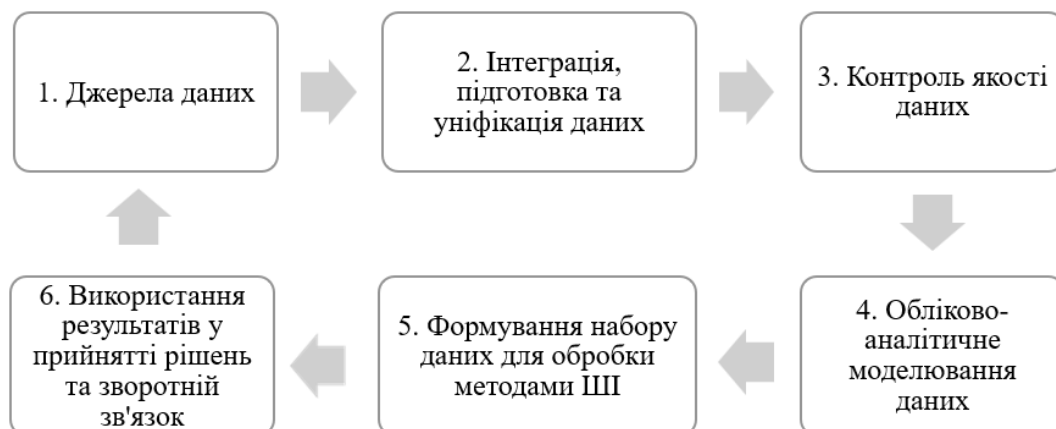


Рис. 2. Етапи руху потоків даних з використанням ШІ в управлінському обліку
Джерело: сформовано авторами

Етап підбору та формування джерел даних передбачає налаштування збору інформації з ERP-системи та першоджерел з різних ділянок обліку – закупівлі, склад, продажі, виробництво, послуги, CRM, HR, казначейство, системи планування, логістичні дані, зовнішні довідники (курси валют, індекси, ринкові дані), а також неструктуровані дані (тексти договорів, листування, звернення). Подальша інтеграція, підготовка та уніфікація даних – це етап, на якому дані з різних джерел збираються в єдиний контур, очищуються та приводяться до спільних стандартів. При цьому виконуються ETL/ELT-процеси (Extract, Transform, Load – ETL / Extract, Load, Transform – ELT), узгодження довідників і ключів, нормалізація форматів, видалення дублікатів та помилок, забезпечення можливості відслідковування змін в довідниках.

Етап контролю якості передбачає впровадження формалізованих тестів якості і механізмів, які простежують логічність управлінських показників з первинними подіями та версіями правил трансформацій [15, с.10-11].

На етапі обліково-аналітичного моделювання здійснюється побудова такого шару даних і реєстрів, який забезпечує єдину контрольну основу для підбору даних управлінського обліку. На цьому етапі визначаються об'єкти синтетичного відображення (рахунки, класи рахунків, типи господарських операцій, сегменти управлінської звітності), правила визнання та оцінки, а також порядок закриття періоду та формування підсумкових показників. Паралельно формується система аналітичних рахунків і аналітичних розрізів, що забезпечує деталізацію записів за ключовими об'єктами управління: центрами фінансової відповідальності, статтями доходів і витрат, номенклатурою, проектами, договорами та контрагентами, каналами збуту, локаціями тощо.

Також на цьому етапі визначаються правила кодування та заповнення аналітики в проводках, а також мапінг синтетичних рахунків і типів операцій на управлінські статті та об'єкти калькулювання. У межах синтетичного рівня встановлюються правила формування управлінських книг, які відображають специфіку внутрішнього управління: окремі контури для управлінської собівартості, управлінських доходів, внутрішніх оборотів і трансфертного ціноутворення, бюджетних коригувань, а також коригувань для цілей управлінської звітності. Аналітичні рахунки виступають «носіями» управлінської деталізації, забезпечуючи можливість як агрегування до рівня синтетичних підсумків, так і розкладання показників до рівня відповідальних осіб та об'єктів доходів і витрат. Це дозволяє відокремити регламентовану логіку від управлінської, не руйнуючи контроль тотожності, і водночас забезпечити стабільність управлінських метрик у часі [16, с.137].

