

Валерій В. Чичотка*

ТИПОЛОГІЗАЦІЯ ПІДПРИЄМСТВ ЗА ПРОФІЛЕМ ПОТЕНЦІАЛУ НА ОСНОВІ САМООРГАНІЗАЦІЙНИХ КАРТ КОХОНЕНА

Розроблено підхід до типологізації підприємств за профілем потенціалу на основі самоорганізаційних карт Кохонена, який дозволяє виявляти якісно відмінні типи підприємств зі схожим рівнем інтегрального потенціалу, але різною його структурою, та слугує основою для обґрунтування диференційованих стратегій розвитку. Використано метод самоорганізаційних карт Кохонена (некероване навчання нейронної мережі) для кластеризації підприємств у багатовимірному просторі складових потенціалу; вхідними даними слугували числові профілі шести складових потенціалу, отримані за методикою нечітко-множинної діагностики. Оптимальну кількість кластерів обґрунтовано за критеріями силуету, Девіса–Болдіна та Калінські–Харабаша; стійкість кластеризації оцінено за скоригованим індексом Ренда (ARI); якість навчання карти – за помилками квантування і топографічною. Апробацію методу проведено на вибірці 175 підприємств п'яти секторів економіки України. Виявлено чотири якісно відмінні типи підприємств: «кризові/вразливі», «середні збалансовані», «інноваційно-резильєнтні» та «ресурсно сильні». Встановлено, що кластери зі схожим рівнем інтегрального потенціалу можуть мати принципово різну його структуру: інноваційно-резильєнтний та ресурсно сильний типи досягають близького інтегрального рівня протилежними шляхами. Проаналізовано секторальний склад кластерів і переходи підприємств між станами потенціалу під впливом кризових шоків. Підтверджено високу стійкість кластеризації (середній $ARI = 0,953$). Удосконалено підхід до типологізації підприємств за профілем потенціалу, який, на відміну від наявних підходів, що класифікують підприємства переважно за рівнем інтегрального показника, ґрунтується на некерованому машинному навчанні й урахує всю багатовимірну структуру потенціалу одночасно, включно з резильєнтною складовою, що дозволяє уникати помилкового віднесення структурно різних підприємств до однієї стратегічної групи. Отримана типологія створює основу для диференціації стратегій розвитку підприємств відповідно до структури їх потенціалу та рівня резильєнтності і може використовуватися підприємствами різних секторів для обґрунтування стратегічних рішень.

Ключові слова: потенціал підприємства, типологізація, кластерний аналіз, самоорганізаційні карти Кохонена, резильєнтність, профіль потенціалу, стратегія розвитку, нейронні мережі.

Рис. 9. Табл. 6. Літ. 23.

DOI: 10.32752/1993-6788-2026-1-299-188-204

ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0001-8432-6408>

Valeriy Chychotka

TYPOLOGIZATION OF ENTERPRISES BY POTENTIAL PROFILE BASED ON KOHONEN'S SELF-ORGANIZATIONAL MAPS

An approach to the typology of enterprises based on the potential profile based on Kohonen's self-organization maps has been developed, which allows identifying qualitatively different types of enterprises with a similar level of integral potential, but its different structure, and serves as a basis for substantiating differentiated development strategies. The Kohonen self-organizing map method (unsupervised neural network learning) was used to cluster enterprises in the multidimensional space of potential components; the input data were numerical profiles of six potential components

* Oles Honchar Dnipro National University. Ukraine.

obtained using the fuzzy multiple diagnostics method. The optimal number of clusters is based on the silhouette, Davis-Boldin and Kalinsky-Kharabash criteria; stability of clustering was assessed by the adjusted Rand index (ARI); the quality of map learning is based on quantization and topographical errors. The method was tested on a sample of 175 enterprises from five sectors of the Ukrainian economy. Four qualitatively different types of enterprises were identified: "crisis/vulnerable", "average balanced", "innovative-resilient" and "resource strong". It was established that clusters with a similar level of integral potential can have a fundamentally different structure: innovation-resilient and resource-strong types reach a close integral level in opposite ways. The sectoral composition of clusters and the transitions of enterprises between potential states under the influence of crisis shocks were analyzed. The high stability of clustering was confirmed (average ARI = 0.953). The approach to the typologization of enterprises based on the potential profile has been improved, which, unlike the existing approaches that classify enterprises mainly by the level of an integral indicator, is based on unsupervised machine learning and takes into account the entire multidimensional structure of the potential at the same time, including the resilient component, which makes it possible to avoid erroneously assigning structurally different enterprises to one strategic group. The resulting typology creates a basis for differentiating enterprise development strategies according to the structure of their potential and level of resilience and can be used by enterprises of various sectors to justify strategic decisions.

Keywords: enterprise potential, typologization, cluster analysis, Kohonen self-organization maps, resilience, potential profile, development strategy, neural networks.

