

Кириллов Олександр Олегович

аспірант

Київського національного університету імені Тараса Шевченка

Kyryllov Oleksandr

Postgraduate Student of the

Taras Shevchenko National University of Kyiv

ORCID: 0009-0000-3770-0156

**АСОЦІАТИВНІ ПРАВИЛА ЯК ІНСТРУМЕНТ ІДЕНТИФІКАЦІЇ
ПОМИЛОК У БУХГАЛТЕРСЬКОМУ ОБЛІКУ
ASSOCIATIVE RULES AS A TOOL FOR IDENTIFYING
ACCOUNTING ERRORS**

Анотація. У сучасному світі, де ефективне управління фінансовими ресурсами є вирішальним фактором для успішного функціонування підприємств, бухгалтерський облік стає необхідною складовою. Точність бухгалтерського обліку господарських операцій визнається не лише з погляду внутрішнього управління, але й для збереження стабільності та репутації суб'єкта господарювання на ринку. Помилки у бухгалтерському обліку можуть призвести до серйозних фінансових проблем, тому виявлення та корекція цих помилок є важливим завданням для професійних бухгалтерів і аудиторів. Існують ситуації, коли помилки можуть залишитися непоміченими через обсяг і складність облікової інформації. Асоціативні правила, засновані на аналізі облікових даних, можуть допомогти вирішити цю проблему.

Стаття має на меті розглянути сучасні алгоритми пошуку асоціативних правил, проаналізувати їх застосування у бухгалтерському обліку конкретного підприємства. Результати дослідження показують,

що пошук асоціативних правил є ефективним інструментом для ідентифікації помилок у бухгалтерському обліку, допомагаючи забезпечити точність та надійність облікової інформації.

Аналіз асоціативних правил для облікових даних ПрАТ «КиївХліб» дозволяє виділити два важливих аспекти, які варто враховувати при внутрішньому аудиті господарської діяльності цього підприємства. Першим з них є бухгалтерські помилки, які можуть включати несумісність операцій та використання неіснуючих рахунків. Другим важливим аспектом є сумнівні господарські операції, які можуть бути потенційно ризикованими і вимагати додаткової перевірки та уваги з боку служб внутрішнього аудиту. Крім того, необхідно враховувати можливість випадкового співпадіння облікових даних, оскільки це може призвести до недостовірних висновків і викривлення результатів бухгалтерського обліку.

У статті вказується можливість автоматизації процесу виявлення помилок та контролю облікових даних у режимі реального часу за допомогою асоціативних правил. Підкреслюється, що ці правила можуть бути налаштовані під конкретні потреби підприємства, роблячи їх універсальним інструментом для різних сфер економічної діяльності.

Стаття також вказує на перспективність адаптації нечітких множин для обробки облікової інформації у бухгалтерському обліку, особливо в ситуаціях з низьким рівнем точності даних. Для ефективного використання нечітких множин у сфері бухгалтерського обліку важливо мати відповідні знання та розуміння цих методів, а також враховувати особливості функціонування підприємства.

Ключові слова: бухгалтерський облік, інтелектуальний аналіз даних, афінитивний аналіз, асоціативні правила, бухгалтерські помилки, господарські операції.

Summary. *In the modern world, where effective management of financial resources is a crucial factor for the successful operation of enterprises, accounting becomes an essential component. The accuracy of accounting for economic transactions is recognized not only from the perspective of internal management but also for maintaining the stability and reputation of a business entity in the market. Errors in accounting can lead to serious financial problems, so the detection and correction of these errors are important tasks for professional accountants and auditors. There are situations where errors can go unnoticed due to the volume and complexity of accounting information. Associative rules based on the analysis of accounting data can help address this issue.*

This article aims to explore contemporary algorithms for discovering associative rules and analyze their application in the accounting of a specific enterprise. The research results indicate that the search for associative rules is an effective tool for identifying errors in accounting, helping to ensure the accuracy and reliability of accounting information.

The analysis of associative rules for accounting data of Kyivkhlit highlights two important aspects to consider in internal auditing of the company's economic activities. The first is accounting errors, which may include incompatible transactions and the use of non-existent accounts. The second important aspect is questionable economic transactions, which may be potentially risky and require additional scrutiny and attention from internal audit services. Additionally, the possibility of accidental coincidences in accounting data should be considered, as this can lead to unreliable conclusions and distort the results of accounting.

The article mentions the possibility of automating the process of error detection and control of accounting data in real-time using associative rules. It emphasizes that these rules can be tailored to the specific needs of the enterprise, making them a versatile tool for various sectors of economic activity.

The article also highlights the potential for adapting fuzzy sets for processing accounting information, especially in situations with low data accuracy. To effectively use fuzzy sets in accounting, it is important to have the relevant knowledge and understanding of these methods, as well as consider the specific functioning of the enterprise.