Наступний етап передбачає формування набору даних для обробки методами ШІ й включає конструювання ознак і наборів даних із фіксацією гранулярності, часових лагів, відслідковування змін ознак довідників і критеріїв відбору із контролем витоку інформації та забезпеченням повторюваності навчання [11, с.86-87].

Останній етап презентує використання отриманих сценарних результатів у прийнятті управлінських рішень і полягає в тому, що результати моделей вбудовуються у планування, бюджетування, калькулювання та контролінг як регулярний інструмент план-факт аналізу, факторної інтерпретації відхилень, сигналізації ризиків і підготовки рекомендованих дій. Таким чином, ШІ розміщується не паралельно до управлінського обліку, а як функціональна надбудова над узгодженими потоками даних, де забезпечується контроль якості, стабільність показників і відтворюваність розрахунків. Важливо також регулярно отримувати зворотній зв'язок, який сприяє покращенню подальшого підбору та формування джерел даних й оптимізації збору інформації для цілей управління.

З точки зору облікової обробки даних, ключовою методичною умовою побудови потоків даних для управлінського обліку із застосуванням ШІ є забезпечення узгодженості між синтетичним і аналітичним рівнями. Синтетичний рівень виконує роль контрольного контуру, який фіксує узгоджені підсумки та забезпечує стабільність правил визнання, оцінки й періодизації; аналітичний рівень відповідно деталізує ці підсумки за об'єктами управління і формує дані для факторного аналізу, калькулювання та навчання моделей. Відсутність формалізованого механізму узгодження призводить до методичних розривів, коли підсумки в управлінській звітності не відтворюються на рівні аналітики, а ШІ моделі навчаються на нестабільних або неповних цільових значеннях [17, с.172-176].

У контексті управління на підставі даних узгодження доцільно реалізовувати як регламентовану процедуру звірки даних аналітичного і синтетичного обліку з урахуванням регламентних коригувань, де кожне коригування має визначену причину, відповідального та версію правила. Важливо, щоб аналітичний рівень був не автономним шаром, а детальним розгортанням синтетичних даних із прозорими правилами їх класифікації та рознесення. Для цього мають використовуватися таблиці відповідності, де відображено перехід від рахунку та операції до статті управлінського обліку, а далі до центрів відповідальності та інших аналітичних розрізів [18, с.14-15]. Приклад відображення правил класифікації даних для рахунків обліку доходів у сфері торгівлі в аналітичних розрізах, налаштованих

для обробки методами III, наводимо в таблиці 1.

Таблиця 1

Приклад структури аналітичних рахунків обліку доходів для обробки методами III

Рахунки аналітичного обліку	Ознаки класифікації		
	ID Кластеру магазину (від 1 до 5)	ID Макрорегіону (від 1 до 5)	Канал продажів: онлайн (1) / офлайн (0)
702 120	Кластер 1	Регіон 2 (Захід)	0 - офлайн
702 210	Кластер 2	Регіон 1 (Центр)	0 - офлайн
702 351	Кластер 3	Регіон 5 (Схід)	1 - онлайн
702 430	Кластер 4	Регіон 3 (Північ)	0 - офлайн
702 540	Кластер 5	Регіон 4 (Південь)	1 - онлайн

Джерело: складено авторами

Подібний підхід до розгортання аналітичних рахунків за ознаками, налаштованими для обробки методами III, застосовується до рахунків обліку запасів, приклад відображення якого для підприємства роздрібної торгівлі наводимо в таблиці 2.