Peer-reviewed, approved and placed: 20.05.2026

Постановка проблеми. Функціонування підприємств України в умовах підвищеної турбулентності зовнішнього середовища актуалізує потребу в обґрунтованому виборі стратегій розвитку з урахуванням індивідуального стану потенціалу кожного підприємства. Методичний інструментарій діагностики потенціалу дозволяє отримати індивідуальну оцінку окремого підприємства, проте обґрунтування диференційованих стратегій потребує попереднього узагальнення – виділення однорідних груп (типів) підприємств зі схожими характеристиками потенціалу. Ключова складність полягає в тому, що підприємства зі схожим інтегральним рівнем потенціалу можуть мати принципово різну його структуру (співвідношення виробничої, фінансової, кадрової, інноваційної, маркетингової та резильєнтної складових), а отже, потребувати різних стратегій. Традиційні підходи до типологізації, що спираються переважно на рівень інтегрального показника або на окремі наперед задані критерії, не враховують усієї багатовимірної структури потенціалу й можуть помилково відносити структурно різні підприємства до однієї стратегічної групи. Це зумовлює потребу в застосуванні методів багатовимірного аналізу, здатних ураховувати профіль потенціалу в цілому, зберігати топологію багатовимірного простору ознак і забезпечувати наочну інтерпретацію результатів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблематика оцінювання та управління потенціалом підприємства ґрунтується на ресурсній теорії фірми (J. Barney [2], R. Grant [6]) та концепції динамічних здатностей (D. Teece та ін. [21]). В умовах нестабільності усе більшої ваги набуває концепція організаційної резильєнтності, розвинена у працях S. Ducheck [5], M. Linnenluecke [14], S. Hosseini та співавторів [7], D. Ivanov [9], D. Ivanov і A. Dolgui [10], яка розглядає здатність підприємства протистояти шокам, адаптуватися й відновлюватися як

самостійну характеристику потенціалу. Близький за проблематикою напрям — дослідження антикрихкості та стійкості організаційно-технологічних систем і трансформації підприємницьких моделей розвивається у працях [15–17]. Для формалізації якісних, нечітких за природою оцінок складових потенціалу застосовується апарат теорії нечітких множин (L. Zadeh [23], G. Klir і B. Yuan [11], T. Ross [18]) та метод аналізу ієрархій Т. Сааті [20]. Методичний інструментарій нечітко-множинної діагностики потенціалу підприємства з урахуванням резильєнтної складової, результати якого слугують вхідними даними цього дослідження, викладено в роботі автора [1].

Для задачі кластеризації багатовимірних об'єктів широко застосовуються самоорганізаційні карти (SOM), запропоновані Т. Кохонен [12–13], які поєднують кластеризацію з нелінійним зниженням розмірності та наочною візуалізацією структури даних, зберігаючи топологічні відношення між об'єктами. Питання застосування SOM для кластеризації та інтерпретації структури даних розглянуто у працях J. Vesanto і E. Alhoniemi [22]. Для обґрунтування кількості кластерів і оцінювання якості розбиття використовуються індекс силуету (P. Rousseeuw [19]), індекс Девіса–Болдіна [4], критерій Калінські–Харабаша [3], а для оцінювання стійкості кластеризації — скоригований індекс Ренда (L. Hubert, P. Arabie [8]). Попри значну кількість праць із застосування SOM у різних предметних областях, застосування самоорганізаційних карт для типологізації підприємств саме за профілем потенціалу з явним урахуванням резильєнтної складової залишається недостатньо розробленим, що й визначає напрям цього дослідження.

Мета дослідження полягає в розробленні підходу до типологізації підприємств за профілем потенціалу на основі SOM, що дозволяє виявляти якісно відмінні типи підприємств зі схожим рівнем інтегрального потенціалу, але різною його структурою, та слугує основою для обґрунтування диференційованих стратегій розвитку. Апробацію методу проведено на вибірці 175 підприємств п'яти секторів економіки України. Для досягнення мети розв'язано такі завдання: обґрунтовано вибір методу SOM; сформовано вхідні дані та архітектуру карти; проведено кластеризацію та обґрунтовано кількість кластерів; надано розгорнуту характеристику виявлених типів підприємств; проаналізовано секторальний склад кластерів і переходи підприємств між станами потенціалу; оцінено стійкість результатів.

Основні результати дослідження. Для розв'язання задачі типологізації підприємств за профілем потенціалу обрано метод SOM. Порівняно з традиційними методами кластеризації (методом k-середніх та ієрархічний кластерний аналіз) SOM має низку суттєвих переваг для поставленої задачі (табл. 1): він зберігає топологію багатовимірного простору ознак, забезпечує наочну двовимірну візуалізацію структури даних, стійкий до нелінійних залежностей і корельованих ознак, а також не потребує апріорного задання кількості кластерів.

SOM, запропонована Т. Кохоненом [13], є типом штучної нейронної мережі, що навчається без учителя і реалізує нелінійне проєкціювання багатовимірного простору ознак на дискретну двовимірну решітку нейронів зі збереженням топологічних відношень. Кожному нейрону решітки відповідає вектор ваг тієї самої розмірності, що й вхідні дані.