Key words: *accounting, data mining, affinity analysis, association rules, accounting errors, business transactions.*

Постановка проблеми. У сучасних умовах бухгалтерський облік є важливою складовою ефективного функціонування підприємств. Помилки у бухгалтерському обліку можуть призвести до серйозних фінансових проблем, що негативно впливають на стабільність та репутацію підприємства. Тому виявлення та корекція цих помилок є актуальним завданням для бухгалтерів і аудиторів.

Однак існують випадки, коли помилки у бухгалтерському обліку можуть залишитися непоміченими через обсяг і складність фінансової інформації. В таких випадках важливо мати ефективні інструменти для ідентифікації цих помилок. Одним з таких інструментів виявлення помилок виступає пошук асоціативних правил.

Асоціативні правила, які базуються на відкритті взаємозв'язків із великої кількості фінансових даних, вже успішно використовуються в різних галузях для розробки управлінських рішень, виявленні нетривіальних зв'язків та прогнозування. Процес пошуку асоціативних правил між різними господарськими операціями може виявитися потужним інструментом для виявлення та прогнозування помилок у бухгалтерському обліку.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз наукових праць вітчизняних та зарубіжних вчених підтверджує дискусійність питання щодо

використання методики пошуку асоціативних правил у різних сферах економічної діяльності.

Теоретичні аспекти застосування асоціативних правил висвітлені в працях вітчизняних науковців: А. М. Кобиліна [1], Т. О. Савчука та Н. В. Приймака [4], В. Ф. Ситника та М. Т. Краснюка [5], О. І. Черняка [6].

Є. В. Левус, Ю. В. Нечипір, Ю. В. Поляняк [3] стверджують, що компаніям важливо знайти найкращий спосіб не просто виявляти приховані закономірності та взаємозв'язки у них, але й отримувати інформацію в режимі реального часу, в результаті чого швидко приймати управлінські рішення, основані на якісних даних. Алгоритми для знаходження асоціативних правил стали одним з найпопулярніших існуючих методів для виявлення закономірностей у даних.

На думку І. І. Коваленко, Є. О. Давиденко та А. В. Шведа [2], для обробки великих масивів неструктурованих даних в останні роки широко використовуються методи пошуку асоціативних правил, які дозволяють виявляти нові закономірності типу «якщо умова, то наслідок». Найпростіший алгоритм пошуку асоціативних правил розглядає всі можливі комбінації умов та наслідків, оцінює для них підтримку та достовірність, а потім виключає всі асоціації, що не задовольняють заданим обмеженням.

Пауль Альпар та Свен Вінкельстретер [7] зазначають, що використання інтелектуального аналізу даних у бухгалтерському обліку дозволяє виявити закономірності, які можуть бути представлені у вигляді асоціативних правил. Відхилення від виявлених закономірностей можуть бути визнані як бухгалтерські помилки, тобто порушення якості облікових даних, які обов'язково повинні перевірятися професійними бухгалтерами та аудиторами.

Незважаючи на значну кількість досліджень щодо особливостей використання асоціативних правил у структурі фінансових даних, процес

адаптації методики пошуку асоціативних правил до вимог бухгалтерського обліку залишається недостатньо проаналізованим.

Формулювання цілей статті (постановка завдання). Мета статті полягає у розкритті потечійних переваг пошуку асоціативних правил у сфері бухгалтерського обліку. Зазначена мета обумовлює постановку та вирішення наступних завдань:

- розглянути сучасні алгоритми пошуку асоціативних правил;
- проаналізувати процес пошуку асоціативних правил у сфері бухгалтерського обліку конкретного підприємства;
- за допомогою сформованих асоціативних правил виявити можливі бухгалтерські помилки та сумнівні господарські операції суб'єкта господарювання.

Виклад основного матеріалу. Сукупність облікових даних може містити нетривіальні логічні закономірності, які необхідно виявити (наприклад, ідентифікацію можливих помилок, а також оцінка ймовірності шахрайства в бухгалтерському обліку). Для вирішення поставленої проблеми використовується афінитивний аналіз, метою якого є виявлення взаємозв'язку між спільними подіями.

Зміст афінитивного аналізу полягає у виявленні взаємозв'язків між різними подіями, зокрема у встановленні правил, які дозволяють кількісно описати взаємозв'язок між двома або більше подіями. Наведені закономірності називаються асоціативними правилами (association rules).

Методика пошуку асоціативних правил ідентифікує усі асоціації, які задовольняють обмеженням на підтримку і достовірність, які накладаються користувачами. Це призводить до необхідності розглядати велику кількість асоціацій, а це неможливо реалізувати в рамках ручної обробки облікової інформації. Кількість правил бажано зменшити таким чином, щоб проаналізувати тільки найбільш значущі з них.

В процесі пошуку асоціативних правил може виконуватися виявлення всіх асоціацій, підтримка й вірогідність для яких перевищують заданий користувачем мінімум. Найпростіший алгоритм пошуку асоціативних правил розглядає всі можливі комбінації умов і наслідків, оцінює для них підтримку й вірогідність, а потім виключає всі асоціації, які не задовольняють заданим обмеженням [2, с. 51].

