

УДК 334.7, 330.4
JEL: C38; D85; L81
DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2026-4-202-212>

МЕТОДИ БАГАТОВИМІРНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ЕКОНОМІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ ЯК ІНСТРУМЕНТ АНАЛІЗУ МЕТАПРОСТОРОВИХ БІЗНЕС-КОЛАБОРАЦІЙ У СФЕРІ ТОРГІВЛІ

©2026 ЧЕРНОВА Н. Л., ЧЕРНОВ О. О., ДЬЯЧКОВА О. В.

УДК 334.7, 330.4
JEL: C38; D85; L81

Чернова Н. Л., Чернов О. О., Дьячкова О. В. Методи багатовимірної класифікації економічних об'єктів як інструмент аналізу метапросторових бізнес-колаборацій у сфері торгівлі

У статті досліджено можливості застосування методів багатовимірної класифікації економічних об'єктів для аналізу метапросторових бізнес-колаборацій у сфері торгівлі в умовах цифровізації економіки. Обґрунтовано, що сучасні бізнес-колаборації формуються у складних мережових структурах, де взаємодіють підприємства з різними характеристиками, що потребує використання комплексних аналітичних підходів. Розглянуто особливості формування системи показників для оцінювання діяльності економічних об'єктів, які охоплюють фінансові, ринкові та структурні характеристики та представлені в різних типах шкал вимірювання. Визначено, що гетерогенність даних ускладнює застосування класичних економіко-математичних методів та потребує використання спеціалізованих підходів до оцінювання подібності між об'єктами. Обґрунтовано доцільність використання узагальнених мір подібності для змішаних даних, зокрема відстані Гауера, яка дозволяє інтегрувати кількісні, порядкові та номінальні ознаки в єдину аналітичну модель. На цій основі реалізовано класифікацію економічних об'єктів із застосуванням алгоритму *k-medoids*, який забезпечує коректну обробку різнорідних даних і підвищує стійкість результатів до викидів. У результаті емпіричного дослідження визначено оптимальну кількість кластерів та сформовано їх профілі, що дозволило виділити групи підприємств із різними рівнями фінансової ефективності, ринкової позиції та ризику. Показано, що використання медоїдів як типових представників кластерів значно спрощує інтерпретацію результатів і підвищує їх прикладну цінність. Доведено, що запропонований підхід дозволяє ідентифікувати потенційно сумісні групи компаній для формування ефективних бізнес-колаборацій, а також сприяє більш глибокому розумінню структури метапросторових взаємодій у сфері торгівлі. Отримані результати можуть бути використані для підтримки управлінських рішень та розвитку партнерських стратегій у цифровій економіці.

Ключові слова: багатовимірні класифікація; економічні об'єкти; метапросторові бізнес-колаборації; торгівля; кластерний аналіз; *k-medoids*; відстань Гауера; змішані дані; міри подібності; цифрова економіка.

Рис.: 8. **Табл.:** 5. **Формул.:** 11. **Бібл.:** 18.

Чернова Наталя Леонідівна – кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри програмної інженерії та інтелектуальних технологій управління, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут» (вул. Кирпичова, 2, Харків, 61002, Україна)

E-mail: natacherchum@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0073-8457>

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57212460303>

Чернов Олександр Олександрович – аспірант кафедри підприємництва, торгівлі і логістики, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут» (вул. Кирпичова, 2, Харків, 61002, Україна)

E-mail: Oleksandr.Chernov@emmb.khpi.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-7005-0009>

Дьячкова Ольга Володимирівна – доцент кафедри економічної кібернетики та прикладної економіки, Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна (майдан Свободи, 4, Харків, 61022, Україна)

E-mail: olga.v.dyachkova@karazin.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5751-9829>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/B-1303-2016>

UDC 334.7, 330.4
JEL: C38; D85; L81

Chernova N. L., Chernov O. O., Dyachkova O. V. Methods of Multidimensional Classification of Economic Objects as a Tool For Analyzing Metaspatial Business Collaborations in the Trade Sector

The article examines the possibilities of applying methods of multidimensional classification of economic objects for analyzing metaspatial business collaborations in the trade sector in the context of economic digitalization. It is substantiated that modern business collaborations are formed within complex network structures, where enterprises with different characteristics interact, which requires the use of comprehensive analytical approaches. The features of forming a system of indicators for evaluating the activities of economic objects are considered, covering financial, market, and structural characteristics and presented in various types of measurement scales. It is determined that data heterogeneity complicates the application of classical economic and mathematical methods and requires the use of specialized approaches to assessing similarity between objects. The feasibility of using generalized similarity measures for mixed data has been substantiated, in particular the Gower's distance, which allows integrating quantitative, ordinal, and nominal features into a single analytical model. On this basis, the classification of economic entities was implemented using the *k-medoids* algorithm, which ensures correct handling of heterogeneous data and increases the robustness of results against outliers. As a result of the empirical study, the optimal number of clusters was determined, and their profiles were formed, which made it possible to identify groups of enterprises with different levels of financial performance, market position, and risk. It was shown that using medoids as typical representatives of clusters significantly simplifies the interpretation of results and increases their practical value. It has been proved that the proposed approach allows for the identification of potentially compatible groups of companies for the formation of efficient business collaborations,

as well as contributing to a deeper understanding of the structure of metaspatial interactions in the field of trade. The obtained results can be used to support management decisions and the development of partnership strategies in the digital economy.

Keywords: multidimensional classification; economic entities; metaspatial business collaborations; trade; cluster analysis; k-medoids; Gower's distance; mixed data; similarity measures; digital economy.

Fig.: 8. **Tabl.:** 5. **Formulae:** 11. **Bibl.:** 18.

