

hospodarskykh rishen" [Improving the Process of Economic Risk Management When Making National Economic Decisions]. *Visnyk sotsialno-ekonomichnykh doslidzhen*, iss. 4 (2013): 197-204. <http://surl.li/wwdeag>

Derzhavna sluzhba statystyky Ukrainy. <http://www.ukrstat.gov.ua>

Herasymenko, O. M. "Formuvannia kompleksnoi systemy ryzykmenedzhmentu z vrakhuvanniam chutlyvosti kompanii do rynkovykh ryzykiv" [Formation of the Complex System of Risk Management with Consideration of Sensitivity to Market Risks]. *Efektivna ekonomika*, no. 5 (2013). <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=2019>

Kostiuk, Zh. S. "Shliakhy poperedzhennia ta neitralizatsii ryzykiv ta zahroz ekonomichnii bezpetsi pidpriemstv zaliznychnoho transportu" [The Ways of Prevention and Neutralizing the Risks and Threats of Economic Security of Enterprise of Railway Transport]. *Visnyk ekonomiky transportu i promyslovosti*, no. 45 (2014): 88-92. <http://lib.kart.edu.ua/bitstream/123456789/8727/1/Kostyuk.pdf>

Kovalenko, V. V. "Metodychni pidkhody shchodo diahnozyky rivnia ekonomichnoi bezpeky pidpriemstva" [Methodical Approaches to Diagnosing the Level of Economic Security of an Enterprise].

Molodyi vchenyi, no. 4 (2016): 85-88. http://nbuv.gov.ua/UJRN/molv_2016_4_23

Kovalenko, V. V. "Ryzyky v systemi ekonomichnoi bezpeky pidpriemstva ta zasoby yikh neitralizatsii" [Risks in the System of Economic Security of the Enterprise and Means of Their Neutralization]. *Vcheni zapysky Universytetu «KROK»*, no. 3 (2019): 175-180. DOI: <https://doi.org/10.31732/2663-2209-2018-51-175-180>

Ministerstvo ahrarynoi polityky ta prodovolstva Ukrainy. <https://minagro.gov.ua>

Ostankova, L. A., and Shevchenko, N. Yu. *Analiz, modeliuvannia ta upravlinnia ekonomichnymy ryzykamy* [Analysis, Modeling and Management of Economic Risks]. Kyiv: TsUL, 2023.

Pashniuk, L. "Zahrozy ekonomichnii bezpetsi pidpriemstva ta zasoby yikh neitralizatsii" [Threats of Economic Security and the Means of their Neutralization]. *Visnyk Kyivskoho natsionalnoho universytetu im. T. Shevchenka. Seriya «Ekonomika»*, no. 10 (2013): 93-97. http://bulletin-econom.univ.kiev.ua/wp-content/uploads/2015/11/151_20.pdf

Tiulenieva, Yu. V. "Intehratsiyni pidkhid vyznachennia ryzykiv pidpriemstva" [An Integrated Approach to Determining Enterprise Risks]. *Efektivna ekonomika*, no. 1 (2013). <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=1716>

УДК 334.7.01, 330.4

JEL: C02; C38; O31

DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-9-153-161>

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ В АЛГОРИТМІ ПОШУКУ ПАРТНЕРІВ ДЛЯ КОЛАБОРАЦІЇ НА ПРИКЛАДІ СЕКТОРА РОЗДРІБНОЇ ТОРГІВЛІ

©2024 ЧЕРНОВА Н. Л., ЧЕРНОВ О. О., ПИРОГОВА С. Є.

УДК 334.7.01, 330.4

JEL: C02; C38; O31

Чернова Н. Л., Чернов О. О., Пирогова С. Є. Застосування методів машинного навчання в алгоритмі пошуку партнерів для колаборації на прикладі сектора роздрібної торгівлі

Компанії роздрібної торгівлі відіграють важливу роль у світовій економіці, задовольняючи повсякденні потреби споживачів. У період загально-економічних криз зазначені компанії демонструють відносно менші розміри «просадок» порівняно із ринком, але, з іншого боку, такий фактор стабільності є і певним обмежувачем зростання. Тому компанії дуже часто співпрацюють одна з одною, створюючи бізнес-колаборації, щоб розширити свій ринок і досягти спільного зростання й успіху. Метою дослідження є розробка та практична реалізація алгоритму пошуку партнерів для колаборації. Запропонований алгоритм містить такі кроки: формування інформаційної бази дослідження; попередній статистичний аналіз сформованого датасету; класифікація об'єктів у багатофакторному просторі ознак; оцінка якості класифікації; змістовний аналіз отриманої класифікації; ранжування об'єктів у межах кластерної групи та обрання кандидатів для створення колаборації. Алгоритм реалізовано для вихідного датасету компаній сектора роздрібної торгівлі, які станом на початок серпня 2024 р. входили до складу індексу SP500. Початковий датасет містив інформацію щодо значень таких фінансово-економічних показників, як: дивідендний дохід, мультиплікатор ціна/чистий прибуток, рентабельність активів, рентабельність власного капіталу, маржа прибутку, співвідношення позикового капіталу до власного, мультиплікатор ціна/виручка, мультиплікатор ціна/грошовий потік, мультиплікатор ціна/балансова вартість, частка акціонерного капіталу, коефіцієнт поточної ліквідності. Реалізація алгоритму дозволяє отримати кількісну оцінку придатності аналізованої компанії для участі в колаборації. Така кількісна оцінка отримана в результаті реалізації алгоритмів машинного навчання, а саме – алгоритму *k-medoids*, який дозволяє класифікувати об'єкти дослідження на відносно гомогенні групи, а також ідентифікувати репрезентанта кожної групи, координати якого відіграють роль кластерного центру.