В процесі генерації асоціативних правил широко використовуються методики, які дозволяють зменшити кількість асоціацій, які необхідно проаналізувати. Одним з найбільш поширених є методика, яка базується на виявленні частих наборів, коли аналізуються лише ті асоціації, що зустрічаються досить часто [14, с. 415].

Асоціативні правила в аналізі облікових даних вказують на приховані зв'язки між різними елементами даних, які спільно зустрічаються. Один з найвідоміших алгоритмів для пошуку асоціативних правил – це алгоритм Apriori. Його можна використовувати в бухгалтерському обліку для виявлення взаємозалежностей між різними господарськими операціями.

Основна ідея алгоритму Apriori полягає в тому, щоб знаходити часті набори елементів у даних і використовувати їх для генерації асоціативних правил.

Алгоритм Apriori перебирає всі можливі комбінації елементів, щоб знайти часті набори елементів. Він починає з наборів з одного елемента, а потім поступово збільшує довжину наборів. Для визначення того, які набори елементів є частими, використовується порогове значення підтримки. Це значення вказує, яка частка даних має містити даний набір елементів, щоб він вважався частим. Набори елементів, що не задовольняють порогове значення, виключаються.

Після генерації кандидатів, алгоритм Apriori перевіряє, які з них задовольняють порогове значення підтримки. Цей процес вимагає проходження через вхідні дані для підрахунку кількості входжень кожного

кандидата. Після знаходження частих наборів елементів, алгоритм Apriori використовує їх для генерації асоціативних правил. Правила генеруються шляхом розбиття частого набору на всі можливі підмножини і створення правила між цими підмножинами та їхніми комплементами.

Алгоритм Apriori ефективний для знаходження асоціативних правил, але може вимагати значних програмних потужностей для великих наборів даних через потребу у значному переборі комбінацій. Існують також модифікації алгоритму, які покращують його ефективність, наприклад, FP-Growth (модифікація алгоритму Apriori), який використовує структуру дерева для швидкого пошуку асоціативних правил.

Розглянемо процес пошуку асоціативних правил та ідентифікації можливих помилок у структурі бухгалтерської документації на прикладі ПрАТ «КиївХліб».

ПрАТ «КиївХліб» є однією з найбільших хлібопекарських компаній в Україні. Підприємство спеціалізується на виробництві хлібобулочних виробів та продуктів харчування. ПрАТ «КиївХліб» є однією з провідних учасниць українського ринку хлібопродуктів. Необхідно виявити нетривіальні асоціативні правила оплати рахунків з контрагентами, а також ідентифікувати можливі помилки або сумнівні транзакції, які можуть перебувати у базі облікових даних.

При побудові асоціативних правил використовуються два базових елементи (кожен елемент повинен бути дискретною величиною):

- ідентифікатор транзакції (поле, що визначає події, які відбулися одночасно);
- елемент транзакції (характеристика поля, яка притаманна події).

Для побудови асоціативних правил скористаємося програмним продуктом Loginom Studio, в якому реалізовано алгоритм FP-Growth.

База облікових даних ПрАТ «КиївХліб» містить 200 транзакцій, зроблених суб'єктом господарювання протягом 2022 року. Тому при

формуванні асоціативних правил необхідно скористатися двома базовими умовами:

- транзакція – ID документу, елемент – найменування товарів або послуг;
- транзакція – кредит рахунку, елемент – найменування товарів або послуг.

Асоціативні правила формуються лише у деякій кількості всіх транзакцій. Для того щоб транзакція увійшла в множину, вона повинна відображатися у вхідній вибірці кількість разів, більше за мінімальну підтримку і менше за максимальну.

Мінімальна та максимальна достовірність – це відсоткове відношення кількості транзакцій, що містять усі елементи, які входять у асоціативне правило, до загальної кількості транзакцій.

Виявлення нетривіальних асоціативних правил – одне з головних завдань при обчисленні асоціативних залежностей. Для того, щоб отримати дійсно цікаві залежності, потрібно використовувати наступні емпіричні правила:

1. Зменшення мінімальної підтримки призводить до того, що збільшується кількість потенційно цікавих правил, проте це потребує суттєвих обчислювальних ресурсів. Одним із обмежень зменшення межі мінімальної підтримки є те, що надто маленька підтримка правила робить його статистично незначущим.

2. Зменшення порога достовірності також призводить до збільшення кількості правил. Значення мінімальної достовірності має бути занадто маленьким, оскільки цінність правила з достовірністю 5 % настільки мала, що його включати не можна.

3. Якщо значення верхньої межі підтримки має надто велике значення, то у правилах основну частину становитимуть об'єкти з найбільшою частотою. При такому розкладі неможливо зменшити

мінімальний поріг підтримки до того значення, у якому можуть з'являтися цікаві правила. Причиною цього є величезна кількість правил і, як наслідок, нестача системних ресурсів.

Варіюючи верхньою та нижньою границею підтримки та достовірності, а також параметром максимальної потужності, можна позбутися від очевидних і нецікавих закономірностей. Як наслідок, правила, що генеруються алгоритмом, набувають наближеного до реальності вигляду.