Chernova Natalia L. – PhD (Economics), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Software Engineering and Intelligent Control Technologies, National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute» (2 Kyrpychova Str., Kharkiv, 61002, Ukraine)

E-mail: natacherchum@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0073-8457>

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorid=57212460303>

Chernov Oleksandr O. – Postgraduate Student of the Department of Entrepreneurship, Trade and Logistics, National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute» (2 Kyrpychova Str., Kharkiv, 61002, Ukraine)

E-mail: Oleksandr.Chernov@emmb.khpi.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-7005-0009>

Dyachkova Olga V. – Associate Professor of the Department of Economic Cybernetics and Applied Economics, V. N. Karazin Kharkiv National University (4 Svo-body Square, Kharkiv, 61022, Ukraine)

E-mail: olga.v.dyachkova@karazin.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5751-9829>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/B-1303-2016>

У сучасних умовах трансформації економіки та розвитку цифрових платформ дедалі більшого значення набувають метапросторові бізнес-колаборації як новий рівень взаємодії суб'єктів господарювання. Такі колаборації формуються в межах складних мережевих і екосистемних структур, що об'єднують підприємства різних масштабів і типів діяльності, зокрема у сфері торгівлі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Для аналізу результатів економічної діяльності подібних об'єктів необхідним є використання системи показників, яка відображає різні аспекти їх функціонування. Такі показники можуть характеризувати фінансовий стан, ефективність діяльності, масштаб бізнесу, ринкову позицію та інші суттєві характеристики. Водночас ці показники можуть бути представлені у різних шкалах вимірювання, зокрема номінальній, порядковій, інтервальної та шкалі відношень. Наявність різнорідних шкал ускладнює безпосереднє порівняння та агрегування даних, що, своєю чергою, зумовлює необхідність застосування спеціалізованих методів багатовимірного аналізу та попередньої обробки даних [1–5].

Важливо зазначити, що тип шкали вимірювання ознак значною мірою визначає спектр методів і моделей, за допомогою яких ці дані можуть бути досліджені. У цьому контексті значна частина поширених економіко-математичних моделей орієнтована на однорідні типи даних і не здатна безпосередньо врахувати одночасно кілька різних шкал вимірювання в межах однієї задачі. Це обумовлює необхідність використання адаптованих підходів, що дозволяють інтегрувати різнорідні ознаки в єдину аналітичну модель та забезпечити коректність подальшого аналізу.

При дослідженні проблем управління бізнес-колабораціями задача класифікації економічних об'єктів у багатовимірному просторі є дуже актуальною. Це дозволяє ідентифікувати групи компаній зі схожими характеристиками, які потенційно можуть взаємодіяти та формувати ефективні партнерські зв'язки.

З формальної точки зору, задача класифікації полягає у віднесенні множини об'єктів $X = \{X_1, \dots, X_n\}$, кожен з яких описується набором ознак p , до певної кількості груп K , таких що об'єкти всередині груп є максимально подібними, а між групами – максимально відмінними. При цьому кожен об'єкт представлений вектором ознак: $X_i = \{x_{i1}, \dots, x_{ip}\}$. Розв'язання цієї задачі передбачає визначення структури даних у багатовимірному просторі ознак та використання відповідних метрик відстані для оцінювання подібності між об'єктами, що особливо важливо в умовах наявності різнорідних шкал вимірювання.

У табл. 1 наведено приклад системи показників, яка може бути застосована для задачі багатовимірної класифікації, з відповідним описом типу шкали для кожного показника.

Наведені показники представлені в різних типах шкал – номінальній, порядковій, інтервальної та шкалі відношень. Така гетерогенність даних суттєво ускладнює реалізацію задачі класифікації економічних об'єктів, оскільки більшість класичних методів передбачає роботу з ознаками, приведеними до єдиного масштабу та типу вимірювання. Насамперед це ускладнює проблему визначення міри подібності між об'єктами.

У цьому контексті ключове значення набувають міри подібності (або метрики відстані), які

використовуються для кількісної оцінки ступеня близькості між об'єктами в багатовимірному просторі ознак. Вибір відповідної міри залежить від типу даних і задачі дослідження.

Таблиця 1

Система показників для оцінки кандидатів на включення у склад бізнес-колаборації

Показник	Тип шкали
Фінансові показники	
Виручка	Шкала відношень
Чистий прибуток	Шкала відношень
Валовий прибуток	Шкала відношень
Рентабельність продажів	Шкала відношень
Операційна маржа	Шкала відношень
Темп зростання виручки	Інтервальна шкала
Операційні показники	
Кількість працівників	Шкала відношень
Кількість магазинів	Шкала відношень
Площа торговельних об'єктів	Шкала відношень
Середній чек	Шкала відношень
Оборот на 1 м ²	Шкала відношень
Ринкові показники	
Ринкова частка	Шкала відношень
Позиція на ринку	Порядкова шкала
Рівень конкуренції	Порядкова шкала
Лояльність клієнтів	Інтервальна шкала
Структурні показники	
Формат торгівлі	Номінальна
Регіон діяльності	Номінальна
Тип власності	Номінальна
Формат мережі	Номінальна

Джерело: розроблено авторами.

Міри подібності (або відстані) є фундаментальним елементом методів багатовимірної класифікації, оскільки саме вони визначають ступінь близькості між об'єктами у просторі ознак. У загальному вигляді міра подібності є функцією $d(X_i, X_j)$, яка ставить у відповідність парі об'єктів x_i та x_j числове значення, що відображає ступінь їх відмінності або схожості.

У більшості випадків використовується поняття відстані, яка задовольняє властивості метрики:

- невід'ємність: $d(X_i, X_j) \geq 0$;
- тотожність: $d(X_i, X_j) = 0$ тоді і тільки тоді, коли $X_i = X_j$;
- симетричність: $d(X_i, X_j) = d(X_j, X_i)$;

– нерівність трикутника: $d(X_i, X_k) \leq d(X_i, X_j) + d(X_j, X_k)$.

Залежно від типу даних і способу представлення об'єктів розрізняють кілька основних підходів до побудови мір подібності [6–10].

Бінарні змінні є окремим випадком номінальних і характеризуються наявністю лише двох можливих значень. Для них розроблені спеціалізовані коефіцієнти подібності, такі як коефіцієнти Жаккара, Сьоренсена, коефіцієнт простого збігу [11].

Введемо такі умовні позначення. Нехай для двох об'єктів визначено:

a – кількість ознак, що мають значення 1 в обох об'єктах;

b – кількість ознак, що мають значення 1 у першого об'єкта та 0 – у другого;

c – кількість ознак, що мають значення 0 у першого об'єкта та 1 – у другого;

d – кількість ознак, що мають значення 0 в обох об'єктах.

Коефіцієнт Жаккара визначається як відношення кількості спільних ознак до загальної кількості ознак, які хоча б в одному об'єкті мають значення 1:

$$J(X_i, X_j) = \frac{a}{a + b + c}.$$

Відстань Жаккара (міра відмінності) визначається як:

$$DJ(X_i, X_j) = 1 - J(X_i, X_j).$$

Коефіцієнт і відстань Сьоренсена мають вигляд:

$$S(X_i, X_j) = \frac{2a}{a + b + c}, \quad DS(X_i, X_j) = 1 - S(X_i, X_j).$$

Коефіцієнт Сьоренсена надає більшу вагу спільним ознакам (за рахунок множника 2), тому є більш чутливим до збігів між об'єктами, ніж коефіцієнт Жаккара.