Ключові слова: стратегія колаборації, партнер, алгоритм, машинне навчання, класифікація, репрезентант.

Рис.: 2. **Табл.:** 5. **Формул.:** 4. **Бібл.:** 14.

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>

Пирогова Світлана Євгенівна – старший викладач кафедри вищої математики, Харківський національний університет радіоелектроніки (просп. Науки, 14, Харків, 61166, Україна)

E-mail: svitlana.pyrohova@nure.ua

ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-4364-422X>

UDC 334.7.01, 330.4

JEL: C02; C38; O31

Chernova N. L., Chernov O. O., Pyrohova S. Ye. Application of Machine Learning Methods in the Algorithm for Finding Partners for Collaboration on the Example of the Retail Sector

Retail companies play an important role in the global economy by meeting the daily needs of consumers. During the general economic crises, these companies demonstrate relatively smaller «setbacks» compared to the market, but, on the other hand, such a factor of stability is also a certain limiter of growth. Therefore, it is very common for companies to collaborate with each other, creating business collaborations to expand their market and achieve joint growth and success. The aim of the study is to develop and implement an algorithm for finding partners for collaboration. The proposed algorithm contains the following steps: formation of the research information base; preliminary statistical analysis of the generated dataset; classification of objects in the multifactorial feature space; assessment of the quality of classification; substantive analysis of the obtained classification; ranking objects within the cluster group and selecting candidates to create a collaboration. The algorithm is implemented for the output dataset of companies in the retail sector, which were part of the SP500 index as of the beginning of August 2024. The initial dataset contained information on the values of such financial and economic indicators as: dividend income, price/net profit ratio, return on assets, return on equity, profit margin, debt-to-equity ratio, price/revenue multiplier, price/money flow multiplier, price/book value multiplier, share of equity capital, current liquidity ratio. The implementation of the algorithm allows you obtaining a quantitative assessment of the suitability of the analyzed company for participation in the collaboration. Such a quantitative assessment is obtained as a result of the implementation of machine learning algorithms, namely, the *k*-medoids algorithm, which allows classifying the objects of study into relatively homogeneous groups, as well as identifying a representative of each group, whose coordinates play the role of a cluster centroid.

Keywords: collaboration strategy, partner, algorithm, machine learning, classification, representative.

Fig.: 2. **Tabl.:** 5. **Formulae:** 4. **Bibl.:** 14.

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>

Pyrohova Svitlana Ye. – Senior Lecturer of the Department of Higher Mathematics, Kharkiv National University of Radioelectronics (14 Nauky Ave., Kharkiv, 61166, Ukraine)

E-mail: svitlana.pyrohova@nure.ua

ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-4364-422X>

Компанії роздрібної торгівлі відіграють важливу роль у світовій економіці, задовольняючи повсякденні потреби споживачів. Згідно з глобальним стандартом класифікації GICS [1] вони належать до сектора споживчих товарів. Ця категорія включає такі речі, як продукти харчування та напої, товари для дому та засоби гігієни, а також алкоголь і тютюн. Це товари, споживання яких люди не можуть або не бажають скоротити, незалежно від свого поточного фінансового становища. Тому зазвичай сектор демонструє найменшу чутливість до економічних циклів через стабільний попит на його продукцію та послуги.

У період загальноекономічних криз зазначені компанії демонструють відносно менші розміри просядок порівняно з ринком, але, з іншого боку, такий фактор стабільності є і певним обмежувачем зростання. Тому компанії дуже часто співпрацюють одна з одною, створюючи ефективні бізнес-колаборації, щоб розширити свій ринок і досягти спільного зростання та успіху.

Стратегія колаборації передбачає спільну роботу з використанням внутрішніх і зовнішніх зв'язків для об'єднання ресурсів, створення вартості, вирішення проблем і досягнення спільних цілей і завдань. Ця стратегія є особливо актуальною в

сучасному висококонкурентному діловому середовищі, де компанії постійно шукають способи виділитися серед своїх конкурентів і отримати перевагу над іншими. Співпрацюючи з іншими брендами, компанії можуть об'єднати свої ресурси, досвід і знання ринку для розробки інноваційних продуктів і послуг, які задовольняють потреби та вподобання своїх споживачів, що постійно змінюються.

Загальні питання щодо визначення поняття колаборації, бізнес-моделі колаборації, переваг і недоліків впровадження стратегії колаборації, а також оцінки ефекту від впровадження стратегії колаборації розглядаються в роботах багатьох авторів [2–10]. Так, наприклад, О.-М. Пор [6] виділяє чотири базових типи бізнес-моделей колаборації: стратегічні альянси, колабораційні портфелі, інноваційні мережі, партнерські екосистеми, та наводить порівняльний аналіз переваг і недоліків зазначених типів партнерства для різних галузей економіки. Автори [7] аналізують такі бізнес-моделі колаборації, як спільне використання, спеціалізація та розподіл. Загалом, на поточний момент немає загально визнаної класифікації зазначених бізнес-моделей, часто автори використовують різні терміни для опису схожих явищ. У зв'язку зі складною структурою бізнес-процесу колаборації низка авторів приділяє значну увагу питанням його автоматизації [8]. Опису алгоритму впровадження стратегії колаборації присвячені праця J. P. Gownder [9]. Автори [10] досліджують результати впровадження бізнес-моделі колаборації на фінансово-економічний стан відповідної фірми.