В програмному середовищі Loginom Studio для відображення побудови асоціативних правил використовується три базових візуалізатори: популярні набори, асоціативні правила, практичне використання правил.

На рис. 1 відображено популярні набори для умови «транзакція – ID документа, елемент – найменування товарів або послуг».

12 Itemset ID	12 Power	9.0 Support	ab Найменування	ab Найменування
1	1	0,24	Борошно	<null>
2	1	0,24	Цукор	<null>
3	2	0,24	Борошно	Цукор
4	1	0,24	Сіль	<null>
5	2	0,24	Борошно	Сіль
6	2	0,24	Цукор	Сіль
7	1	0,24	Масло	<null>
8	2	0,24	Борошно	Масло
9	2	0,24	Цукор	Масло
10	2	0,24	Сіль	Масло
11	1	0,18	Малоцінні та швидкозношувані предмети	<null>
12	2	0,01	Борошно	Малоцінні та швидкозношувані предмети
13	2	0,01	Цукор	Малоцінні та швидкозношувані предмети
14	2	0,01	Сіль	Малоцінні та швидкозношувані предмети
15	2	0,01	Масло	Малоцінні та швидкозношувані предмети
16	1	0,12	Паливо	<null>
17	2	0,01	Малоцінні та швидкозношувані предмети	Паливо
18	1	0,12	Купівельні напівфабрикати	<null>
19	1	0,12	Комунальні послуги	<null>
20	1	0,10	Інвентарна тара	<null>

Рис. 1. Популярні набори для умови «транзакція – ID документа, елемент – найменування товарів або послуг»

[скріншот з програмного продукту Loginom Studio]

Джерело: авторська розробка

Популярні набори (або множини, що часто зустрічаються) – це множини, що складаються з одного і більше елементів, які найбільш часто зустрічаються в транзакціях одночасно. Отже, в результаті використання алгоритму FP-Growth було ідентифіковано 52 популярних набори, які повністю відповідають умовам мінімальною підтримки та довіри.

Побудовані асоціативні правила для умови «транзакція – ID документу, елемент – найменування товарів або послуг» представлено на рис. 2.

12 Rule ID	9.0 Support	9.0 Confidence	9.0 Lift	ab Найменування Antecedent	ab Найменування Consequence
1	0,24	1,00	4,08	Борошно	Цукор
2	0,24	1,00	4,08	Цукор	Борошно
3	0,24	1,00	4,08	Борошно	Сіль
4	0,24	1,00	4,08	Сіль	Борошно
5	0,24	1,00	4,08	Цукор	Сіль
6	0,24	1,00	4,08	Сіль	Цукор
7	0,24	1,00	4,08	Борошно	Масло
8	0,24	1,00	4,08	Масло	Борошно
9	0,24	1,00	4,08	Цукор	Масло
10	0,24	1,00	4,08	Масло	Цукор
11	0,24	1,00	4,08	Сіль	Масло
12	0,24	1,00	4,08	Масло	Сіль
13	0,07	0,70	9,80	Інвентарна тара	Обладнання та інвентар
14	0,07	1,00	9,80	Обладнання та інвентар	Інвентарна тара
15	0,06	1,00	5,44	Маркувальні засоби	Малоцінні та швидкозношувані предмети
16	0,05	0,50	8,17	Інвентарна тара	Будівельні матеріали
17	0,05	0,83	8,17	Будівельні матеріали	Інвентарна тара
18	0,03	0,50	7,00	Будівельні матеріали	Обладнання та інвентар
19	0,05	1,00	19,60	Комп'ютерне обладнання	Програмне забезпечення
20	0,05	1,00	19,60	Програмне забезпечення	Комп'ютерне обладнання

Рис. 2. Асоціативні правила для умови «транзакція – ID документу, елемент – найменування товарів або послуг»

[скріншот з програмного продукту *Logiplot Studio*]

Джерело: авторська розробка

За результатами аналізу було ідентифіковано 20 асоціативних правил, для перевірки яких використовуються наступні показники: підтримка (support), довіра (confidence) та ліфт (lift).

Прикладом практичного використання зазначених показників є інтерпретація правила № 13:

- очікувана ймовірність придбання інвентарної тари разом з обладнанням становить 7 %;
- якщо ПрАТ «КиївХліб» закуповує інвентарну тару, то з ймовірністю 70 % він одночасно зробить і закупівлю обладнання;
- якщо ПрАТ «КиївХліб» закуповує інвентарну тару, тоді у 9,8 разів частіше він також зробить закупівлю обладнання, ніж будь-який інший товар або послугу.