Таблиця 2

Приклад структури аналітичних рахунків обліку товарів для обробки методами III

Рахунки аналітичного обліку	Ознаки класифікації		
	ID Кластеру магазину (від 1 до 5)	ID Макрорегіону (від 1 до 5)	Наявність промо: Так (1) / Ні (0)
282 120	Кластер 1	Регіон 2 (Захід)	0
282 210	Кластер 2	Регіон 1 (Центр)	0
282 351	Кластер 3	Регіон 5 (Схід)	1
282 430	Кластер 4	Регіон 3 (Північ)	0
282 540	Кластер 5	Регіон 4 (Південь)	1

Джерело: складено авторами

Чітке класифікаційне узгодження даних синтетичного й аналітичного рівнів має додаткове значення для задач обробки III, оскільки забезпечує досягнення стабільності цільових змінних ознак. Зокрема, показники витрат, собівартості та маржі, які використовуються як цільові значення прогнозування або як базові метрики для виявлення аномалій, повинні відтворюватися з синтетичного контуру без неконтрольованих ручних коригувань. Відповідно, результати звірки та реєстр коригувань можуть розглядатися як елемент керування даними управлінського обліку: вони документують зміни економічного змісту показників і знижують ризик того, що модель навчатиметься на даних, сформованих за різними версіями правил.

Отже, узгодження синтетичного й аналітичного рівнів даних є не допоміжною операцією, а головним компонентом організації потоків даних управлінського обліку, який забезпечує відтворюваність управлінських розрахунків, методичну сталість KPI та коректність наборів даних машинного навчання. Це створює передумови для інтеграції прогнозних й аналітичних сервісів у процеси планування, бюджетування, калькулювання та контролінгу із можливістю прозорого пояснення відхилень та забезпечення прийняття виважених та ефективних управлінських рішень.

Розкрита вище послідовність етапів формування потоків даних забезпечує прикладну ефективність, якщо отриманий результат перетворюється на зручний і керований інструмент управління для користувачів різних ролей – керівника, бухгалтера чи аналітика. Успішна реалізація кожного етапу передбачає використання BI-системи (Business Intelligence - сукупність технологій, архітектурних рішень і процесів, які забезпечують збір, зберігання, інтеграцію, аналіз та візуалізацію даних з метою інформаційної підтримки управлінських рішень), яка забезпечить, інтерпретацію, пояснюваність та регламентоване використання даних в управлінському циклі.

В управлінському обліку BI-система виконує роль прикладної ланки, яка перетворює керовані дані та узгоджені KPI на поточний інструмент управління. Водночас для її практичної реалізації підприємству необхідні конкретні технологічні рішення, які підтримують одночасну роботу з різними джерелами інформації, повторювані трансформації, семантичну узгодженість показників, контроль доступів і простежуваність, масштабованість та регулярне оновлення даних.

У цьому контексті вважаємо одним з ефективних і найбільш поширених BI-інструментів – Power BI, який дозволяє реалізувати зазначені вимоги в єдиному середовищі: від підготовки даних (Power Query, dataflows) і побудови семантичної моделі (визначення KPI) до публікації керівних панелей, керування доступом (RLS) та організації життєвого циклу аналітичних артефактів.

Важливо визначити роль Power BI у розбудові прикладної функції управлінського обліку та його використанні як діджитал-помічника в підготовці даних та інтеграції результатів аналітичних й прогнозних алгоритмів в управлінський цикл. За такого підходу Power BI не замінює DWH, Lakehouse чи ML-платформу, які є сховищами даних, а відіграє роль керування підготовкою даних та оперативної валідації гіпотез щодо гранулярності, ознак і стабільності управлінських метрик [19].

На користь використання Power BI для посилення прикладної функції управлінського обліку на основі методів ШІ говорять такі його переваги:

По-перше, Power BI містить зручний інструментарій інтеграції джерел і первинної підготовки даних на основі Power Query, що дозволяє уніфікувати формати, типи даних, календарі, довідники та ключі зв'язування до моменту формування аналітичного шару. На практиці це підтримує підхід, де один раз описана трансформація відтворюється багаторазово, що є важливим для стабільності навчальних вибірок і порівнянності результатів моделей у часі. Для винесення повторно використовуваних перетворень за межі окремих звітів доцільно застосовувати dataflows (у т.ч. сучасні Dataflow Gen2 у середовищі Fabric), які дають можливість централізовано готувати таблиці та використовувати їх у різних семантичних моделях та звітах [20].