Таблиця 1. Порівняння методів кластеризації для типологізації потенціалу підприємств, складено автором на основі аналізу [12–13; 22]

Критерій	k-середніх	Ієрархічна	SOM Кохонена
Збереження топології багатовимірного простору	Ні	Ні	Так
Візуалізація структури даних	Обмежено	Обмежено	Так (карта)
Робота з нелінійними залежностями	Обмежено	Частково	Так
Стійкість до корельованих ознак	Низька	Середня	Висока
Потреба у попередньому заданні числа кластерів	Так	Ні	Ні

Навчання має конкурентний характер: для кожного вхідного вектора визначається нейрон-переможець (BMU – Best Matching Unit) з найближчим вектором ваг, після чого ваги переможця та його топологічних сусідів коригуються у напрямі вхідного вектора. Загальну архітектуру карти та механізм конкурентного навчання схематично подано на рис. 1.

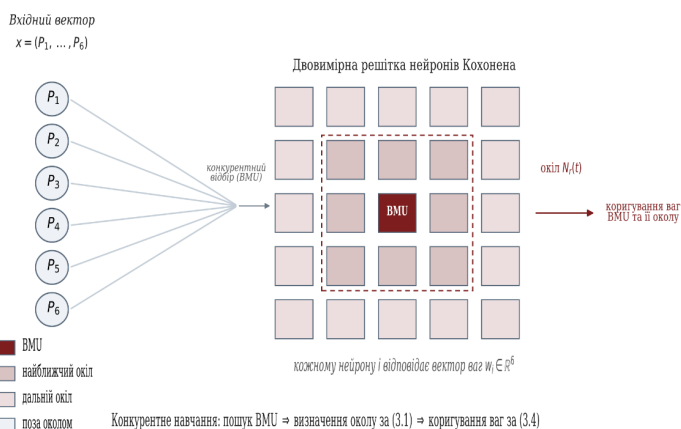


Рис. 1. Архітектура SOM Кохонена та механізм конкурентного навчання, побудовано автором на основі [12–13]

Формально функція сусідства [13], що визначає ступінь впливу нейрона-переможця на сусідні нейрони, задається гаусовою залежністю від відстані між нейронами на решітці:

$$h_{i,BMU}(t) \exp\left(-\frac{\|r_i - r_{BMU}\|^2}{2\sigma^2(t)}\right) \quad (1)$$

де r_i та r_{BMU} – координати i -го нейрона та нейрона-переможця на решітці карти; $\sigma(t)$ – радіус околу на ітерації t .

Радіус околу та темп навчання монотонно зменшуються з часом за експоненціальним законом [12–13]:

$$\sigma(t) = \sigma_0 \exp\left(-\frac{t}{\lambda}\right), \quad \eta_t = \eta_0 \exp\left(-\frac{t}{\lambda}\right) \quad (2)$$

де σ_0 та η_0 – початкові значення радіуса околу та темпу навчання λ – стала часу згасання.

Таке узгоджене згасання забезпечує перехід від глобального впорядкування карти на початкових ітераціях до тонкого локального налаштування на завершальних. Ваги нейронів коригуються за правилом:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \eta_t h_{i,BMU}(t) [x_t - w_i(t)] \quad (3)$$

де $w_i(t)$ – вектор ваг i -го нейрона на ітерації t ; η_t – темп навчання; $h_{i,BMU}(t)$ – функція сусідства (гаусова), що визначає ступінь впливу переможця на i -й нейрон залежно від відстані між ними на карті; $x(t)$ – вхідний вектор.

Коректне навчання SOM потребує репрезентативної вибірки достатнього обсягу. Апробацію методу проведено на вибірці 175 підприємств, сформованій із нерівномірною секторальною стратифікацією, що відображає в певній мірі галузеву структуру економіки України (табл. 2).

Таблиця 2. Структура вибірки для кластерного та прогнозного аналізу, сформовано автором за даними експертного опитування

Сектор економіки	Кількість підприємств	Частка, %
Торгівля	45	25,7
Машинобудування	40	22,9
Харчова промисловість	38	21,7
Логістика	30	17,1
ІТ-сектор	22	12,6
Разом	175	100,0

Вхідними даними для навчання карти слугували числові профілі шести складових потенціалу – виробничої (P1), фінансової (P2), кадрової (P3), інноваційної (P4), маркетингової (P5) та резильєнтної (P6) станом на 2025 р., отримані за підходом нечітко-множинної діагностики [1]. Оскільки всі шість складових уже виражені в єдиній шкалі [0; 1], додаткового нормування вхідних даних не потрібно, що усуває ризик спотворення відстаней між об'єктами.

Розмір карти визначено за поширеною евристикою [22], згідно з якою рекомендована кількість нейронів становить приблизно $5 \cdot \sqrt{N}$:

$$M \approx 5\sqrt{N} = 5\sqrt{175} \approx 66 \text{ нейронів} \Rightarrow \text{карта } 8 \times 8 \quad (4)$$

де N – обсяг вибірки.

Основні гіперпараметри карти наведено в табл. 3.