Загалом можна зробити висновок, що в більшості проаналізованих підходів до впровадження стратегії колаборації базові кроки відповідних алгоритмів базуються на результатах застосування суто якісних методик, що призводить до зростання рівня суб'єктивізму у процесі прийняття рішення. Одним із ключових етапів реалізації стратегії колаборації є пошук майбутніх партнерів, тому помилкове рішення саме на цьому етапі може стати фатальним для реалізації бізнес-моделі загалом. Слід зазначити, що в більшості проаналізованих джерел із зазначеної проблеми наводяться лише загальні рекомендації щодо можливого набору критеріїв, якими слід керуватися при виборі партнера, також дуже часто ці критерії представлені показниками в номінальній шкалі, тому задача класифікації та ранжування множини кандидатів на роль партнера в колаборації може бути вирішена лише за допомогою методів експертного оцінювання, основним недоліком яких є суб'єктивність думок експертів.

Метою дослідження є розробка та практична реалізація алгоритму пошуку партнерів для колаборації,

якій базуватиметься на використанні методів машинного навчання. Зазначені методи дозволять отримати кількісні оцінки потенційних партнерів, здійснити відповідне ранжування та прийняти остаточне рішення щодо вибору партнера.

Пошук партнерів для колаборації є комплексним завданням, яке, своєю чергою, може бути декомпозовано на певну кількість окремих задач меншої складності. Однією з таких задач є порівняльний багатофакторний аналіз фінансово-економічного стану потенційних партнерів, результати якого є складовою в системі чинників, що впливають на остаточне рішення щодо вибору партнера для колаборації. Запропонуємо основні кроки алгоритму пошуку партнерів для колаборації.

Етап 1. Формування інформаційної бази дослідження.

Потрібно сформувані вихідний датасет фінансово-економічних показників у такому вигляді:

$$X = \{x_{ij}\}_{n \times m},$$

де x_{ij} – значення i -го показника для j -го об'єкта дослідження; n – загальна кількість показників; m – загальна кількість об'єктів.

Змістовно в зазначений датасет включаються показники груп ліквідності, платоспроможності, рентабельності та ринкової вартості відповідних об'єктів.

Етап 2. Попередній статистичний аналіз сформованого датасету.

На цьому етапі потрібно провести аналіз основних статистичних характеристик розподілу для досліджуваних показників, обробити аномальні значення та викиди. Для обробленого датасету потрібно провести кореляційний аналіз та за можливості позбутися явища мультиколінеарності.

Етап 3. Класифікація об'єктів у багатофакторному просторі ознак.

У рамках поточного дослідження пропонується використовувати ітеративний алгоритм *k-medoids*, який є вдосконаленням алгоритму *k-means*. В алгоритмі *k-means* координати центрів тяжіння визначаються як середні значення відповідних координат об'єктів, що містяться в кластері. Перевагами цього алгоритму є відносна простота використання та швидкість роботи. Але він занадто чутливий до викидів, які можуть впливати на середнє. Вирішенням цієї проблеми є використання алгоритму *k-medoids*. Його особливістю є те, що центрами тяжіння обираються саме об'єкти кластеризації, а не обчислюється штучний центроїд. Наведено базові кроки алгоритму *k-medoids* [11–13].

Крок 1. Формується вихідна множина медоїдів S на основі припущення, що медоїд – це об'єкт,

для якого сума відстаней до усіх інших об'єктів кластера є мінімальною.

Припустимо, що об'єкт $i \in U$ – кандидат на включення до множини медоїдів S . Тоді для об'єкта $j \in (U - \{i\})$ обчислюється D_j – відстань між ним та найближчим об'єктом в множині S . Наявність ситуації, коли $D_j > d(i, j)$ означає сприятливість включення об'єкта i до множини медоїдів. Далі для кожного j обчислюємо $C_{ji} = \max\{D_j - d(j, i), 0\}$. Сукупний вигравш від включення об'єкта i до множини медоїдів визначається за формулою: $g_i = \sum_{j \in U} C_{ji}$. До множини медоїдів включається об'єкт, що має максимальне значення g_i . Таким чином обираються k кластерних центрів та формується початкова множина медоїдів U .

Крок 2. Метою цього кроку є поліпшення якості кластеризації шляхом змін у складі множини медоїдів. Для кожної пари об'єктів i та h , таких що $i \in S, h \in U$, обчислюємо показник T_{ih} – сукупний ефект від їх перестановки місцями, в результаті якої отримуємо $i \in U, h \in S$: $T_{ih} = \sum \{K_{jih} \mid j \in U\}$, де K_{jih} – внесок кожного об'єкта $j \in (U - \{h\})$ у сукупний ефект від перестановки місцями об'єктів i та h . K_{jih} обчислюються через показники парних відстаней між об'єктами. Якщо всі отримані T_{ih} є від'ємними, для здійснення перестановки обирається така пара об'єктів (i, h) , яка має мінімальне значення цього показника. Алгоритм припиняється, коли $\min(T_{ih}) > 0$.