По-друге, при використанні Power BI в контексті підготовки даних до подальшої обробки методами ШІ особливого значення набуває керованість і прозорість походження даних. У сервісі Power BI доступний перегляд лінійності, який відображає зв'язки між артефактами робочого простору, а також зовнішні залежності. Це дозволяє документувати, звідки походять ознаки та показники, на якому кроці вони трансформуються, та спрощує аудит змін – критичну умову відтворюваності навчальних наборів даних і контролю версій бізнес-правил.

Наступною перевагою використання Power BI є реалізація вимог інформаційної безпеки та управління доступом під час підготовки даних. Для навчальних вибірок даних управлінського обліку важливо обмежувати доступ до чутливих зрізів (контрагенти, заробітна плата, внутрішні витрати центрів відповідальності, договірні умови). Механізми захисту на рівні рядка (RLS) дозволяють обмежувати видимість рядів даних за ролями, що підтримує розподіл доступів між підрозділами та узгоджується з вимогами governance у потоці даних. Цей інструмент може використовуватись як інтерфейс для інтеграції з зовнішніми ML-сервісами. Зокрема, у методичних рекомендаціях Microsoft підкреслюється можливість викликати ML-моделі з Power Query, інтегруючи результати оцінки та попередню обробку у процес підготовки даних. Така інтеграція є корисною, коли підприємству потрібен контрольований конвеєр «дані - трансформація - оцінка - використання у звітності», наприклад, для раннього попередження про відхилення бюджету або аномалії витрат.

Ще однією значною перевагою Power BI для керівника, бухгалтера чи аналітика є зручний інтерфейс, а функціонал програми дозволяє створювати дашборди у вигляді таблиць, матриць та різного виду візуалізацій, за допомогою якого можна перевірити якість даних, а також оперативно виявляти відхилення й аномалії в показниках, які можуть свідчити про помилки класифікації, неповноту рознесення або порушення регламентів періодизації. Для бухгалтера та контролера практичним є формування окремого дашборду, який відображатиме частку нерознесених операцій, кількість записів із відсутніми аналітичними атрибутами, частоту перекласифікацій об'єктів обліку, наявність дублікатів документів, а також різниці між синтетичними підсумками та деталізацією аналітичного рівня. Такі перевірки дозволяють локалізувати проблемні ділянки потоків даних до конкретного джерела або етапу трансформацій і своєчасно ініціювати коригувальні процедури.

Для задач тренування моделей ШІ додатковою перевагою Power BI є можливість формувати узгоджені семантичні визначення KPI та забезпечувати їх повторюване застосування в різних звітах і витягах даних. Це знижує ризик ситуації, коли навчальна вибірка формується на базі показника, який у різних підрозділах трактується по-різному та підвищує відтворюваність цільових змінних для прогнозування. Таким чином, Power BI виконує подвійну функцію: з одного боку, він забезпечує користувачам прикладний інтерфейс для управлінської інтерпретації даних і прийняття рішень, а з іншого слугує інструментом контролю якості та методичної узгодженості показників, на основі яких формуються навчальні набори даних і результати моделей ШІ вбудовуються у процеси планування, бюджетування та контролінгу.

В цілому процес взаємодії бухгалтера чи аналітика із Power BI для побудови ШІ моделей в управлінському обліку буде виглядати за схемою на рис. 3.