Таблиця 3. Гіперпараметри SOM, складено автором

Параметр	Значення
Розмір карти	8×8 (64 нейрони)
Функція сусідства	Гаусова
Початковий радіус околу (σ_0)	1,3
Темп навчання (η_0)	0,5
Ініціалізація ваг	метод головних компонент (PCA)
Кількість епох навчання	5000
Розмірність вхідного простору	6 (складові P1–P6)

Вибір розміру карти 8-8 додатково обґрунтовано аналізом чутливості якості карти до її розміру (рис. 2): досліджено варіанти від 6-6 до 10-10 нейронів, і карта 8-8 забезпечує найкращий компроміс між помилкою квантування (що спадає зі зростанням карти) та топографічною помилкою (що зростає), а також змістовною інтерпретацією результатів.

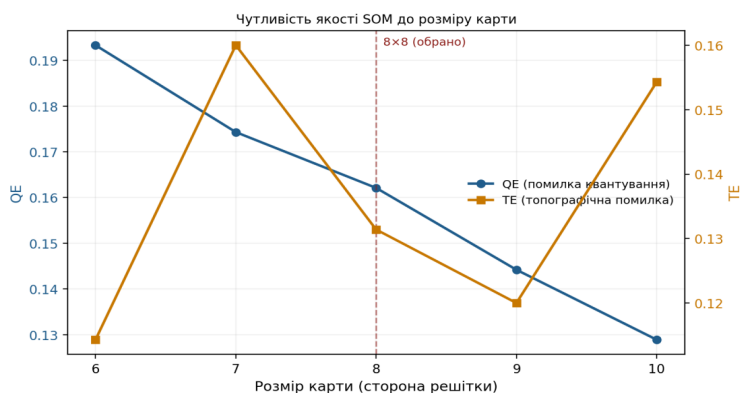


Рис. 2. Чутливість якості SOM до розміру карти, побудовано автором

Якість навчання карти оцінено за двома стандартними метриками: помилкою квантування (quantization error), що характеризує середню відстань між вхідними векторами та відповідними їм нейронами-переможцями, і топографічною помилкою (topographic error), що відображає частку об'єктів, для яких перший і другий за близькістю нейрони не є суміжними на решітці. Отримані низькі значення обох метрик свідчать про якісне відображення структури даних зі збереженням топології. Наочне уявлення про структуру навченої карти дає U-матриця (рис. 3), на якій світлі зони відповідають близьким (схожим) нейронам, а темні — межах між кластерами.

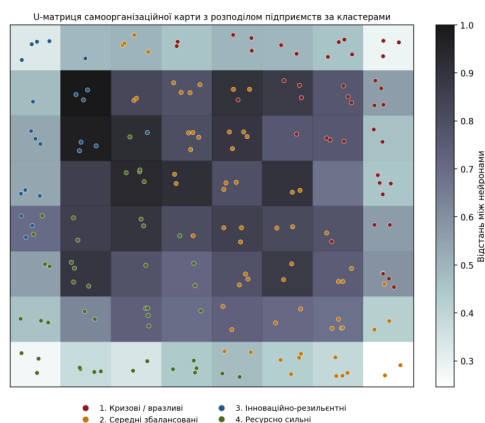


Рис. 3. U-матриця SOM з розподілом підприємств за кластерами, побудовано автором

Для змістовної інтерпретації структури SOM побудовано карти компонент — по одній на кожну складову потенціалу, на яких відображено розподіл значень відповідної складової по вузлах решітки (рис. 4). Аналіз карт компонент виявляє важливі закономірності. Зони високих значень кадрової (P3) та інноваційної (P4) складових просторово збігаються між собою, що свідчить про їх тісну взаємопов'язаність: інноваційна активність спирається на кваліфікований персонал. Карта виробничої складової (P1) демонструє чіткий градієнт із концентрацією високих значень в окремій зоні карти, тоді як резильєнтна складова (P6) формує власний просторовий патерн, що не збігається повністю з жодною іншою складовою, що це підтверджує обґрунтованість її виокремлення як самостійного виміру потенціалу.

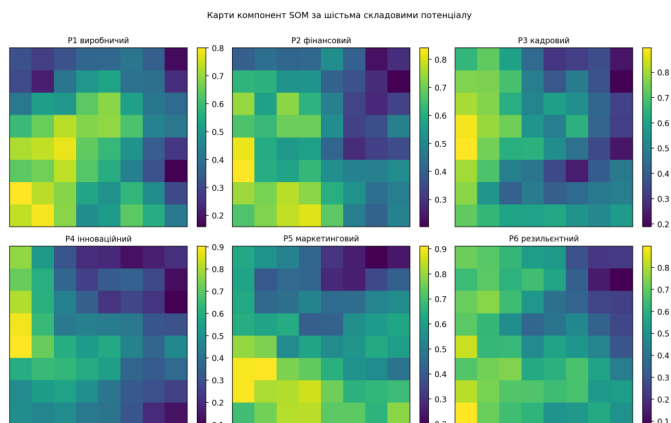


Рис. 4. Карты компонент SOM за шістьма складовими потенціалу, побудовано автором

Розглянемо карти компонент детальніше. Карта виробничої складової (P1) демонструє чіткий градієнт із концентрацією високих значень у зоні, віддаленій від зони кадрової та інноваційної складових, що відображає капіталоемні підприємства ресурсного типу. Карты кадрової (P3) та інноваційної (P4) складових мають подібну структуру з високою просторовою кореляцією, що логічно відображає взаємозв'язок людського капіталу та інноваційної активності. Карта резильєнтної складової (P6) вирізняється найбільш нерівномірним розподілом: зона її високих значень локалізована і збігається із зоною розташування високопотенційних інноваційних підприємств, що візуально підтверджує зв'язок резильєнтності з цифровою зрілістю та адаптивністю. Ця просторова структура карт компонент є важливою для розуміння механізму формування кластерів: саме різні комбінації зон високих значень окремих складових породжують якісно відмінні типи підприємств.