Етап 4. Оцінка якості класифікації.

Пропонується здійснити порівняльну оцінку варіантів класифікації з різними значеннями параметра k та обрати серед них найкращий. Це можна зробити з використанням декількох процедур та/або критеріїв, більшість з яких базується на обчисленнях показників сум квадратів внутрішньокластерних (W) та міжкластерних (B) відстаней:

$$W = \sum_{i=1}^{n_k} \|X_{ik} - C_k\|^2,$$

де n_k – кількість об'єктів у k -му кластері;
 X_{ik} – вектор координат i -го об'єкта в k -му кластері;
 C_k – вектор координат центроїда в k -му кластері.

$$B = \sum_{k=1}^K n_k \|C_k - C\|^2,$$

де C – вектор координат центроїда загального датасету;
 K – загальна кількість кластерів.

Значення показників W , розраховані для різних значень параметра кількості кластерів, використовуються для побудови відповідного графіка, візуальний аналіз якого дозволяє визначити оптимальну кількість кластерів (метод Elbow).

Індекс Halinski – Harabasz:

$$CH = \left(\frac{B}{W}\right) \cdot \left(\frac{N - K}{K - 1}\right).$$

Чим більше значення CH , тим кращим вважається отримане розбиття.

Етап 5. Змістовний аналіз отриманої класифікації.

Здійснюється аналіз значень координат кластерних центроїдів та визначаються групи, об'єкти яких є найбільш прийнятними для колаборації.

Етап 6. Ранжування об'єктів у межах кластерної групи та обрання кандидатів для створення колаборації.

Пропонується провести аналіз відстаней об'єктів до кластерного центру та встановити максимальний припустимий поріг відстані, для якого зазначений об'єкт вважатиметься дуже близьким до центроїду, а отже, прийнятним до колаборації.

Запропонований алгоритм реалізовано для вихідного датасету компаній сектора роздрібної торгівлі, які станом на початок серпня 2024 р. входили до складу індексу SP500. Початковий датасет містив інформацію щодо значень таких фінансово-економічних показників: дивідендний дохід (DY); мультиплікатор ціна/чистий прибуток (PE); рентабельність активів (ROA); рентабельність власного капіталу (ROE); маржа прибутку (PM); співвідношення позикового капіталу до власного (DE); мультиплікатор ціна/виручка (PS); мультиплікатор ціна/грошовий потік (PCF); мультиплікатор ціна/балансова вартість (PB); частка акціонерного капіталу (SER); коефіцієнт поточної ліквідності (CR). Джерело статистичних даних – сайт Barchart.com [14]. Дані зібрано по 38 компаніях за останній фінансовий рік. У табл. 1 наведені описові статистики для зазначених показників.

За результатами аналізу табл. 1 можна попередньо зробити висновок, що аналізовані компанії демонструють суттєві розбіжності поточного фінансово-економічного стану.

Аналіз матриці парних кореляцій (табл. 2) свідчить про присутність явища мультиколінеарності в початковому датасеті показників. Так, спостерігаються великі за модулем значення коефіцієнтів кореляції для більшості пар цінових мультиплікаторів, також між показниками «рентабельність власного капіталу» та «співвідношення позикового капіталу до власного»; «рентабельність активів» та «маржа прибутку» та ін. Для усунення проблеми прийнято рішення скоротити початковий датасет і залишити лише показники, для яких відповідний коефіцієнт не перевищує значення 0,55. Таким чином, залишаємо такі показники: дивідендний дохід (DY); мультиплікатор ціна/чистий прибуток (PE);

Таблиця 1

Описова статистика

	DY	PE	ROE	ROA	PM	DE	PS	PCF	SER	CR
Середнє	0,03	20,18	0,39	0,09	0,10	1,27	2,25	14,88	1,69	1,13
Медіана	0,03	19,27	0,22	0,08	0,09	0,83	2,01	15,15	1,18	0,98
Стандартне відхилення	0,02	9,93	1,03	0,05	0,08	3,58	1,69	8,10	1,67	0,75
Екссес	3,26	4,08	9,53	1,29	0,62	11,08	0,24	4,01	4,24	15,94
Асиметричність	1,27	1,57	2,02	1,12	0,80	1,76	0,87	1,42	1,83	3,55
Мінімум	0,00	3,42	-2,33	0,02	-0,03	-8,44	0,07	1,64	-0,62	0,38
Максимум	0,09	55,42	4,70	0,24	0,33	16,94	6,47	45,18	7,61	4,81
25% перцентиль	0,02	12,86	0,13	0,06	0,04	0,49	0,83	8,75	0,73	0,74
75% перцентиль	0,04	24,15	0,33	0,12	0,14	1,35	3,20	17,96	2,29	1,19

Джерело: розраховано авторами.