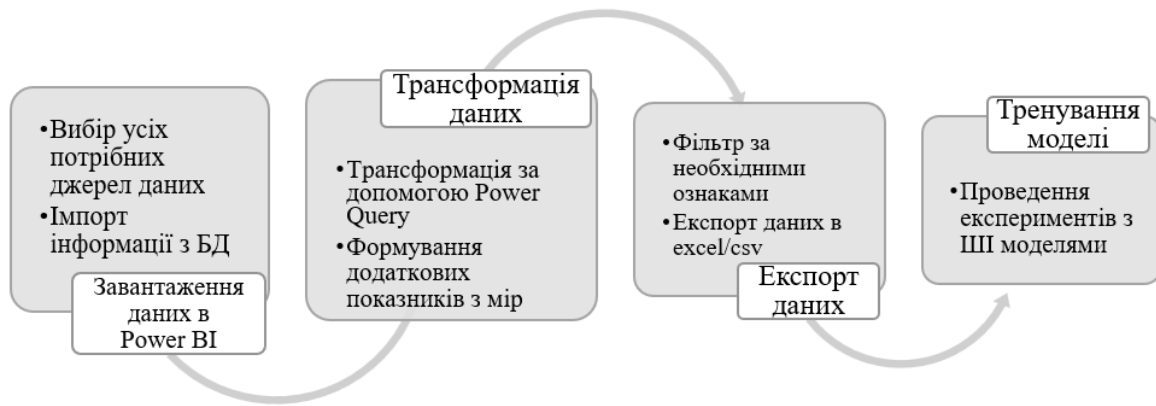


Рис. 3. Схема роботи бухгалтера / аналітика із Power BI для побудови ІІІ моделей в управлінському обліку
Джерело: сформовано авторами

Етапи завантаження даних до Power BI та їх трансформації доцільно розглядати як стандартизовані та відтворювані етапи, які налаштовуються один раз у межах потоку даних (підключення до джерел, правила очищення, уніфікація ключів, приєднання довідників, формування семантичних показників) і надалі виконуються автоматично за заданим регламентом оновлення. Таке налаштування забезпечує сталість методики розрахунків і знижує залежність якості даних від ручних операцій, що є критично важливим для управлінського обліку, де порівнянність КРІ у часі є базовою вимогою.

Водночас експорт даних і тренування моделі не можуть бути повністю уніфікованими, оскільки залежать від конкретної управлінської задачі, рівня деталізації та горизонту прогнозу. Зміни стосуються насамперед структури навчального витягу: визначення цільової змінної, розрізу даних, набору ознак та правила обрання періоду, яке запобігає включенню інформації, недоступної на момент прогнозу [21, с.9-10]. Таким чином, у Power BI стабільним залишається фундамент - контрольований потік даних і семантика показників, тоді як для кожної ML-задачі формується окремий регламентований витяг та відповідний сценарій навчання та оцінювання.

Практично це означає, що організація може підтримувати кілька моделей ІІІ, створених на базі єдиної семантичної моделі: вітрина для прогнозу витрат, вітрина для прогнозу витрат за центрами відповідальності та вітрина для виявлення аномалій у витратах або продажах. Кожна з них відрізняється переліком ознак і горизонтом прогнозу, однак спирається на одну й ту саму методично узгоджену систему показників та контрольних процедур, що забезпечує відтворюваність результатів та їх інтеграцію в управлінський цикл підприємства.

Практична цінність запропонованого підходу полягає не лише у стандартизації та впорядкуванні потоків даних, а й у можливості оцінювання його результативності для потреб управління. На відміну від традиційного підходу, за якого управлінська інформація формується переважно ретроспективно та потребує значного обсягу ручних коригувань, запропонована модель інформаційних потоків забезпечує вищий рівень узгодженості даних, відтворюваності розрахунків і придатності інформаційної бази до прогнозової аналітики. Її результативність доцільно оцінювати за системою показників, що охоплює тривалість підготовки управлінської звітності, частку операцій із відсутніми аналітичними атрибутами, кількість ручних коригувань, рівень узгодженості синтетичного та аналітичного обліку, а також точність прогнозних моделей, побудованих на основі сформованих наборів даних.

З прикладної точки зору, на підприємствах роздрібної торгівлі впровадження ВІ-системи у поєднанні з уніфікованою структурою аналітичних рахунків і регламентованими потоками даних створює передумови для оперативнішого виявлення відхилень між плановими і фактичними показниками продажів, контролю повноти рознесення операцій за центрами відповідальності та формування стабільних наборів даних для прогнозування витрат, маржі й товарних залишків. Це дає підстави розглядати запропонований підхід не лише як засіб організації інформаційних потоків, а і як інструмент підвищення аналітичної обґрунтованості управлінських рішень.