Наочне уявлення про результат кластеризації дає карта кластерів (рис. 5), на якій кожен нейрон розфарбовано відповідно до домінуючого кластера

підприємств, що на нього відображаються; число у вузлі показує кількість підприємств. Карта демонструє чітку просторову сегментацію: підприємства одного кластера займають суміжні зони карти, що підтверджує коректність виявленої кластерної структури та збереження топології вихідного простору складових потенціалу.

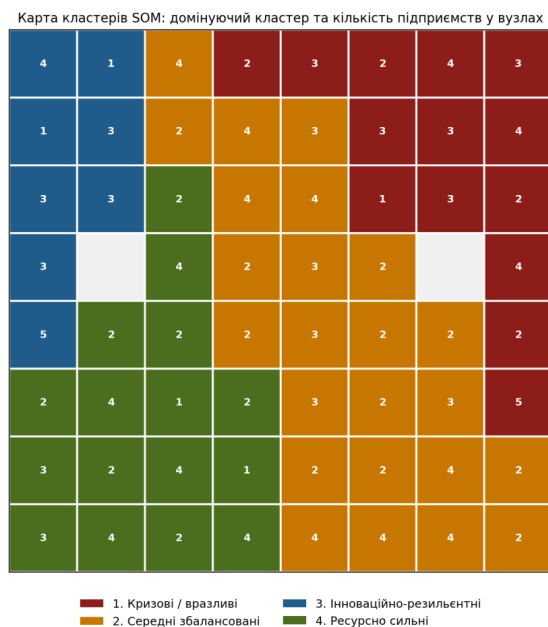


Рис. 5. Карта кластерів SOM з розподілом підприємств за вузлами, побудовано автором

Визначення оптимальної кількості кластерів є критичним етапом кластерного аналізу. Для його обґрунтування застосовано три взаємодоповнювальні критерії:

- 1) критерій силуету (silhouette score [19], максимізується);
- 2) індекс Девіса–Болдіна (Davies–Bouldin [4], мінімізується);
- 3) індекс Калінського–Харабаса (Calinski–Harabasz [3], максимізується).

Перебір здійснено для K від 2 до 7. Результати наведено у табл. 4 та на рис. 6. Формально максимальне значення критерію силуету досягається за $K = 2$ (0,292), проте таке розбиття є занадто грубим і зводиться до поділу вибірки на «сильні» та «слабкі» підприємства без урахування структурних відмінностей. Комплексний аналіз усіх трьох критеріїв разом із вимогою змістовної інтерпретованості обґрунтовує вибір $K = 4$ як оптимального компромісу між статистичною якістю розбиття та практичною значущістю виділених типів: саме за чотирьох кластерів досягається змістова диференціація підприємств за профілем потенціалу.

Таблиця 4. Критерії вибору оптимальної кількості кластерів, сформовано автором

K	Silhouette (макс.)	Davies–Bouldin (мін.)	Calinski–Harabasz (макс.)
2	0,292	1,260	101,0
3	0,213	1,493	77,5
4	0,214	1,464	66,5
5	0,185	1,594	57,8
6	0,180	1,542	51,4
7	0,190	1,448	49,0

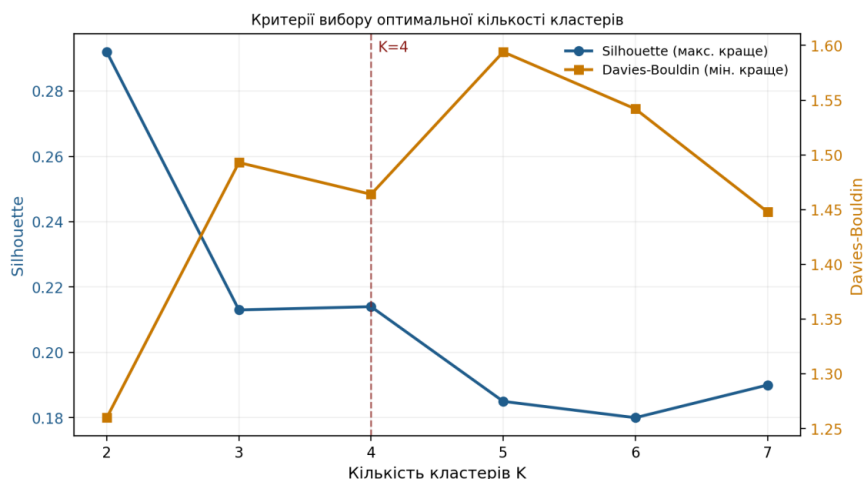


Рис. 6. Критерії вибору оптимальної кількості кластерів, побудовано автором

У результаті кластеризації виділено чотири якісно відмінні типи підприємств, середні профілі яких за шістьма складовими наведено на рис. 7. Узагальнену характеристику кластерів наведено у табл. 5.