Таблиця 2

Матриця коефіцієнтів кореляції

	DY	PE	ROE	ROA	PM	DE	PS	PCF	SER	CR
DY	1,00									
PE	-0,52	1,00								
ROE	-0,29	0,21	1,00							
ROA	0,03	0,15	0,13	1,00						
PM	0,12	0,04	-0,26	0,71	1,00					
DE	-0,31	0,17	0,95	0,02	-0,30	1,00				
PS	-0,21	0,36	0,12	0,64	0,80	0,07	1,00			
PCF	-0,48	0,86	0,25	0,42	0,31	0,19	0,61	1,00		
SER	0,03	-0,19	-0,14	-0,49	-0,02	-0,08	0,00	-0,15	1,00	
CR	-0,43	0,17	0,04	0,23	0,18	0,03	0,34	0,23	-0,19	1,00

Джерело: розраховано авторами.

рентабельність власного капіталу (ROE); маржа прибутку (PM); частка акціонерного капіталу (SER); коефіцієнт поточної ліквідності (CR).

Алгоритм *k-medoids* було реалізовано декілька разів шляхом послідовного збільшення значення параметра кількості кластерів k , починаючи з $k = 2$. Для кожного варіанта класифікації були розраховані показники якості класифікації, значення яких наведено в табл. 3.

З отриманих значень бачимо, що показник *ННІ*, на жаль, не можна використати, щоб прийняти відповідне рішення щодо оптимального варіанта класифікації, тому що його значення практично лінійно зростають зі збільшенням значення параметра k . Те ж саме явище спостерігається і для показника суми міжкластерних відстаней B . Тому остаточне рішення прийнято за результатами візуального аналізу графіка значень показника суми внутрішньокластерних відстаней W за методом Elbow (рис. 1).

Таблиця 3

Показники якості класифікації

k	W	B	ННІ
2	1840,28	15,60	0,31
3	808,41	46,00	1,00
4	480,55	44,16	1,04
5	390,90	58,84	1,24
6	317,60	85,56	1,72
7	277,52	91,39	1,70
8	228,48	102,66	1,93
9	175,21	114,46	2,37
10	143,23	123,50	2,68

Джерело: розраховано авторами.

За результатами аналізу прийнято рішення залишити варіант класифікації вихідного простору об'єктів на три кластери ($k = 3$). У табл. 4 наведено

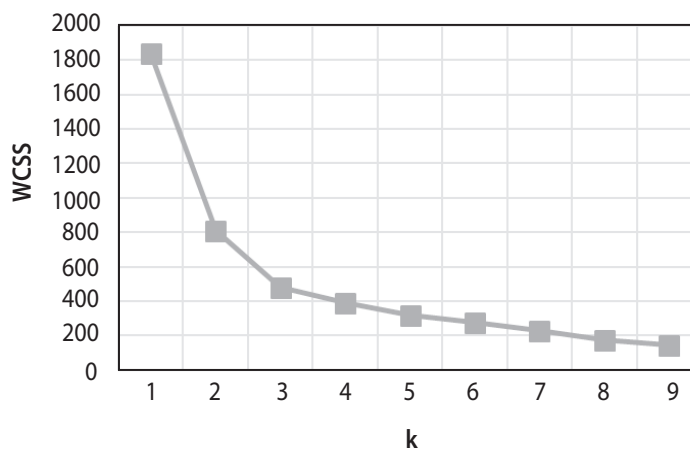


Рис. 1. Динаміка показника суми внутрішньокластерних відстаней

Джерело: розраховано авторами.

Таблиця 4

Кластерні центроїди

Кластер	Центроїд	DY	PE	ROE	PM	SER	CR
Кластер 1	COST	0,01	55,42	0,30	0,03	0,70	1,07
Кластер 2	HSY	0,03	21,95	0,45	0,17	1,41	0,97
Кластер 3	CAG	0,05	11,30	0,14	0,03	2,70	0,97

Джерело: розраховано авторами.

координати та умовні позначення центроїдів для отриманих кластерів, у табл. 5 – міжкластерні відстані.

Таким чином, якщо обирати по одному репрезентанту з кожного кластера, то для кластера 1 представником є COST, для кластера 2 – HSY, для кластера 3 – CAG.

Таблиця 5

Міжкластерні відстані

	COST	HSY	CAG
COST	0,00	33,48	44,17
HSY	33,48	0,00	10,73
CAG	44,17	10,73	0,00

Джерело: розраховано авторами.

З табл. 5 бачимо, що кластер 1 знаходиться на відносно віддаленій позиції в багатовимірному просторі відносно кластера 2 (відстань 33,48) та кластера 3 (відстань 44,17). Одночасно спостерігаємо, що відстань між кластером 2 та кластером 3 значно менша (10,73). Таким чином, можна зробити попередній висновок про те, що фінансово-економічні характеристики кластера 1 суттєво відрізняються від аналогічних характеристик інших двох кластерів. Це підтверджується і результатами аналізу даних табл. 4 (наприклад, кластер 1 демон-

струє екстремальні значення показників PE, CR, SER, DY).

Проаналізуємо елементний склад отриманих кластерів.

Кластер 1 містить лише два елементи: Costco Wholesale (COST) і Estee Lauder Companies (EL).