Слід зазначити, що коефіцієнти Жаккара та Сьоренсена не враховують випадки спільної відсутності ознаки (d), оскільки вважається, що такі збіги не несуть суттєвої інформації про подібність об'єктів. Це є доцільним у задачах, де наявність ознаки має більшу значущість, ніж її відсутність. На відміну від цих коефіцієнтів, коефіцієнт простого збігу враховує як наявність, так і відсутність ознак:

$$SMC(X_i, X_j) = \frac{a + d}{a + b + c + d}.$$

У випадку номінальних змінних, які характеризуються відсутністю природного порядку між категоріями, завдання вимірювання подібності між об'єктами набуває особливих рис. Такі змінні приймають значення у вигляді якісних категорій,

тому традиційні числові операції, зокрема обчислення середнього чи дисперсії, до них не придатні.

Для порівняння об'єктів, описаних номінальними ознаками, найчастіше використовується підхід, що базується на аналізі збігів та розбіжностей категорій. У найпростішому випадку застосовується 0–1 міра відмінності, яка набуває значення 0 – у разі збігу категорій та 1 – у разі їх розбіжності. Такий підхід дозволяє формалізувати поняття подібності через підрахунок кількості однакових і відмінних значень ознак.

Оскільки номінальні змінні можуть мати різну кількість категорій і різний змістовий вклад у загальну характеристику об'єкта, на практиці використовуються узагальнені метрики подібності. Однією з найбільш поширених є відстань Гауера.

У випадку порядкових змінних застосовуються підходи, що враховують порядок значень, зокрема через їх попереднє ранжування та подальше використання числових метрик. Особливістю таких змінних є те, що вони відображають відносно розташування об'єктів за певною ознакою, однак відстані між рівнями шкали не є строго визначеними.

З метою використання порядкових змінних у методах багатовимірного аналізу їх, як правило, перетворюють на числову форму шляхом присвоєння рангів. Такий підхід дозволяє врахувати порядок значень, зберігаючи при цьому можливість інтеграції порядкових змінних у загальну систему багатовимірного аналізу. Водночас слід зазначити, що подібне перетворення передбачає припущення про рівномірність відстаней між сусідніми рангами, що не завжди відповідає реальній економічній інтерпретації ознак.

Альтернативним підходом є використання спеціалізованих мір подібності, зокрема в рамках метрики Гауера, де порядкові змінні також попередньо ранжуються, але їх внесок у загальну відстань нормується з урахуванням кількості рівнів шкали. Це дозволяє більш коректно інтегрувати різнотипні дані в єдину модель класифікації.

Для кількісних змінних, виміряних у шкалах інтервалів та відношень, використовуються метричні відстані, що базуються на геометричній інтерпретації об'єктів у багатовимірному просторі. Найпоширенішими серед них є евклідова $E(x, y)$, мангеттенська $M(x, y)$ відстані та відстань Чебишева $CH(x, y)$, які відрізняються ступенем чутливості до відхилень окремих ознак та характером агрегування різниць між ними:

$$E(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{g=1}^p (x_{ig} - x_{jg})^2},$$

$$M(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{g=1}^p |x_{ig} - x_{jg}|},$$

$$CH(x_i, x_j) = \max_g |x_{ig} - x_{jg}|.$$

Евклідова відстань є найбільш інтуїтивно зрозумілою, оскільки відповідає геометричній відстані між двома точками у багатовимірному просторі. Вона широко застосовується в задачах кластеризації, коли необхідно врахувати загальну величину відхилень за всіма ознаками. Водночас ця метрика є чутливою до великих значень різниць, оскільки квадратична форма підсилює вплив великих відхилень. У зв'язку з цим евклідова відстань вимагає попереднього нормування або стандартизації даних, щоб уникнути домінування окремих змінних з великими числовими масштабами.

Мангеттенська відстань, на відміну від евклідової, базується на сумі модулів різниць між відповідними ознаками. Вона менш чутлива до викидів і різких коливань даних, оскільки не підсилює великі відхилення. Завдяки цьому мангеттенська відстань часто використовується у випадках, коли дані містять шум або коли необхідно отримати більш стійку оцінку подібності між об'єктами. Вона також може краще відображати адитивний характер впливу окремих факторів на загальну подібність.

Відстань Чебишева враховує лише максимальне відхилення серед усіх ознак та ігнорує інші різниці. Такий підхід доцільний у випадках, коли найбільше відхилення за будь-якою ознакою є визначальним для оцінки подібності або відмінності об'єктів. Наприклад, це може бути важливо у задачах, де навіть одна суттєва різниця між підприємствами робить їх принципово несхожими. Водночас ця метрика не враховує сукупний ефект інших ознак, що обмежує її застосування у задачах комплексного аналізу [12; 13].

Особливе місце займають узагальнені міри подібності для змішаних даних, які поєднують ознаки різних типів. Такі підходи передбачають обчислення часткових відстаней для кожного типу змінних із подальшою агрегацією в єдину інтегральну міру. Найбільш відомим прикладом є відстань Гауера, яка дозволяє одночасно враховувати кількісні, порядкові та номінальні ознаки. Узагальнена відстань Гауера визначається як нормована середньозважена сума часткових відстаней за окремими ознаками, що дозволяє об'єднати змінні різних типів у єдину інтегральну міру подібності [14–17]. Для кількісних змінних використовується нормована абсолютна різниця, для номінальних – бінарна функція збігу, а для порядкових – попередньо нормовані рангові значення:

$$d(x_i, x_j) = \frac{\sum_{g=1}^p w_g h_g(x_{ig}, x_{jg})}{\sum_{g=1}^p w_g},$$

де p – кількість ознак, w_g – вага ознаки (1 – якщо обидва значення x_{ig}, x_{jg} визначені, 0 – якщо хоча б одно відсутнє), $h_g(x_{ig}, x_{jg})$ – часткова (локальна) відстань для g -ї ознаки.

Формули розрахунку часткових відстаней залежать від типу шкали.

Для інтервальної шкали:

$$h_g(x_{ig}, x_{jg}) = \frac{|x_{ig} - x_{jg}|}{R_g}, \quad R_g = \max_i(x_{ig}) - \min_i(x_{ig}).$$

Для номінальної шкали:

$$h_g(x_{ig}, x_{jg}) = \begin{cases} 0, & x_{ig} = x_{jg} \\ 1, & x_{ig} \neq x_{jg} \end{cases}.$$

Для порядкової шкали на першому кроці відні дані перетворюють на ранги r_{ig} , потім застосовують процедуру нормування – кількість рівнів g -ї ознаки. До нормованих значень застосовують формулу, аналогічну випадку інтервальної шкали.