Висновки. У статті розроблено та обґрунтовано концептуальні та організаційні підходи до побудови потоків даних управлінського обліку, орієнтованих на забезпечення інформаційних потреб управління та коректне застосування методів штучного інтелекту. Запропоновано етапну модель потоку даних, яка забезпечує послідовний перехід від ідентифікації та інтеграції джерел до формування узгоджених синтетичного й аналітичного рівнів інформації, семантичної формалізації управлінських

показників (KPI), а також створення та використання аналітичних і прогностичних сервісів у процесах планування, бюджетування, калькулювання та контролінгу.

Систематизовано класифікацію даних управлінського обліку, що дозволяє диференціювати вимоги до якості, рівня деталізації, накопичення історії змін версій та правил розрахунків й тим самим підвищити відтворюваність управлінських розрахунків та придатність даних для III моделей. Встановлено, що інтеграція методів III в управлінський облік має спиратися на методично визначені вимоги до джерел, якості, структури та рівнів деталізації даних, оскільки саме вони формують коректні набори даних для III моделей і забезпечують відтворюваність управлінських розрахунків. У цьому контексті обґрунтовано необхідність оптимального поєднання синтетичного та аналітичного рівнів інформації. Синтетичний рівень даних забезпечує контроль тотожності підсумків і стабільність правил визнання та періодизації, тоді як аналітичний рівень даних формує деталізацію за об'єктами управління та чинниками витрат, необхідну для калькулювання, бюджетування та факторного аналізу. Запропоновано підхід до побудови структури аналітичних рахунків для виокремлення цільових ознак, придатних для подальшої обробки методами III. Сформовано організаційний підхід до участі бухгалтера та аналітика в процесах ведення управлінського обліку з використанням III моделей.

Практичне значення отриманих ML результатів полягає у формуванні організаційної основи для інтеграції прогностичних і аналітичних алгоритмів в управлінський цикл без втрати економічного змісту показників, що підвищує обґрунтованість управлінських рішень у сфері витрат, маржі та бюджетних відхилень. Подальші дослідження доцільно спрямувати на апробацію запропонованого підходу в прикладних кейсах підприємств і кількісне оцінювання впливу характеристик якості даних та стабільності правил на точність прогнозів й управлінський ефект.

Література

1. Appelbaum D., Kogan A., Vasarhelyi M., Yan Z. Impact of business analytics and enterprise systems on managerial accounting // *International Journal of Accounting Information Systems*. 2017. Vol. 25. P. 29-44. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2017.03.003>.
2. Ranta M., Ylinen M., Järvenpää M. Machine learning in management accounting research: Literature review and pathways for the future // *European Accounting Review*. 2023. Vol. 32, No. 3. P. 607-636. DOI: <https://doi.org/10.1080/09638180.2022.2137221>.
3. Abbas K. Management accounting and artificial intelligence: A comprehensive literature review and recommendations for future research // *The British Accounting Review*. 2025. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bar.2025.101551>.
4. Ratmono D., Frendy, Zuhrohtun. Digitalization in management accounting systems for urban SMEs in a developing country: A mediation model analysis // *Cogent Economics & Finance*. 2023. Vol. 11, No. 2. DOI: <https://doi.org/10.1080/23322039.2023.2269773>.
5. Kokina J., Blanchette S. Early evidence of digital labor in accounting: Innovation with robotic process automation // *International Journal of Accounting Information Systems*. 2019. Vol. 35. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100431>.
6. Склярук І., Вовк Н. Управлінський облік бізнес-процесів в умовах діджиталізації // *Економіка та суспільство*. 2024. № 59. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-59-69>.
7. Талах Т., Голячук Н. Цифровізація обліку для забезпечення ефективного розвитку бізнесу // *Економіка та суспільство*. 2025. № 71. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-71-12>.
8. Пилипенко Л., Тивончук О. Особливості формування електронної інформаційної системи управлінського обліку та управлінської звітності корпорацій // *Економіка та суспільство*. 2024. № 64. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-64-145>.
9. Rikhardsson P., Yigitbasioglu O. Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus // *International Journal of Accounting Information Systems*. 2018. Vol. 29. P. 37-58. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.001>.
10. DAMA International. DAMA-DMBOK: Data management body of knowledge (DMBOK). URL: <https://dama.org/learning-resources/dama-data-management-body-of-knowledge-dmbok/> (дата звернення: 17.02.2026).
11. Wasserbacher H., Spindler M. Machine learning for financial forecasting, planning and analysis: Recent developments and pitfalls // *Digital Finance*. 2022. Vol. 4. P. 63-88. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42521-021-00046-2>.
12. Keel G., Savage C., Rafiq M., Mazzocato P. Time-driven activity-based costing in health care: A systematic review of the literature // *Health Policy*. 2017. Vol. 121, No. 7. P. 755-763.
13. Chen Y., Zhao Y., Li X. An open dataset of data lineage graphs for data governance research // *Visual Informatics*. 2024. Vol. 8, No. 1. P. 1-5. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.visinf.2024.01.001>.