Для практичного застосування результатів кластеризації доцільно надати розгорнуту характеристику («портрет») кожного з виявлених кластерів із зазначенням типового профілю, характерних рис та стратегічних викликів:

Кластер 1 «Кризові/вразливі» ($n = 41$; $P = 0,334$). Найчисленніший серед проблемних кластерів. Характеризується низькими оцінками всіх шести складових потенціалу (у діапазоні 0,24–0,39) та, що особливо важливо, найнижчою у вибірці резильєнтністю (0,285). Підприємства цього кластера перебувають переважно у «низькому», а частина – у «критичному» стані потенціалу. Секторально це підприємства машинобудування (13), логістики (10), харчової промисловості та торгівлі (по 9), тобто галузей, що зазнали найглибшого впливу кризових шоків. Ключовий стратегічний виклик – не лише нарощування ресурсної бази, а насамперед формування мінімальної

резильєнтності (фінансових буферів, диверсифікації), без якої будь-які інвестиції у розвиток залишаються під загрозою знищення наступним шоком.

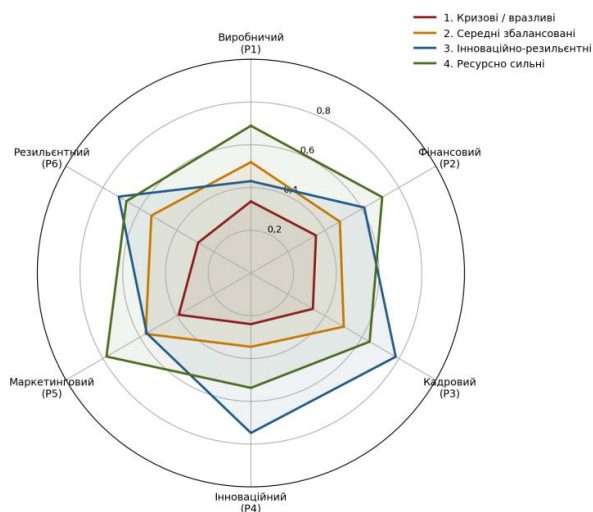


Рис. 7. Середні профілі виявлених кластерів за шістьма складовими потенціалу, побудовано автором

Таблиця 5. Характеристика кластерів підприємств за рівнем і профілем потенціалу, розраховано автором

№	Назва кластера	Кількість підприємств (n)	Середній інтегральний показник ($\bar{P}$) 2025	Резильєнт.	Домінуючі складові / сектори
1	Кризові/вразливі	41	0,334	0,285	Низькі оцінки всіх складових, найнижча резильєнтність; змішаний секторальний склад
2	Середні збалансовані	66	0,512	0,538	Збалансовані середні оцінки; представлені всі сектори
3	Інноваційно-резильєнтні	22	0,688	0,715	Високі кадрова, інноваційна, резильєнтна складові за помірної виробничої; переважно ІТ-сектор
4	Ресурсно сильні	46	0,696	0,673	Високі виробнича, фінансова, маркетингова складові; торгівля та харчова промисловість

Кластер 2 «Середні збалансовані» ($n = 66$; $P = 0,512$). Найчисельніший кластер вибірки, що відображає типовий стан більшості досліджуваних українських підприємств. Характеризується збалансованим профілем із середніми оцінками всіх складових (0,34–0,57) та помірною резильєнтністю (0,538). Представлені всі сектори економіки. Підприємства цього кластера перебувають переважно у «середньому» стані потенціалу. Стратегічний виклик полягає у виборі напряму подальшого розвитку: підприємства цього кластера мають потенціал для переходу як до кластера 3 (через розвиток інноваційно-резильєнтної складової), так і до кластера 4 (через нарощування ресурсної бази), проте потребують уникнення сповзання до кризового кластера 1 за несприятливої динаміки.

Кластер 3 «Інноваційно-резильєнтні» ($n = 22$; $P = 0,688$). Кластер високопотенційних підприємств, сформований переважно ІТ-сектором. Вирізняється специфічним профілем: високі кадрові (0,783), інноваційна (0,748) та резильєнтна (0,715) складові за помірно виробничою (0,430). Саме цей кластер найкраще ілюструє концепцію дослідження: високий інтегральний потенціал досягається не за рахунок матеріальних ресурсів, а завдяки людському капіталу, інноваціям і високій адаптивності. Підприємства цього кластера є найбільш стійкими до шоків завдяки цифровій зрілості та мобільності ресурсів. Стратегічний виклик – утримання й розвиток інтелектуального ядра та використання високої резильєнтності як платформи для експансії.