Таким чином узагальнені метрики подібності, зокрема відстань Гауера, дозволяють коректно поєднувати ознаки різних типів у межах єдиної інтегральної міри. Це створює методологічну основу для подальшого аналізу багатовимірних економічних об'єктів у складних умовах розрізних шкал вимірювання.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Незважаючи на наявність значної кількості досліджень у сфері багатовимірної класифікації та аналізу бізнес-структур, недостатньо опрацьованими залишаються питання їх класифікації за умов гетерогенності даних. Зокрема, потребують подальшого дослідження підходи до інтеграції різнотипних показників в єдину аналітичну модель, а також забезпечення стійкості класифікації до викидів і підвищення інтерпретованості отриманих результатів для прийняття управлінських рішень.

Мета дослідження полягає в розробці та обґрунтуванні методичного підходу до аналізу метапросторових бізнес-колаборацій у сфері торгівлі на основі застосування методів багатовимірної класифікації економічних об'єктів, що дозволяє виявляти приховані структури та типологізувати учасників взаємодії.

Опис методики проведення дослідження. Практична реалізація задачі класифікації вимагає вибору відповідного алгоритму групування об'єктів, який здатен ефективно працювати з розрахованими мірами подібності. У зв'язку з цим

розглянемо та порівняємо підходи до кластеризації багатовимірних об'єктів та їх застосуванню в економічних дослідженнях.

Серед базових методів кластеризації найбільш поширеними є алгоритми k-means, k-medoids та ієрархічна кластеризація, які широко застосовуються для аналізу багатовимірних даних.

Алгоритм кластеризації k-means є одним із найвідоміших методів розбиття множини об'єктів на задалегідь визначену кількість кластерів. Його суть полягає у мінімізації внутрішньокластерної дисперсії шляхом ітераційного перерахунку центрів кластерів:

$$J = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K v_{ik} \sum_{g=1}^p (x_{ig} - \mu_{ig})^2,$$

де K – загальна кількість кластерів; μ – центр кластера; v_{ik} – індикатор приналежності ($v_{ik} = 1$ – якщо об'єкт i належить кластеру k , $v_{ik} = 0$ – у протилежному випадку).

Основною перевагою методу є його простота та обчислювальна ефективність. Водночас k-means працює лише з числовими даними та є чутливим до викидів, що обмежує його застосування у випадку змішаних ознак.

Алгоритм k-medoids є узагальненням підходу k-means, однак як центр кластера використовує не середнє значення, а реальний об'єкт – медоїд. Це дозволяє застосовувати довільні міри відстані, зокрема узагальнені метрики, такі як відстань Гауера. Алгоритм є більш стійким до викидів та придатним для роботи з даними змішаного типу, оскільки не вимагає числової інтерпретації всіх ознак.

Ієрархічна кластеризація є методом послідовного групування об'єктів, який дозволяє будувати багаторівневу структуру кластерів у вигляді дендрограми. На початковому етапі кожен об'єкт розглядається як окремий кластер. Далі на кожній ітерації відбувається об'єднання двох найближчих кластерів на основі обраної міри відстані $D: (A^*, B^*) = \arg \max_{A, B} D(A, B)$.

На відміну від попередніх методів, ієрархічна кластеризація не потребує попереднього задання кількості кластерів і дозволяє аналізувати структуру даних на різних рівнях узагальнення. Проте ієрархічні методи є обчислювально складними для великих наборів даних і чутливими до вибору міри відстані.

Порівняльний аналіз зазначених методів (табл. 2) показує, що k-means є ефективним для числових даних, але непридатним для змішаних змінних. Ієрархічна кластеризація забезпечує гнучкість та інтерпретованість, однак має високі обчислювальні витрати. Своєю чергою, k-medoids поєднує переваги обох підходів: можливість використання довільних метрик відстані та стійкість до

викидів при відносно прийнятній обчислювальній складності.

У контексті цього дослідження, де об'єкти характеризуються змішаними типами ознак, вибір алгоритму *k-medoids* є найбільш обґрунтованим. Це пояснюється можливістю його поєднання з узагальненими метриками подібності, що дозволяє коректно враховувати як кількісні, так і якісні змінні та забезпечує адекватну класифікацію економічних об'єктів у багатовимірному просторі ознак.

Викладення основного матеріалу. Алгоритм було застосовано до вихідного датасету компаній

сектора роздрібної торгівлі, які станом на початок квітня 2026 р. входили до складу індексу SP500. Вихідні дані взято за посиланням [18]. У *табл. 3* наведено перелік використаних показників з коротким описом сутності показника та типу шкали.

Алі наведено результати попереднього статистичного аналізу по зазначених індикаторах. У *табл. 4* наведено відповідні показники середнього, медіани, розмаху та дисперсії для числових показників. На *рис. 1 – рис. 7* наведено інформацію за категоріальними показниками.

Таблиця 2

Порівняльний аналіз методів кластеризації

Характеристика	k-means	k-medoids	Ієрархічна кластеризація
Центр кластера	Середнє значення	Реальний об'єкт (медоїд)	Не використовується
Тип даних	Тільки числові	Будь-які	Будь-які
Стійкість до викидів	Низька	Висока	Залежить від обраної міри відстані
Необхідність задання кількості кластерів	Так	Так	Ні
Обчислювальна складність	Низька	Середня	Висока
Інтерпретованість	Середня	Висока	Висока
Робота зі змішаними даними	Обмежена	Підходить	Підходить
Чутливість до метрики	Висока	Середня	Висока

Джерело: розроблено авторами.

Таблиця 3

Опис вихідної системи показників

Показник	Опис	Тип шкали
MarketCap	Ринкова капіталізація (вартість компанії на ринку, тис. дол.)	Кількісна (шкала відношень)
Sales	Річна виручка компанії	Кількісна (шкала відношень)
EBITDA	Прибуток до сплати відсотків, податків та амортизації	Кількісна (шкала відношень)
Trend	Загальний напрямок руху ціни(зростання, спад, стабільність)	Порядкова
TrendStr	Сила тренду (слабкий, помірний, сильний)	Порядкова
TrendDir	Напрямок тренду (вгору, вниз, нейтрально)	Номінальна
AnalystRating	Оцінка аналітиків (Buy, Hold, Sell)	Порядкова
Employees	Кількість працівників	Кількісна (шкала відношень)
Sector	Сектор економіки	Номінальна
Industry	Галузь в межах сектора	Номінальна
WklyOpts	Наявність/активність тижневих опціонів	Бінарна / категоріальна
MedTerm	Середньострокова оцінка тренду	Порядкова

Джерело: розроблено авторами.