Практичне використання асоціативних правил для умови «транзакція – ID документу, елемент – найменування товарів або послуг» наведено на рис. 3.

ab ID документу	12 Rule ID	9.0 Support	9.0 Confidence	9.0 Lift	ab Найменування Antecedent	ab Найменування Consequence
KJ285	13	0,07	0,70	9,80	Інвентарна тара	Обладнання та інвентар
KJ285	16	0,05	0,50	8,17	Інвентарна тара	Будівельні матеріали
KF155	13	0,07	0,70	9,80	Інвентарна тара	Обладнання та інвентар
KM182	13	0,07	0,70	9,80	Інвентарна тара	Обладнання та інвентар
KG538	16	0,05	0,50	8,17	Інвентарна тара	Будівельні матеріали
KS679	16	0,05	0,50	8,17	Інвентарна тара	Будівельні матеріали
KO799	16	0,05	0,50	8,17	Інвентарна тара	Будівельні матеріали
KN921	17	0,05	0,83	8,17	Будівельні матеріали	Інвентарна тара
KN921	18	0,03	0,50	7,00	Будівельні матеріали	Обладнання та інвентар
KD814	16	0,05	0,50	8,17	Інвентарна тара	Будівельні матеріали

Рис. 3. Практичне використання асоціативних правил для умови «транзакція – ID документу, елемент – найменування товарів або послуг»

[скріншот з програмного продукту *Loginom Studio*]

Джерело: авторська розробка

Отже, половина зі сформованих асоціативних правил є нетривіальними (при рівні довіри у межах від 50 % до 80 %), особливо цікавими правилами є одночасне придбання інвентарної тари разом з обладнанням та будівельними матеріалами.

Кінцевим етапом побудови асоціативних правил є їх практичне тлумачення. Головним завданням в рамках цього етапу є інтерпретація виявлених асоціативних правил, тобто перевірка факту значущості правила з точки зору ідентифікації закономірності або, навпаки, виявлення артефакту (викиду) з масиву облікових даних.

Набір асоціативних правил можна розподілити на три основних типи [9, с. 27]:

- корисні правила, які містять достовірну інформацію, яка раніше була невідома, але має логічне пояснення. Такі правила можна використовувати для прийняття управлінських рішень;
- тривіальні правила містять дійсну й легко пояснювальну інформацію, яка вже відома. Такі правила, хоча й пояснюються, не можуть бути корисними, оскільки вони відображають або відомі закони в галузі дослідження, або результати минулої діяльності. Практична цінність таких правил вкрай низька;
- незрозумілі правила, які містять інформацію, яку неможливо пояснити. Такі правила виходять на основі або аномальних значень, або глибоко прихованих знань. Ці правила не можна використовувати безпосередньо для прийняття управлінських рішень, оскільки їх незрозумілість може призвести до непередбачуваних результатів. Для кращого розуміння потрібен додатковий аналіз.

Виходячи з вищенаведеної градації асоціативних правил, можна виділити наступні результати аналізу:

- тривіальні правила № 1 – 12, 19 – 20 (у ПрАТ «КиївХліб» сировина та матеріали (борошно, цукор, сіль, масло) закупаються одночасно, аналогічна ситуація з комп'ютерним обладнанням та програмним забезпеченням – 100 % рівень довіри);
- корисні правила № 13, 16 – 18 (залежність придбання інвентарної тари, обладнання та будівельних матеріалів – рівень довіри від 50 % до 100 %)
- незрозуміле правило № 15 (одночасне придбання маркувальних засобів та МШП – 100 % рівень довіри).

Для виявлення можливих помилок у бухгалтерській документації або сумнівних транзакцій скористаємося механізмом пошуку асоціативних

правил за умовою «транзакція – кредит рахунку, елемент – найменування товарів або послуг».

Результати пошуку практичних асоціативних правил для умови «транзакція – кредит рахунку, елемент – найменування товарів або послуг» наведено у таблиці 1.

Таблиця 1

Результати формування практичних асоціативних правил для умови «транзакція – кредит рахунку, елемент – найменування товарів або послуг»

Кредит рахунку	Номер правила	Рівень підтримки	Рівень довіри	Ліфт	Причина (antecedent)	Наслідок (consequence)
311	71	0,40	0,67	1,67	Рекламні послуги	Фінансові активи
311	144	0,20	0,50	2,50	Комунальні послуги	Комп'ютерне обладнання
311	151	0,20	0,50	2,50	Комунальні послуги	Програмне забезпечення
301	29	0,40	0,67	1,67	Масло	Борошно
301	31	0,40	0,67	1,67	Масло	Цукор
301	35	0,40	0,67	1,67	Масло	Сіль
301	21	0,40	0,67	1,11	Паливо	Рекламні послуги
301	57	0,40	0,67	1,67	Паливо	Комунальні послуги
302	4	0,40	0,67	1,11	Малоцінні та швидкозношувані предмети	Масло
302	6	0,40	0,67	1,11	Малоцінні та швидкозношувані предмети	Паливо
302	17	0,40	0,67	1,11	Малоцінні та швидкозношувані предмети	Купівельні напівфабрикати
302	45	0,40	0,67	1,67	Малоцінні та швидкозношувані предмети	Інвентарна тара
302	79	0,40	0,67	1,67	Малоцінні та швидкозношувані предмети	Будівельні матеріали
302	99	0,40	0,67	1,67	Малоцінні та швидкозношувані предмети	Транспортні засоби
302	121	0,40	0,67	1,67	Малоцінні та швидкозношувані предмети	Обладнання та інвентар
302	61	0,40	0,67	1,67	Рекламні послуги	Комунальні послуги