Кластер 2 містить такі компанії: Brown Fort man Inc Cl B (BF, B), Church & Dwight Company (CHD), Colgate-Palmolive Company (CL), Clorox Company (CLX), Dollar General Corp (DG), Dollar Tree Inc (DLTR), Hormel Foods Corp (HRL), Kellanova (K), Keurig Dr Pepper Inc (KDP), Kimberly-Clark Corp (KMB), Coca-Cola Company (KO), Kenvue Inc (KVUE), Mondelez Intl Inc (MDLZ), McCormick & Company (MKC), Monster Beverage Corp (MNST), Pepsico Inc (PEP), Procter & Gamble Company (PG), Philip Morris International Inc (PM), Constellation Brands Inc (STZ), Sysco Corp (SYY), Tyson Foods (TSN), Walmart Inc (WMT), Hershey Foods Corp (HSY).

До складу *кластера 3* увійшли: Archer Daniels Midland (ADM), Bunge Ltd (BG), Campbell Soup Company (CPB), General Mills (GIS), Kraft Heinz Company (KHC), Kroger Company (KR), Lamb Weston Holdings Inc (LW), Altria Group (MO), J. M. Smucker Company (SJM), Molson Coors Brewing Company (TAP), Target Corp (TGT), Walgreens Boots Alliance (WBA), Conagra Brands Inc (CAG).

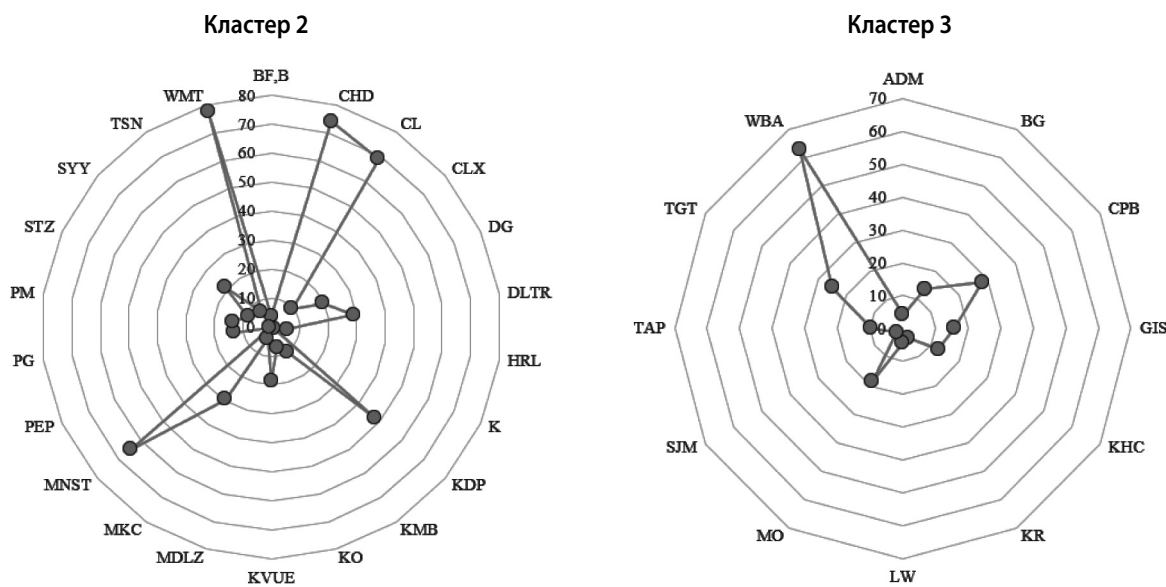


Рис. 2. Елементний склад та відстані від центроїду кластерів

Джерело: розраховано авторами.

Склад і відстані кластера 2 та кластера 3 наведено на рис. 2.

Аналіз отриманого розбиття свідчить про те, що в обох кластерах, відображених на рис. 2, існують об'єкти, які є відносно більш віддаленими від кластерного центра. Так, наприклад для кластера 2 це WMT, CHD, CL, KDP, MNST, для кластера 3 – це WBA. Потенційно можна зробити припущення, що такі об'єкти можуть утворити окремий кластер, якщо збільшити значення параметра k на початку реалізації алгоритму класифікації. Однак у межах сформованих цілей поточного дослідження ми залишимо цю ситуацію без змін. Окрім того, отримані кластерні центри досить вдало розташовані стосовно один одного в багатовимірному просторі початкових ознак і дають змогу надати змістовну інтерпретацію сформованим кластерам.

Виходячи з результатів аналізу отриманих координат кластерних центроїдів пропонується для подальшого аналізу та відбору потенційних партнерів для колаборації залишити лише об'єкти кластера 2. Для визначеного кластера спостерігаються максимальні значення показників рентабельності власного капіталу та маржі прибутку. Значення мультиплікатора ціна/чистий прибуток є трохи завищеним, і цей факт міг би зупинити особу, що приймає рішення щодо купівлі акцій зазначених компаній з метою отримання виграву від подальшого зростання ціни, проте для цілей поточного аналізу таке значення не є перешкодою. Показник частки акціонерного капіталу є значно меншим для кластера 2 порівняно з кластером 3,

а коефіцієнт поточної ліквідності є однаковим для обох центроїдів.

Для прийняття остаточного рішення щодо вибору потенційних партнерів для колаборації пропонується використовувати рейтингову оцінку об'єктів, які потрапили у кластер 2. Рейтинг формується на основі значення відстані відповідного об'єкта від кластерного центроїда, після чого для подальшого аналізу залишаються такі елементи, значення відстані для яких не перевищує значення 10% персентіля відповідного проранжованого ряду відстаней. Для поточного дослідження величина 10% персентіля становить 3,84, і таким чином було відібрано HSY, PEP, K і BF, V.