Статистичний аналіз кількісних змінних

	MarketCap	Sales	EBITDA	Analyst Rating	Employees
Середнє	97 576 073 222,2	59 997 168 055,6	6 843 770 000,0	3,6	137 807,3
Медіана	29 442 797 000,0	19 449 200 000,0	3 438 340 000,0	3,7	33 800,0
Стандартне відхилення	188 064 970 208,6	123 763 803 881,4	8 445 572 363,5	0,6	354 818,3
Розмах	997 383 648 000,0	709 188 000 000,0	43 561 000 000,0	2,1	2 095 000,0
Міжквартильний розмах	50 667 701 250,0	47 494 150 000,0	7 747 085 000,0	0,7	81 500,0
Мінімум	5 464 928 000,0	3 975 000 000,0	467 000 000,0	2,6	5 000,0
Максимум	1 002 848 576 000,0	713 163 000 000,0	44 028 000 000,0	4,7	2 100 000,0

Джерело: розраховано авторами.

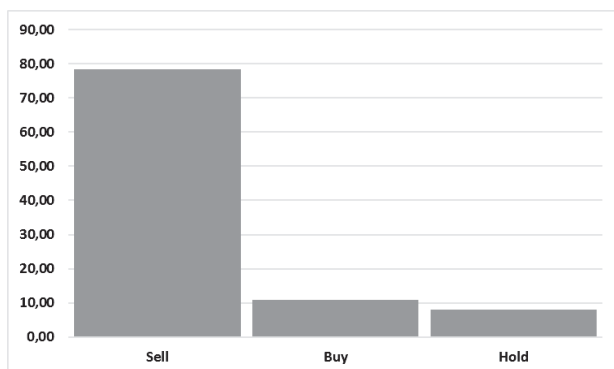


Рис. 1. Загальний напрямок руху ціни (Trend)

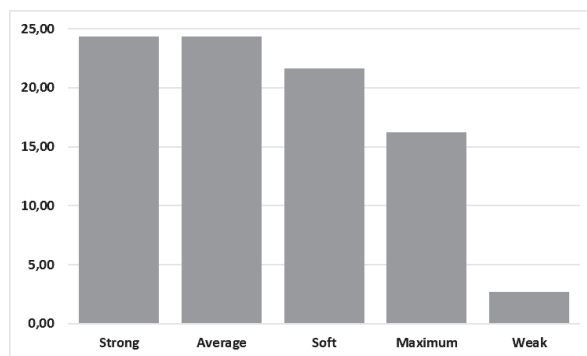


Рис. 2. Сила тренду (TrendStr)

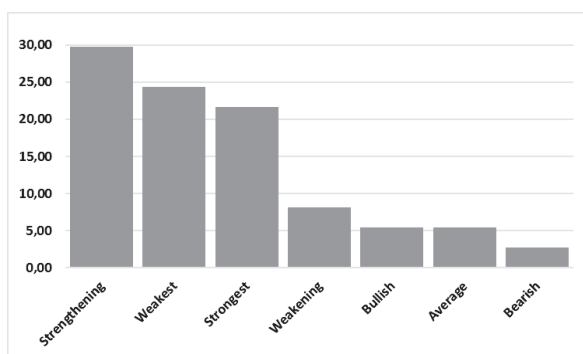


Рис. 3. Напрямок тренду (TrendDir)

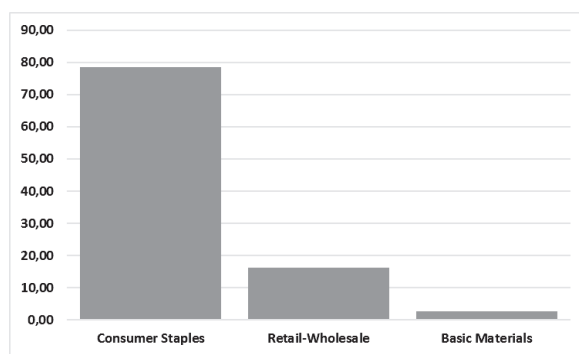


Рис. 4. Сектор економіки (Sector)

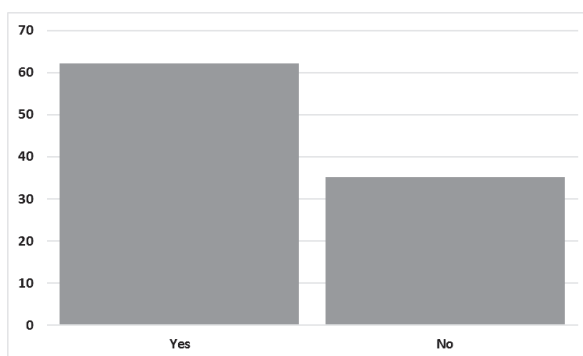


Рис. 5. Наявність / активність тижневих опціонів (WklyOpts)

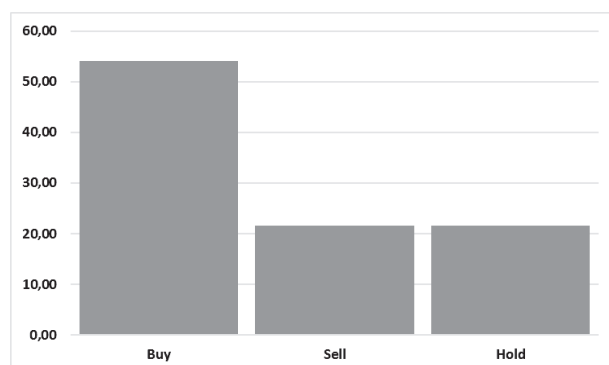


Рис. 6. Середньострокова оцінка тренду (MedTerm)