302	146	0,20	0,50	2,50	Фінансові активи	Комп'ютерне обладнання
302	153	0,20	0,50	2,50	Фінансові активи	Програмне забезпечення
312	2	0,40	0,67	1,11	Паливо	Масло
312	5	0,40	0,67	1,11	Паливо	Малоцінні та швидкозношувані предмети
312	9	0,40	0,67	1,11	Паливо	Маркувальні засоби
312	43	0,40	0,67	1,67	Паливо	Інвентарна тара
312	77	0,40	0,67	1,67	Паливо	Будівельні матеріали
312	97	0,40	0,67	1,67	Паливо	Транспортні засоби
312	119	0,40	0,67	1,67	Паливо	Обладнання та інвентар
312	64	0,20	0,50	1,25	Комунальні послуги	Борошно
312	66	0,20	0,50	1,25	Комунальні послуги	Цукор
312	68	0,20	0,50	1,25	Комунальні послуги	Сіль
305	1	0,40	0,67	1,11	Масло	Паливо
305	3	0,40	0,67	1,11	Масло	Малоцінні та швидкозношувані предмети
305	7	0,40	0,67	1,11	Масло	Маркувальні засоби
305	13	0,40	0,67	1,11	Масло	Купівельні напівфабрикати
305	41	0,40	0,67	1,67	Масло	Інвентарна тара
305	75	0,40	0,67	1,67	Масло	Будівельні матеріали
305	95	0,40	0,67	1,67	Масло	Транспортні засоби
305	117	0,40	0,67	1,67	Масло	Обладнання та інвентар
305	63	0,20	0,50	1,25	Борошно	Комунальні послуги

Джерело: складено автором

Для наведеної умови пошуку правил асоціації було знайдено 125 популярних наборів та 156 асоціативних правил, з яких можна виокремити 37 найбільш важливих (з необхідним рівнем підтримки та довіри).

На основі знайдених 37 практичних асоціативних правил можна виділити можливі помилки та сумнівні господарські операції, які можуть бути присутні у базі облікових даних ПрАТ «КиївХліб» (таблиця 2).

**Ідентифікація помилок та сумнівних господарських операції ПрАТ
«КиївХліб» за допомогою асоціативних правил**

№ з/п	Зміст	Номер правила	Характеристика
1.	Оплата комунальних послуг	64, 66, 68	Погашення заборгованості за комунальні послуги не можна здійснювати за допомогою іноземної валюти (субрахунок 312), окрім спеціальних умов. Наказом про облікову політику ПрАТ «КиївХліб» таких дій не передбачено. Наведена помилка може бути фінансовим правопорушенням
2.	Використання рахунку 305	1, 3, 7, 13, 41, 63, 75, 95, 117	Наказом про облікову політику ПрАТ «КиївХліб» та Планом рахунків бухгалтерського обліку не передбачено використання субрахунку 305. Наведена помилка може мати несистематичний характер
3.	Сумнівні господарські операції (бухгалтерські проведення, які потребують додаткової перевірки з боку аудиторських організацій або служб внутрішнього аудиту)		
3.1.	Оплата транспортних засобів	99	Використання готівки у формі іноземної валюти при придбанні транспортних засобів свідчить про високий ризик викривлення операції, тому необхідним є перевірка первинної документації
3.2.	Оплата фінансових активів	146, 153	Аналогічна до попередньої операції умова використання готівки у формі іноземної валюти
3.3.	Розрахунки з постачальними за відвантажене паливо	2, 5, 9	Закупівля палива з використанням готівки у формі іноземної валюти при придбанні аналогічної сировини за національну валюту характеризується ризиком викривлення операції, тому необхідним є проведення аудиторської перевірки наведених операцій

Джерело: систематизовано автором

Наведені факти господарської діяльності ПрАТ «КиївХліб» можуть слугувати основою для першочергової перевірки, отже використовуватися аудиторами та податковими органами для виявлення можливих фінансових правопорушень.

Аналіз асоціативних правил може дати різні результати в залежності від того, які показники вибрані для обробки. Результати можуть змінитися

при зміні ідентифікатора та елемента транзакції або при додаванні (або видаленні) господарських операцій суб'єкта господарювання. Зв'язки між транзакціями можуть змінюватися з часом через зміни в бізнес-процесах, ринкових умовах, змінах нормативно-правового середовища. Аналіз асоціативних правил слід виконувати регулярно для виявлення нових трендів та змін.

Під час аналізу асоціативних правил варто враховувати можливість випадкового співпадіння даних (артефактів), яке може призвести до недостовірних висновків. Обережність у використанні асоціативних правил допоможе уникнути помилкових висновків, покращити якість прийнятих управлінських рішень та забезпечити довіру до результатів аналізу.