ВИСНОВКИ

Запропонований алгоритм пошуку партнерів дозволяє отримати кількісну оцінку (рейтинг) придатності аналізованої компанії для того, щоб обрати її для участі в колаборації. Така кількісна оцінка отримана в результаті реалізації алгоритмів машинного навчання, а саме – алгоритму k -medoids, який дозволяє класифікувати об'єкти дослідження на відносно гомогенні групи, а також ідентифікувати репрезентанта кожної групи, координати якого відіграють роль кластерного центроїда.

Подальші напрямки дослідження будуть спрямовані на розробку алгоритмів тестування розроблених колабораційних сценаріїв, визначення показників, які можна застосовувати як кількісні критерії для оцінки й аналізу результатів впровадження колабораційної стратегії. Окрім того, потрібно апробувати запропонований алгоритм для

пошуку партнерів серед компаній, які належать до різних галузей економіки. ■

БІБЛІОГРАФІЯ

1. The Global Industry Classification Standard. URL: <https://www.msici.com/our-solutions/indexes/gics>
2. Gyimóthy S. Business Models of the Collaborative Economy. In: *Collaborative Economy and Tourism: Perspectives, Politics, Policies and Prospects*. 2017. P. 31–39. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-51799-5_3
3. 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
4. Abdullahi H., Ajulo E. B. Competition Versus Collaboration Business Model: A Review. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*. 2023. Vol. 8. Iss. 11. P. 1526–1533. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.10250914>
5. Pedersen E. R. G., Lüdeke-Freund F., Henriques I., Seitanidi M. M. Toward Collaborative Cross-Sector Business Models for Sustainability. *Business & Society*. 2021. Vol. 60. Iss. 5. P. 1039–1058. DOI: <https://doi.org/10.1177/0007650320959027>
6. Pop O.-M. The Four Main Types of Business Collaboration (Feb 28, 2023) *HYPE*. URL: <https://www.hypeinnovation.com/blog/the-four-main-types-of-business-collaboration>
7. 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>
8. Tan W., Huang L., Kataev M. Yu. et al. Method towards reconstructing collaborative business processes with cloud services using evolutionary deep Q-learning. *Journal of Industrial Information Integration*. 2021. Vol. 21. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jii.2020.100189>
9. Gownder J. P. Modern Work Complexity Requires A Modern Collaboration Model. *Forrester*. 19.06.2023. <https://www.forrester.com/blogs/modern-work-complexity-requires-an-updated-collaboration-model/>
10. Chen S., Yu D. Exploring the impact of external collaboration on firm growth capability: the mediating roles of R&D efforts. *Humanities and Social Sciences Communications*. 2022. Iss. 9. Art. 404. DOI: <https://doi.org/10.1057/s41599-022-01429-5>
11. Arora P., Virmani D., Varshney Sh. Analysis of K-Means and K-Medoids Algorithm For Big Data. *Procedia Computer Science*. 2016. Vol. 78. P. 507–512. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.02.095>
12. Park S. Y., Yun D. Y., Hwang C.-G., Lee D. Performance Evaluation of k-means and k-medoids in WSN Routing Protocols. *Journal of Information and Communi-*

- cation Convergence Engineering*. 2022. Vol. 20. Iss. 4. P. 259–264. DOI: <https://doi.org/10.56977/jicce.2022.20.4.259>
13. Schubert E., Rousseeuw P. J. Fast and eager k-medoids clustering: O(k) runtime improvement of the PAM, CLARA, and CLARANS algorithms. *Information Systems*. 2021. Vol. 101. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.is.2021.101804>
 14. S&P 500 Consumer Staples ETF Components. *Barchart*. URL: <https://www.barchart.com/stocks/indices/sp-sector/consumer-staples?viewName=main>

REFERENCES

- Abdullahi, H., and Ajulo, E. B. "Competition Versus Collaboration Business Model: A Review". *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, vol. 8, no. 11 (2023): 1526-1533. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.10250914>
- Arora, P., Virmani, D., and Varshney, Sh. "Analysis of K-Means and K-Medoids Algorithm For Big Data". *Procedia Computer Science*, vol. 78 (2016): 507-512. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.02.095>
- Chen, S., and Yu, D. "Exploring the impact of external collaboration on firm growth capability: the mediating roles of R&D efforts". *Humanities and Social Sciences Communications*, art. 404, no. 9 (2022). DOI: <https://doi.org/10.1057/s41599-022-01429-5>
- De Man, A.-P., and Luvison, D. "Collaborative business models: Aligning and operationalizing alliances". *Business Horizons*, vol. 62, no. 4 (2019): 473-482. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.02.004>
- Gownder, J. P. "Modern Work Complexity Requires A Modern Collaboration Model". *Forrester*. June 19, 2023. <https://www.forrester.com/blogs/modern-work-complexity-requires-an-updated-collaboration-model/>
- Gyimóthy, S. "Business Models of the Collaborative Economy". In *Collaborative Economy and Tourism: Perspectives, Politics, Policies and Prospects*, 31-39. 2017. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-51799-5_3
- Park, S. Y. et al. "Performance Evaluation of k-means and k-medoids in WSN Routing Protocols". *Journal of Information and Communication Convergence Engineering*, vol. 20, no. 4 (2022): 259-264. DOI: <https://doi.org/10.56977/jicce.2022.20.4.259>
- Pedersen, E. R. G. et al. "Toward Collaborative Cross-Sector Business Models for Sustainability". *Business & Society*, vol. 60, no. 5 (2021): 1039-1058. DOI: <https://doi.org/10.1177/0007650320959027>
- Petzer, B. J. M., Wiczorek, A., and Verbong, G. "Collaborative Business Models and Platforms in Shared Mobility Transitions: The Case of Bikeshare Integration". In *Business Models for Sustainability Transitions*, 191-228. Palgrave Macmillan, Cham., 2021. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-77580-3_7
- Pop O.-M. "The Four Main Types of Business Collaboration (Feb 28, 2023)". *HYPE*. <https://www.hypeinnovation.com/blog/the-four-main-types-of-business-collaboration>