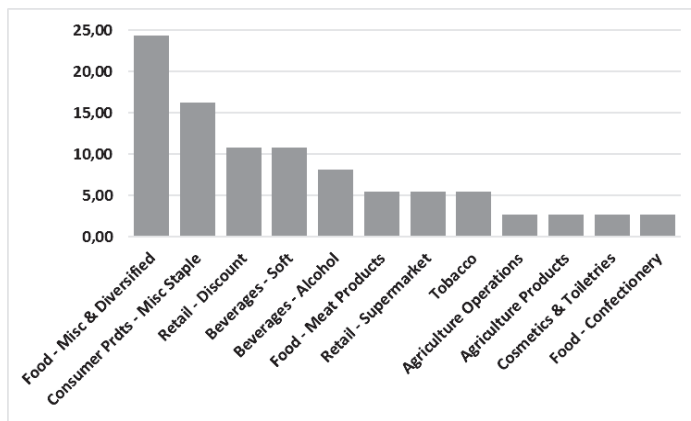
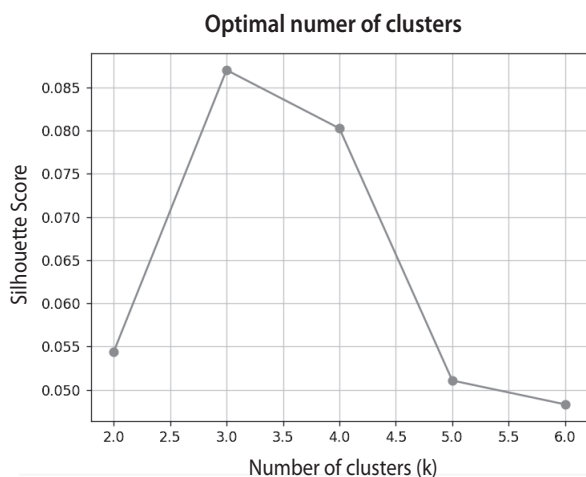


Рис. 7. Галузь в межах сектора (Industry)

Джерело: розраховано авторами.

Алгоритм k-medoids було реалізовано послідовно для значень $k = 2, 3, 4, 5, 6$. У результаті було виділено оптимальну кількість кластерів, що забезпечує найкраще співвідношення внутрішньої однорідності та міжкластерної відмінності. Відповідно до рис. 8 $k = 3$ є оптимальною кількістю кластерів.



Для інтерпретації отриманих результатів було сформовано кластерні профілі (табл. 5).

Кластер 1 характеризується відносно високими значеннями фінансових показників, зокрема виручки, прибутковості та ринкової капіталізації. Компанії цього кластера, як правило, мають стабільні позиції на ринку, високі рейтинги аналітиків та належать до найбільш розвинених сегментів галузі. Кластер 2 включає компанії з помірними фінансовими показниками та середнім рівнем ефективності. Для них характерна більша варіативність значень, а також менш однорідна структура за категоріальними ознаками. Кластер 3 об'єднує підприємства з нижчими значеннями ключових фінансових показників або підвищеним рівнем ризику (що може відображатися в нижчих рейтингах або менш стабільних трендах).

Важливою перевагою застосованого підходу є те, що алгоритм k-medoids визначає центр кожного кластера у вигляді реально-го об'єкта (медоїда), а не абстрактного середнього значення. Це означає, що для кожної виділеної групи безпосередньо ідентифікується конкретна компанія, яка виступає типовим представником відповідного кластера та найбільш повно відображає його характеристики.

Наявність такого «типового представника» значно спрощує інтерпретацію результатів кластеризації, оскільки дозволяє перейти від абстрактних статистичних узагальнень до аналізу конкретних економічних суб'єктів. Це, своєю чергою, підвищує прикладну цінність отриманих результатів.

Зокрема, на основі аналізу профілів кластерів та відповідних медоїдів стає можливим обґрунтований вибір потенційних партнерів для формування бізнес-колаборацій. Компанії, що належать до одного кластера або мають подібні характеристики до медоїда, можуть розглядатися як найбільш релевантні кандидати для взаємодії, оскільки вони характеризуються близькими параметрами діяльності, рівнем розвитку та ринковою позицією.

ВИСНОВКИ

Таким чином, розглянуто задачу класифікації економічних об'єктів в умовах наявності різнорідних за типом шкал вимірювання ознак, що є характерним для сучасних економічних даних, зокрема у сфері роздрібної торгівлі. Показано, що поєднання кількісних, порядкових і номінальних змінних істотно ускладнює застосування класичних економіко-математичних методів, зокрема через обмеження у використанні стандартних метричних підходів до оцінювання подібності.

Обґрунтовано доцільність використання узагальнених мір відстані, зокрема метрики Гауера, яка забезпечує коректне врахування змішаних ти-

Профілі кластерів

Показник	Кластер 1	Кластер 2	Кластер 3
MarketCap	47 347 581 769,23	220 389 750 300,00	51 626 097 642,86
Sales)	23 509 095 384,62	140 545 887 000,00	33 447 867 142,86
EBITDA	4 662 680 769,23	12 947 428 000,00	4 266 066 428,57
AnalystRating	3,35	3,87	3,72
Employees	68 348,23	356 870,00	38 402,64
MedoidSymbol	CAG	COST	ADM
MedoidName	Altria Group	Coca-Cola Company	Archer Daniels Midland
Trend	Sell	Sell	Sell
TrendStr	Average	Soft	Strong
TrendDir	Strengthening	Weakest	Strongest
Sector	Consumer Staples	Consumer Staples	Consumer Staples
Industry	Food – Misc & Diversified	Beverages – Alcohol	Consumer Prdts – Misc Staple
WklyOpts	Yes	Yes	No
MedTerm	Sell	Buy	Buy
ClusterSize	13	10	14

Джерело: розраховано авторами.

пів даних у межах єдиного підходу. На цій основі реалізовано кластеризацію за допомогою алгоритму k-medoids, що, на відміну від k-means, не потребує числової інтерпретації всіх ознак і демонструє стійкість до викидів.

Результати емпіричного аналізу підтверджують ефективність запропонованого підходу: отримані кластери характеризуються внутрішньою однорідністю та змістовною економічною інтерпретованістю. Виділені групи відображають різні типи компаній за рівнем фінансової стійкості, масштабами діяльності та ринковими характеристиками, що свідчить про практичну цінність запропонованої методики.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розширенням набору ознак, урахуванням динамічних характеристик розвитку компаній, а також застосуванням ансамблевих і гібридних методів кластеризації для підвищення стійкості та точності класифікації. ■

БІБЛІОГРАФІЯ

- Petzer B. J. M., Wiczorek A., Verbong G. Collaborative Business Models and Platforms in Shared Mobility Transitions: The Case of Bikeshare Integration. In: *Business Models for Sustainability Transitions*. Palgrave Macmillan, Cham., 2021. P. 191–228. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-77580-3_7
- Abdullahi H., Bamidele Ajulo E. Competition Versus Collaboration Business Model: A Review. *Inter-*

national Journal of Innovative Science and Research Technology. 2023. Vol. 8. Iss. 11. P. 1526–1533.

DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.10250914>

- Pedersen E. R. G., Lüdeke-Freund F., Henriques I., Seitanidi M. M. Toward Collaborative Crosssector Business Models for Sustainability. *Business & Society*. 2021. Vol. 60. Iss. 5. P. 1039–1058. DOI: <https://doi.org/10.1177/0007650320959027>
- Pop O.-M. The Four Main Types of Business Collaboration. *HYPE*. February 28, 2023. URL: <https://www.hypeinnovation.com/blog/the-four-main-types-of-business-collaboration>
- De Man A.-P., Luvison D. Collaborative business models: Aligning and operationalizing alliances. *Business Horizons*. 2019. Vol. 62. Iss. 4. P. 473–482. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.02.004>
- Amer A. A., Abdalla H. I. A set theory based similarity measure for text clustering and classification. *Journal of Big Data*. 2020. Vol. 7. Art. 74. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00344-3>
- Everitt B. S., Landau S., Leese M., Stahl D. Cluster analysis. 5th ed. Wiley, 2011. 352 p.
- Jain A. K., Murty M. N., Flynn P. J. Data clustering: A review. *ACM Computing Surveys*. 1999. Vol. 31. Iss. 3. P. 264–323. DOI: <https://doi.org/10.1145/331499.331504>
- Levy A., Shalom B. R., Chalamish M. A guide to similarity measures and their data science applications. *Journal of Big Data*. 2025. Vol. 12. Art. 188. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40537-025-01227-1>
- Shirkhorshidi A. S., Aghabozorgi S., Wah T. Y. A Comparison Study on Similarity and Dissimilarity

- Measures in Clustering Continuous Data. *PLoS ONE*. 2015. Vol. 10. Iss. 12. Art. e0144059. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0144059>
11. Choi S.-S., Cha S.-H., Tappert C. C. A survey of Binary Similarity and Distance Measures. *Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics*. 2010. Vol. 8. Iss. 1. P. 43–48. DOI: [https://www.iiisci.org/journal/CV\\$sci/pdfs/g315jg.pdf](https://www.iiisci.org/journal/CV$sci/pdfs/g315jg.pdf)
 12. Aggarwal C. C., Hinneburg A., Keim D. A. On the Surprising Behavior of Distance Metrics in High Dimensional Space. *Proceedings of the 8th International Conference on Database Theory (ICDT)*. 2001. P. 420–434. DOI: https://doi.org/10.1007/3-540-44503-X_27
 13. Kaur A., Kumar Y., Sidhu J. Exploring meta-heuristics for partitional clustering: methods, metrics, datasets, and challenges. *Artificial Intelligence Review*. 2024. Vol. 57. Art. 287. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10920-1>
 14. Mousavi E., Sehhati M. A generalized multi-aspect distance metric for mixed-type data clustering. *Pattern Recognition*. 2023. Vol. 138. Art. 109353. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2023.109353>
 15. Liu P., Yuan H., Ning Y. et al. A modified and weighted Gower distance-based clustering analysis for mixed type data: simulation and empirical analyses. *BMC Medical Research Methodology*. 2024. Vol. 24. Art. 305. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12874-024-02427-8>
 16. Чернова Н. Л., Чернов О. О., Пирогова С. Є. Застосування методів машинного навчання в алгоритмі пошуку партнерів для колаборації на прикладі сектора роздрібної торгівлі. *Бізнес Інформ*. 2024. № 9. С. 153–161. DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-9-153-161>
 17. Pyae A. Gower distance for mixed data (Version 1.0.1). *MATLAB Central File Exchange*. 2025, April 8. URL: <https://de.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/180653-gower-distance-for-mixed-data>
 18. Barchart EU. *Barchart*. March 4, 2026. URL: <https://www.barchart.com/eu>

REFERENCES

- Abdullahi H. & Bamidele Ajulo E. (2023). Competition Versus Collaboration Business Model: A Review. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, Iss. 11(Vol. 8), 1526–1533. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10250914>
- Aggarwal C. C., Hinneburg A. & Keim D. A. (2001). On the Surprising Behavior of Distance Metrics in High Dimensional Space. *Proceedings of the 8th International Conference on Database Theory (ICDT)* (p. 420–434). https://doi.org/10.1007/3-540-44503-X_27
- Amer A. A. & Abdalla H. I. (2020). A set theory based similarity measure for text clustering and classification. *Journal of Big Data*, Vol. 7, Art. 74. <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00344-3>
- Barchart. (2026, March 4). *Barchart EU*. <https://www.barchart.com/eu>
- Chernova N. L., Chernov O. O. & Pyrohova S. Ye. (2024). Zastosuvannya metodiv mashynnoho navchannia v alhorytmi poshuku partneriv dlia kolaboratsii na prykladi sektora rozdribnoi torhivli [Application of machine learning methods in the partner search algorithm for collaboration on the example of the retail sector]. *Biznes Inform*, 9, 153–161. <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-9-153-161>
- Choi S.-S., Cha S.-H. & Tappert C. C. (2010). A survey of Binary Similarity and Distance Measures. *Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics*, Iss. 1(Vol. 8), 43–48. [https://www.iiisci.org/journal/CV\\$sci/pdfs/g315jg.pdf](https://www.iiisci.org/journal/CV$sci/pdfs/g315jg.pdf)
- De Man A.-P. & Luvison D. (2019). Collaborative business models: Aligning and operationalizing alliances. *Business Horizons*, Iss. 4(Vol. 62), 473–482. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.02.004>
- Everitt B. S., Landau S., Leese M. & Stahl D. (2011). *Cluster analysis*. 5th ed. Wiley.
- Jain A. K., Murty M. N. & Flynn P. J. (1999). Data clustering: A review. *ACM Computing Surveys*, Iss. 3(Vol. 31), 264–323. <https://doi.org/10.1145/331499.331504>
- Kaur A., Kumar Y. & Sidhu J. (2024). Exploring meta-heuristics for partitional clustering: methods, metrics, datasets, and challenges. *Artificial Intelligence Review*, Vol. 57, Art. 287. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10920-1>
- Levy A., Shalom B. R. & Chalamish M. (2025). A guide to similarity measures and their data science applications. *Journal of Big Data*, Vol. 12, Art. 188. <https://doi.org/10.1186/s40537-025-01227-1>
- Liu P., Yuan H. & Ning Y. (2024). A modified and weighted Gower distance-based clustering analysis for mixed type data: simulation and empirical analyses. *BMC Medical Research Methodology*, Vol. 24, Art. 305. <https://doi.org/10.1186/s12874-024-02427-8>
- Mousavi E. & Sehhati M. (2023). A generalized multi-aspect distance metric for mixed-type data clustering. *Pattern Recognition*, Vol. 138, Art. 109353. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2023.109353>
- Pedersen E. R. G., Lüdeke-Freund F., Henriques I. & Seitanidi M. M. (2021). Toward Collaborative Crosssector Business Models for Sustainability. *Business & Society*, Iss. 5(Vol. 60), 1039–1058. <https://doi.org/10.1177/0007650320959027>
- Petzer B. J. M., Wieczorek A. & Verbong G. (2021). Collaborative Business Models and Platforms in Shared Mobility Transitions: The Case of Bikeshare Integration. *Business Models for Sustainability Transitions* (p. 191–228). Palgrave Macmillan, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-77580-3_7
- Pop O.-M. (2023, February 28). The Four Main Types of Business Collaboration. *HYPE*. <https://www.hypeinnovation.com/blog/the-four-main-types-of-business-collaboration>
- Pyae A. (2025, April 8). Gower distance for mixed data (Version 1.0.1). *MATLAB Central File Exchange*.