Кластер 4 «Ресурсно сильні» ($n = 46$; $P = 0,696$). Другий високопотенційний кластер, що досягає високого рівня потенціалу протилежним до кластера 3 шляхом – через сильну ресурсну базу: високі виробнича (0,689), фінансова (0,710) та маркетингова (0,781) складові. Представлений переважно торгівлею (20) та харчовою промисловістю (12). Резильєнтність є достатньою (0,673), проте нижчою, ніж у кластера 3, що вказує на певну вразливість цих підприємств до шоків, попри сильну ресурсну базу. Стратегічний виклик – доповнення сильної ресурсної позиції розвитком резильєнтної складової для забезпечення від майбутніх криз, а також використання ринкових позицій для активного розвитку.

Зіставлення кластерів 3 і 4 має принципове значення для підтвердження концепції дослідження: вони демонструють майже однаковий інтегральний рівень потенціалу (0,688 і 0,696), але принципово різну його структуру. Це емпірично доводить, що для обґрунтування стратегічних рішень визначальним є аналіз саме профілю (структури) потенціалу, а не лише його загального рівня, оскільки підприємства цих двох типів потребують різних стратегій розвитку попри близький інтегральний показник.

Важливим аспектом інтерпретації є секторальний склад кластерів (табл. 6), який дозволяє встановити зв'язок між галузевою належністю та типом потенціалу підприємства. Аналіз секторального складу кластерів виявляє виражену, але не абсолютну галузеву специфіку. Кластер 3 («інноваційно-резильєнтні») майже повністю сформований підприємствами ІТ-сектора (20 з 22), що відображає притаманну галузі структуру потенціалу з домінуванням кадрової, інноваційної та резильєнтної складових. Водночас решта кластерів

мають змішаний секторальний склад: підприємства машинобудування, харчової промисловості, торгівлі та логістики представлені в усіх трьох «ресурсних» кластерах (1, 2, 4), що свідчить про суттєву внутрішньогалузеву диференціацію за рівнем і профілем потенціалу. Це підтверджує, що приналежність до кластера визначається не лише сектором, а насамперед індивідуальним профілем потенціалу підприємства, зокрема рівнем його резильєнтності. Показово, що до кризового кластера 1 потрапили підприємства всіх секторів, крім ІТ, тоді як жодне ІТ-підприємство не є кризовим, що додатково підкреслює роль цифрової зрілості та резильєнтності як факторів стійкості.

Таблиця 6. Секторальний склад кластерів підприємств, розраховано автором

Кластер	Машино-буд.	ІТ	Харчова пром.	Торгівля	Логістика	Разом
1. Кризові вразливі	13	0	9	9	10	41
2. Середні збалансовані	20	1	17	16	12	66
3. Інноваційно-резильєнтні	2	20	0	0	0	22
4. Ресурсно сильні	5	1	12	20	8	46
Разом	40	22	38	45	30	175

Кількісний розподіл підприємств за кластерами та середній рівень потенціалу кожного кластера узагальнено на рис. 8, що дозволяє оцінити відносну поширеність кожного типу підприємств у вибірці.

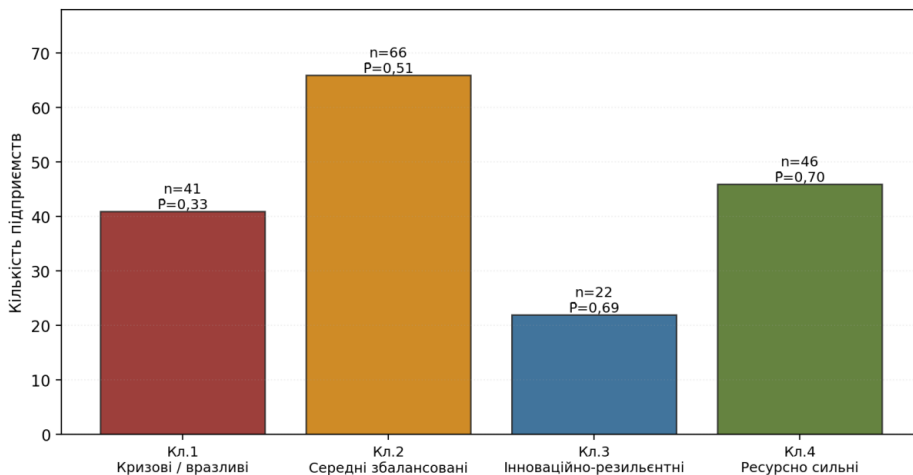


Рис. 8. Розподіл підприємств за кластерами та середній рівень потенціалу кластерів, побудовано автором

Оскільки алгоритми навчання самоорганізаційних карт містять елементи випадковості (ініціалізація ваг, порядок подання прикладів), важливим є оцінювання стійкості отриманого розбиття. Для цього проведено багаторазовий перезапуск процедури кластеризації з різними початковими умовами та обчислено скоригований індекс Ренда (Adjusted Rand Index, ARI) [8] між отриманими розбиттями. Середнє значення ARI склало 0,953 за мінімального значення 0,820, що свідчить про високу стійкість і відтворюваність виявленої структури кластерів та надійність побудованої типології.