"S&P 500 Consumer Staples ETF Components". *Bar-chart*. <https://www.barchart.com/stocks/indices/sp-sector/consumer-staples?viewName=main>
Schubert, E., and Rousseeuw, P. J. "Fast and eager k-medoids clustering: O(k) runtime improvement of the PAM, CLARA, and CLARANS algorithms". *Information Systems*, vol. 101 (2021).
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.is.2021.101804>

"The Global Industry Classification Standard". <https://www.msici.com/our-solutions/indexes/gics>
Tan, W. et al. "Method towards reconstructing collaborative business processes with cloud services using evolutionary deep Q-learning". *Journal of Industrial Information Integration*, vol. 21, no. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jii.2020.100189>

UDC 330.322.7

JEL: C62; C67

DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-9-161-170>

STABILITY OF EQUILIBRIUM AND BIFURCATION BEHAVIOR OF THE PRODUCTION AND ECONOMIC SYSTEM

©2024 MALYARETS L. M., VORONIN A. V., LEBEDEVA I. L.

UDC 330.322.7

JEL: C62; C67

Malyarets L. M., Voronin A. V., Lebedeva I. L. Stability of Equilibrium and Bifurcation Behavior of the Production and Economic System

This study considers some key problems of analysis of nonlinear dynamic systems on the example of production and economic objects. The construction of a mathematical model of systems, functioning in the market environment, is aimed at qualitative forecasting (along the development trajectory) of the behavioral properties of such a system. The conceptual orientation of the study involves the analysis of structural instability of equilibrium states within the framework of the proposed model by the presence of characteristic combinations of the most important economic parameters that have a significant impact on the static and dynamic characteristics of the production and economic system. Critical modes of functioning of the object have been identified and its stability area has been built in three-dimensional space depending on significant parameters. An example of such dynamic modes, which were revealed in the process of analysis using the proposed model, is an unstable boundary cycle that provokes the so-called «hard» mechanism of excitation of self-oscillations around the equilibrium state of the «focus» type. Also in this system, the global bifurcation of the saddle joint in the presence of a loop of the «saddle» separatrix around the state of equilibrium was found and studied. Such modes are rather dangerous, since there are cyclic processes with very long periods, which significantly affects the accuracy of predicting the behavior of the object under study.

Keywords: «supply and demand» system, area of system stability, structural instability, critical mode of functioning, bifurcation, forecasting by phase trajectories.
Fig.: 2. **Formulae:** 40. **Bibl.:** 20.

Malyarets Lyudmyla M. – D. Sc. (Economics), Professor, Head of the Department of Economic and Mathematical Modeling, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics (9a Nauky Ave., Kharkiv, 61166, Ukraine)

E-mail: malyarets@ukr.net

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1684-9805>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/T-9858-2018>

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57189248374>

Voronin Anatolii V. – PhD (Engineering), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Economic and Mathematical Modeling, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics (9a Nauky Ave., Kharkiv, 61166, Ukraine)

E-mail: voronin61@ukr.net

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2570-0508>

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=58677148800>

Lebedeva Irina L. – PhD (Physics and Mathematics), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Economic and Mathematical Modeling, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics (9a Nauky Ave., Kharkiv, 61166, Ukraine)

E-mail: irina.lebedeva@hneu.net

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0381-649X>

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57196850420>

УДК 330.322.7

JEL: C62; C67

Маларець Л. М., Воронін А. В., Лебедева І. Л. Стійкість рівноваги та біфуркаційна поведінка виробничо-економічної системи

У даному дослідженні розглянуті деякі ключові проблеми аналізу нелінійних динамічних систем на прикладі виробничо-економічних об'єктів. Побудова математичної моделі систем, функціонування яких відбувається в ринковому середовищі, спрямована на якісне прогнозування (за траєкторією розвитку) поведінкових властивостей такої системи. Концептуальна спрямованість дослідження передбачає аналіз структурної нестабільності рівноважних станів у межах запропонованої моделі за наявністю характерних сполучень найбільш важливих економічних параметрів, які мають суттєвий вплив на статичні та динамічні характеристики виробничо-економічної системи. Виявлено критичні режими функціонування об'єкта та у тривимірному просторі побудовано його область стійкості залежно від значущих параметрів. Прикладом таких динамічних