14. Kapula K. Intelligent document processing: The new frontier of automation // *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*. 2022. Vol. 10. P. 345-357.
15. Kimball R., Ross M. Kimball dimensional modeling techniques. Version 11. 2013. URL: <https://www.kimballgroup.com/wp-content/uploads/2013/08/2013.09-Kimball-Dimensional-Modeling-Techniques11.pdf> (дата звернення: 17.02.2026).
16. Spraakman G., Sanchez-Rodriguez C., Tuck-Riggs C. A. Data analytics by management accountants // *Qualitative Research in Accounting & Management*. 2021. Vol. 18, No. 1. P. 127-147. DOI: <https://doi.org/10.1108/QRAM-11-2019-0122>.
17. KPMG. Handbook: Internal controls over financial reporting. 2023. URL: <https://kpmg.com/kpmg-us/content/dam/kpmg/frv/pdf/2023/handbook-internal-controls-over-financial-reporting.pdf> (дата звернення: 20.02.2026).
18. Sunde T. V., Wright C. S. Implementing triple entry accounting as an audit tool - An extension to modern accounting systems // *Journal of Risk and Financial Management*. 2023. Vol. 16, No. 11. Art. 478. DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm16110478>.
19. Microsoft. What is Power BI? Overview of components and benefits. URL: <https://learn.microsoft.com/power-bi/fundamentals/power-bi-overview> (дата звернення: 22.02.2026).
20. Microsoft. Introduction to dataflows and self-service data prep. URL: <https://learn.microsoft.com/power-bi/transform-model/dataflows/dataflows-introduction-self-service> (дата звернення: 22.02.2026).
21. Zhou Y., Tu F., Sha K., Ding J., Chen H. A survey on data quality dimensions and tools for machine learning. 2024. arXiv:2406.19614. URL: <https://arxiv.org/abs/2406.19614> (дата звернення: 23.02.2026).