Висновки і перспективи подальших досліджень. На основі проведеного дослідження, можемо стверджувати, що пошук асоціативних правил є ефективним інструментом для ідентифікації помилок у бухгалтерському обліку. Асоціативні правила дозволяють забезпечити точність та надійність облікової інформації підприємства, що є критично важливим для прийняття ефективних управлінських рішень.

Асоціативні правила автоматизують процес виявлення можливих помилок та викривлень в облікових записах. Вони дозволяють здійснювати контроль облікових даних у режимі реальному часі, що зменшує ризик фінансових викривлень та сприяє оперативному реагуванню на потенційні проблеми. Крім того, асоціативні правила можуть бути налаштовані під конкретні потреби підприємства, що робить їх універсальним інструментом для різних видів економічної діяльності.

Аналіз практичних асоціативних правил на основі бази облікових даних ПрАТ «КиївХліб» дозволяє виділити два важливих аспекти, які варто враховувати при внутрішньому аудиті господарської діяльності цього підприємства: бухгалтерські помилки (несумісність операцій та використання неіснуючих рахунків) та сумнівні господарські операції

(потенційно ризиковані операції, які вимагають додаткової перевірки та уваги з боку служб внутрішнього аудиту). Також необхідно враховувати можливість випадкового співпадіння облікових даних, яке може призвести до недостовірних висновків.

Одним з ключових аспектів перспективних досліджень у сфері бухгалтерського обліку є адаптація інструментарію нечітких множин до процесу обробки облікової інформації. Використання нечітких множин у бухгалтерському обліку може бути корисним у ситуаціях, коли облікова інформація характеризується низьким рівнем точності, тому потребує подальшої оцінки або узагальнення через різні ступені достовірності. Для ефективного застосування нечітких множин бухгалтери повинні мати відповідні знання і розуміння цих методів, а також враховувати особливості функціонування підприємства.

Література

1. Кобилін А. М. Система обробки економічної інформації: навчальний посібник. Київ: Центр навчальної літератури, 2019. 234 с.
2. Коваленко І. І., Давиденко Є. О., Швед А. В. Методика пошуку асоціативних правил. *Вісник Черкаського державного технологічного університету*. 2019. № 3. С. 50-55. doi: <https://doi.org/10.24025/2306-4412.3.2019.176909> (дата звернення: 01.09.2023).
3. Левус Є. В., Нечипір Ю. В., Полиняк Ю. В. Аналіз алгоритму Apriori для структурованих та неструктурованих даних. *Вісник Національного університету «Львівська політехніка»*. Серія: *Інформаційні системи та мережі*. 2017. № 872. С. 62-68. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/VNULPICM_2017_872_10 (дата звернення: 07.09.2023).
4. Савчук Т. О., Приймак Н. В. Розробка інформаційної моделі процесу пошуку асоціативних правил при розробці програмного забезпечення.

- Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*. 2018. № 2. С. 43-48. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Itki_2018_2_8 (дата звернення: 07.09.2023).
5. Ситник В. Ф., Краснюк М. Т. Інтелектуальний аналіз даних (дейтамайнінг): навчальний посібник. Київ: КНЕУ, 2007. 376 с.
 6. Черняк О. І. Інтелектуальний аналіз даних: підручник. Київ: Знання, 2014. 599 с.
 7. Alpar P., Winkelsträter S. Assessment of data quality in accounting data with association rules. *Expert Systems with Applications*. 2014. Vol. 41, No. 5. P. 2259-2268. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.09.024> (дата звернення: 10.09.2023).
 8. Chen X. Analysis of Association Rules of Investment Risk and Accounting Based on Artificial Intelligence Model. *Innovative Computing: book*. New York, 2020. P. 675-681. doi: https://doi.org/10.1007/978-981-15-5959-4_82 (дата звернення: 01.09.2023).
 9. Chornous G., Farenuk Y., Didenko I. The Guide to Data Mining Course for undergraduate students majoring in Economics. Kyiv: Condor, 2022. 100 p.
 10. Fister I., Iglesias A., Galvez A. Online numerical association rule miner. *Neurocomputing*. 2023. Vol. 523. P. 33-43. doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.12.002> (дата звернення: 08.09.2023).
 11. Krasnyuk M., Krasniuk S. Association rules in Finance Management. *Scientific Practice. Modern and classical research methods*: Boston, USA. 26 February 2021. P. 9-10. doi: <https://doi.org/10.36074/logos-26.02.2021.v1.01> (дата звернення: 07.09.2023).
 12. Lin Y., Yue H., Liao H., Li D., Chen L. Financial Risk Assessment of Enterprise Management Accounting Based on Association Rule Algorithm under the Background of Big Data. *Journal of Sensors*. 2022. Vol 5. P. 1-