<https://de.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/180653-gower-distance-for-mixed-data>

Shirkhorshidi A. S., Aghabozorgi S. & Wah T. Y. (2015). A Comparison Study on Similarity and Dissimilarity Measures in Clustering Continuous Data. *PLoS ONE*,

Iss. 12(Vol. 10), Art. e0144059.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0144059>

Стаття надійшла до редакції / Received: 10.04.2026

Статтю прийнято до публікації / Accepted: 23.04.2026

Оприлюднено / Published: 06.06.2026

УДК 338.45:669:658.5:519.86

JEL: C44; C61; D81; L61; M21

DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2026-4-212-222>

КОНЦЕПТУАЛЬНИЙ ПІДХІД ФОРМУВАННЯ ТА РОЗВИТКУ РЕЗИСТЕНТНОЇ ПОВЕДІНКИ МЕТАЛОТРЕЙДЕРСЬКОЇ КОМПАНІЇ

©2025 ШАБЕЛЬНИК М. М.

УДК 338.45:669:658.5:519.86

JEL: C44; C61; D81; L61; M21

Шабельник М. М. Концептуальний підхід формування та розвитку резистентної поведінки металотрейдерської компанії

У сучасних умовах зростання рівня невизначеності та волатильності зовнішнього середовища ключового значення набуває здатність металотрейдерських компаній до резистентної поведінки, що проявляється у збереженні стійкості реалізації металопродукції, підтриманні прийняттого рівня маржинальності та ефективності бізнес-процесів до швидкозмінних ринкових тенденцій. Метою роботи є розробка концептуального підходу формування та розвитку резистентної поведінки металотрейдерської компанії, що базується на інтеграції процесного та ризик-орієнтованого підходів, методах економіко-математичного моделювання та принципах системного аналізу забезпечення високої стійкості до змін зовнішнього середовища. В роботі запропоновано концептуальний підхід формування та розвитку резистентної поведінки металотрейдерської компанії на основі використання процесного підходу. Цей підхід представлено як узгоджений механізм, що синтезує стратегію формування та розвитку резистентної поведінки, акумулюючи: підсистему управління бізнес-процесами резистентної поведінки металотрейдерської компанії, яка генерує індикатори їх ефективності; підсистему маркетингових досліджень ринку металопродукції; підсистему формування та збереження запасів металопродукції; підсистему управління асортиментом металопродукції; формування й управління сервісними послугами металопродукції; комплекс моделей формування та розвитку резистентної поведінки металотрейдерської компанії, що генерують структуру кластерів асортименту металопродукції, коефіцієнти резистентності продажів та маржинального доходу, матрицю стратегічного позиціонування асортименту, показник ризику резистентної поведінки. Реалізація концептуального підходу дає змогу металотрейдерській компанії забезпечити високу стійкість до змін зовнішнього середовища, своєчасність ідентифікації та мінімізації впливів дестабілізуючих факторів, оптимізацію структури асортименту металопродукції, а також підвищення стійкості продажів та маржинального доходу, ефективність стратегій розвитку, що спрямовані на зміцнення конкурентних позицій у довгостроковій перспективі.

Ключові слова: металотрейдерська компанія; резистентність продажів; резистентність маржинального доходу; резистентна поведінка; процесний підхід; ризик-орієнтований підхід.

Рис.: 4. Табл.: 1. Бібл.: 15.

Шабельник Микола Миколайович – аспірант кафедри статистики і економічного прогнозування, Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця (просп. Науки, 9а, Харків, 61166, Україна)

E-mail: shabelnik003@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-4182-8273>

UDC 338.45:669:658.5:519.86

JEL: C44; C61; D81; L61; M21

Shabelnyk M. M. A Conceptual Approach to the Formation and Development of Resilient Behavior in a Metal Trading Company

In modern conditions of increasing levels of uncertainty and volatility in the external environment, the ability of metal trading companies to exhibit resilient behavior becomes of key importance, which is manifested in maintaining the stability of metal product sales, sustaining an acceptable level of profitability, and ensuring the efficiency of business processes amidst rapidly changing market trends. The aim of the article is to develop a conceptual approach to the formation and development of resilient behavior in a metal trading company, based on the integration of process and risk-oriented approaches, methods of economic-mathematical modeling, and principles of systemic analysis to ensure high resilience to changes in the external environment. The article proposes a conceptual approach to forming and developing resilient behavior in a metal trading company based on the use of the process approach. This approach is presented as an integrated mechanism that synthesizes the strategy for the formation and development of resilient behavior, accumulating: a subsystem for managing the business processes of resilient behavior of a metal trading company, which generates indicators of their efficiency; a subsystem for market research of metal products; a subsystem for the formation and maintenance of metal product inventories; a subsystem for managing the assortment of metal products; the formation and management of metal product service offerings; a set of models for the formation and development of resilient behavior of a metal trading company, which generate the structure of metal product assortment clusters, sales and margin resilience coefficients, a strategic positioning matrix for the assortment, and an indicator of the risk of resilient behavior. The implementation of a conceptual approach allows a metal trading company to ensure high resilience to changes in the external environment, timely identification and minimization of the impacts of destabilizing factors, optimization of the metal products assortment structure, as well as increased stability of sales and margin income, and the efficiency of development strategies aimed at strengthening competitive positions in the long term.