References

1. Appelbaum D., Kogan A., Vasarhelyi M., Yan Z. Impact of business analytics and enterprise systems on managerial accounting // *International Journal of Accounting Information Systems*. 2017. Vol. 25. P. 29-44. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2017.03.003>.
2. Ranta M., Ylinen M., Järvenpää M. Machine learning in management accounting research: Literature review and pathways for the future // *European Accounting Review*. 2023. Vol. 32, No. 3. P. 607-636. DOI: <https://doi.org/10.1080/09638180.2022.2137221>.
3. Abbas K. Management accounting and artificial intelligence: A comprehensive literature review and recommendations for future research // *The British Accounting Review*. 2025. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bar.2025.101551>.
4. Ratmono D., Frendy, Zuhrohtun. Digitalization in management accounting systems for urban SMEs in a developing country: A mediation model analysis // *Cogent Economics & Finance*. 2023. Vol. 11, No. 2. DOI: <https://doi.org/10.1080/23322039.2023.2269773>.
5. Kokina J., Blanchette S. Early evidence of digital labor in accounting: Innovation with robotic process automation // *International Journal of Accounting Information Systems*. 2019. Vol. 35. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100431>.
6. Skliaruk I., Vovk N. (2024) Upravlinskyi oblik biznes-protsesiv v umovakh didzhytalizatsii [Management accounting of business processes in the context of digitalization]. *Ekonomika ta suspilstvo*, no. 59. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-59-69>
7. Talakh T., Holiachuk N. (2025) Tsyfrovizatsiia obliku dlia zabezpechennia efektyvnoho rozvytku biznesu [Digitalization of accounting to ensure effective business development]. *Ekonomika ta suspilstvo*, no. 71. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-71-12>
8. Pylypenko L., Tyvonchuk O. (2024) Osoblyvosti formuvannia elektronnoi informatsiinoi systemy upravlinskoho obliku ta upravlinskoi zvitnosti korporatsii [Features of the formation of an electronic information system of management accounting and management reporting of corporations]. *Ekonomika ta suspilstvo*, no. 64. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-64-145>
9. Rikhardsson P., Yigitbasioglu O. Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus // *International Journal of Accounting Information Systems*. 2018. Vol. 29. P. 37-58. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.001>.
10. DAMA International. DAMA-DMBOK: Data management body of knowledge (DMBOK). Available at: <https://dama.org/learning-resources/dama-data-management-body-of-knowledge-dmbok/> (accessed February 17, 2026).
11. Wasserbacher H., Spindler M. Machine learning for financial forecasting, planning and analysis: Recent developments and pitfalls // *Digital Finance*. 2022. Vol. 4. P. 63-88. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42521-021-00046-2>.
12. Keel G., Savage C., Rafiq M., Mazzocato P. Time-driven activity-based costing in health care: A systematic review of the literature // *Health Policy*. 2017. Vol. 121, No. 7. P. 755-763.

13. Chen Y., Zhao Y., Li X. An open dataset of data lineage graphs for data governance research // *Visual Informatics*. 2024. Vol. 8, No. 1. P. 1-5. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.visinf.2024.01.001>.
14. Kapula K. Intelligent document processing: The new frontier of automation // *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*. 2022. Vol. 10. P. 345-357.
15. Kimball R., Ross M. Kimball dimensional modeling techniques. Version 11. 2013. Available at: <https://www.kimballgroup.com/wp-content/uploads/2013/08/2013.09-Kimball-Dimensional-Modeling-Techniques11.pdf> (accessed February 17, 2026).
16. Spraakman G., Sanchez-Rodriguez C., Tuck-Riggs C. A. Data analytics by management accountants // *Qualitative Research in Accounting & Management*. 2021. Vol. 18, No. 1. P. 127-147. DOI: <https://doi.org/10.1108/QRAM-11-2019-0122>.
17. KPMG. Handbook: Internal controls over financial reporting. 2023. Available at: <https://kpmg.com/kpmg-us/content/dam/kpmg/frv/pdf/2023/handbook-internal-controls-over-financial-reporting.pdf> (accessed February 20, 2026).
18. Sunde T. V., Wright C. S. Implementing triple entry accounting as an audit tool - An extension to modern accounting systems // *Journal of Risk and Financial Management*. 2023. Vol. 16, No. 11. Art. 478. DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm16110478>.
19. Microsoft. What is Power BI? Overview of components and benefits. Available at: <https://learn.microsoft.com/power-bi/fundamentals/power-bi-overview> (accessed February 22, 2026).
20. Microsoft. Introduction to dataflows and self-service data prep. Available at: <https://learn.microsoft.com/power-bi/transform-model/dataflows/dataflows-introduction-self-service> (accessed February 22, 2026).
21. Zhou Y., Tu F., Sha K., Ding J., Chen H. A survey on data quality dimensions and tools for machine learning. 2024. arXiv:2406.19614. Available at: <https://arxiv.org/abs/2406.19614> (accessed February 23, 2026).

Отримано: 01.03.2026

Прийнято до публікації: 02.04.2026

Опубліковано: 15.04.2026