10. doi: <https://doi.org/10.1155/2022/8041623> (дата звернення: 10.09.2023).
13. Mohammed S., Rubath K., Piper S., Schiefenhövel F., Freytag J-C., Balzer F., Boie S. A statistical method for predicting quantitative variables in association rule mining. *Information Systems*. 2023. Vol. 118. P. 102-116. doi: <https://doi.org/10.1016/j.is.2023.102253> (дата звернення: 03.09.2023).
14. Mokkaedem A., Pelletier M., Raimbault L. Association rules and decision rules. *Statistical Analysis and Data Mining*. 2023. Vol. 16, No. 2. P. 411-435. doi: <https://doi.org/10.1002/sam.11620> (дата звернення: 03.09.2023).
15. Shakhovska N., Kaminsky R., Zasoba E., Tsiutsiura M. Association Rules Mining in Big Data. *Computing*. 2018. Vol. 17, No. 1. P. 25-32. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Computing_2018_17_1_5 (дата звернення: 03.09.2023).
16. Tse M., Wu C-H. Using a fuzzy association rule mining approach to identify the financial data association. *Expert Systems with Applications*. 2012. Vol. 39, No. 10. P. 9054-9063. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.02.047> (дата звернення: 04.09.2023).

References

1. Kobylin, A. (2019). *Systema obrobky ekonomichnoji informaciji: navchalnyj posibnyk* [Economic information processing system], Publishing «CUL», Kyiv, Ukraine.
2. Kovalenko, I., Davydenko, J. and Shved, A. (2019). Methodology for searching associative rules. *Visnyk Cherkasjkogho derzhavnogho tekhnologhichnogho universytetu*, [Online], Vol. 3. doi: <https://doi.org/10.24025/2306-4412.3.2019.176909> [in Ukrainian].
3. Levus, J., Nechypir, J. and Polynjak, J. (2017). Analysis of the Apriori algorithm for structured and unstructured data. *Visnyk Nacionaljnogho*

universytetu «Ljvivs'jka politekhnika». Serija: Informacijni systemy ta merezhi, [Online], Vol. 872. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/VNULPICM_2017_872_10 [in Ukrainian].

4. Savchuk, T., Pryjmak, N. (2018). Development of an information model for the process of searching associative rules in software development. *Informacijni tekhnologhiji ta komp'juterna inzhenerija*, [Online], Vol. 2. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Itki_2018_2_8 [in Ukrainian].
5. Sytnyk, V. and Krasnjuk, M. (2007). *Intelektualjnyj analiz danykh* [Data Mining], KNEU, Kyiv, Ukraine.
6. Chernyak, O. (2014). *Intelektualjnyj analiz danykh* [Data Mining], Znannja, Kyiv, Ukraine.
7. Alpar, P., Winkelsträter, S. (2014). Assessment of data quality in accounting data with association rules. *Expert Systems with Applications*. Vol. 41, No. 5. P. 2259-2268. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.09.024> (accessed 10 September 2023).
8. Chen, X. (2020). Analysis of Association Rules of Investment Risk and Accounting Based on Artificial Intelligence Model. *Innovative Computing: book*. New York, P. 675-681. doi: https://doi.org/10.1007/978-981-15-5959-4_82 (accessed 1 September 2023).
9. Chornous G., Farenuk Y., Didenko I. *The Guide to Data Mining Course for undergraduate students majoring in Economics*. Kyiv: Condor, 2022. 100 p.
10. Fister, I., Iglesias, A., Galvez, A. (2023). Online numerical association rule miner. *Neurocomputing*. Vol. 523. P. 33-43. doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.12.002> (accessed 8 September 2023).
11. Krasnyuk, M., Krasniuk, S. (2021). Association rules in Finance Management. *Scientific Practice. Modern and classical research methods*: Boston, USA. P. 9-10. doi: <https://doi.org/10.36074/logos-26.02.2021.v1.01> (accessed 7 September 2023).

12. Lin, Y., Yue, H., Liao, H., Li, D., Chen, L. (2022). Financial Risk Assessment of Enterprise Management Accounting Based on Association Rule Algorithm under the Background of Big Data. *Journal of Sensors*. Vol 5. P. 1-10. doi: <https://doi.org/10.1155/2022/8041623> (accessed 10 September 2023).
13. Mohammed, S., Rubath, K., Piper, S., Schiefenhövel, F., Freytag, J-C., Balzer, F., Boie, S. (2023). A statistical method for predicting quantitative variables in association rule mining. *Information Systems*. Vol. 118. P. 102-116. doi: <https://doi.org/10.1016/j.is.2023.102253> (accessed 3 September 2023).
14. Mokkadem, A., Pelletier, M., Raimbault, L. (2023). Association rules and decision rules. *Statistical Analysis and Data Mining*. Vol. 16, No. 2. P. 411-435. doi: <https://doi.org/10.1002/sam.11620> (accessed 3 September 2023).
15. Shakhovska, N., Kaminsky, R., Zasoba, E., Tsiutsiura, M. (2018). Association Rules Mining in Big Data. *Computing*. Vol. 17, No. 1. P. 25-32. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Computing_2018_17_1_5 (accessed 3 September 2023).
16. Tse, M., Wu, C-H. (2012). Using a fuzzy association rule mining approach to identify the financial data association. *Expert Systems with Applications*. Vol. 39, No. 10. P. 9054-9063. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.02.047> (accessed 4 September 2023).