Поєднання кластерного аналізу з ретроспективним виміром дозволяє простежити переходи підприємств між станами потенціалу під впливом кризових шоків. На рис. 9 подано матрицю переходів підприємств за рівнями потенціалу у період 2021 → 2025 рр.

Аналіз матриці переходів засвідчує переважно негативний характер трансформації потенціалу під впливом шоку 2022 р.: 35 підприємств зі 175 знизили свій рівень потенціалу, тоді як діагональ матриці (збереження рівня) залишається домінуючою, а зворотні (позитивні) переходи є нечисленними.

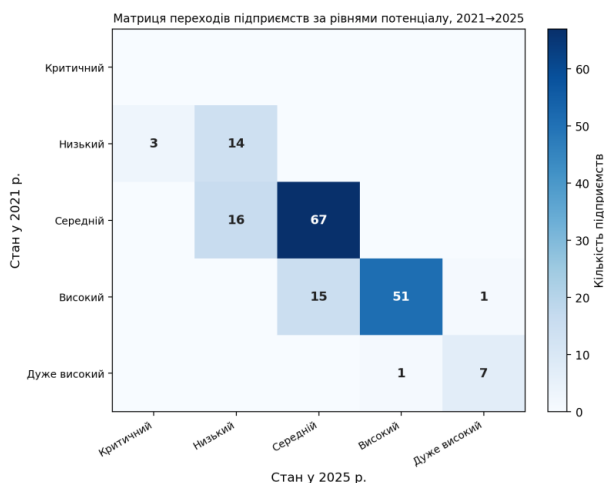


Рис. 9. Матриця переходів підприємств за рівнями потенціалу, 2021→2025, побудовано автором

Це підтверджує, що навіть до 2025 р. вибірка загалом не повернулася до докризового стану, а глибина падіння була диференційованою залежно від типу підприємства: кризовий кластер зазнав найглибшого зниження, тоді як інноваційно-резильєнтні підприємства продемонстрували найбільшу стійкість. Отримана статична типологія та аналіз переходів створюють основу для подальшого прогнозування динаміки потенціалу й обґрунтування диференційованих стратегій розвитку.

Висновки. Обґрунтовано доцільність застосування SOM для типологізації підприємств за профілем потенціалу. На відміну від традиційних методів кластеризації, SOM зберігає топологію багатовимірного простору ознак, ураховує нелінійні залежності між складовими, не потребує апіорного задання кількості кластерів та забезпечує наочну візуалізацію структури потенціалу, що є критично важливим для змістовної інтерпретації типів підприємств.

За результатами кластеризації вибірки 175 підприємств виділено чотири якісно відмінні типи: «кризові/вразливі» ($n = 41$; $P = 0,334$), «середні збалансовані» ($n = 66$; $P = 0,512$), «інноваційно-резильєнтні» ($n = 22$; $P = 0,688$) та «ресурсно сильні» ($n = 46$; $P = 0,696$), кожен з яких характеризується специфічним профілем шести складових потенціалу, включно з резильєнтною. Вибір чотирьох кластерів обґрунтовано комплексом критеріїв силуєту, Девіса–Болдіна та Калінські–Харабаша з урахуванням змістовної інтерпретованості.

Встановлено, що підприємства зі схожим рівнем інтегрального потенціалу можуть мати принципово різну його структуру: інноваційно-резильєнтний та ресурсно сильний кластери досягають майже однакового інтегрального рівня (0,688 і 0,696) протилежними шляхами – за рахунок інноваційно-кадрово-резильєнтних або виробничо-фінансово-маркетингових складових відповідно. Це доводить, що для обґрунтування стратегічних рішень визначальним є аналіз профілю (структури) потенціалу, а не лише його загального рівня.

Аналіз карт компонент підтвердив обґрунтованість виокремлення резильєнтної складової як самостійного виміру потенціалу: вона формує власний просторовий патерн, що не збігається повністю з жодною іншою складовою. Секторальний аналіз виявив виражену, але не абсолютну галузеву специфіку кластерів (зокрема, майже повне формування інноваційно-резильєнтного кластера ІТ-сектором), а аналіз переходів засвідчив переважно негативний, але диференційований за типами підприємств характер трансформації потенціалу під впливом шоку 2022 р. Підтверджено високу стійкість і відтворюваність отриманої типології: середнє значення ARI між повторними запусками кластеризації склало 0,953 за мінімального значення 0,820.

Практична цінність результатів полягає в тому, що виявлена типологія створює основу для диференціації стратегій розвитку підприємств відповідно до структури їх потенціалу та рівня резильєнтності. Перспективою подальших досліджень є поєднання отриманої статичної типології з прогнозуванням динаміки потенціалу засобами адаптивних нейро-нечітких систем для обґрунтування диференційованих стратегій розвитку підприємств.

1. Чичотка В. Діагностика потенціалу підприємства в умовах невизначеності на основі нечітко-множинного моделювання з урахуванням резильєнтності. *Review of Transport Economics and Management*. 2026. Вип. 14(30). С. 210-221. <https://doi.org/10.15802/rtem2025/351798>.

2. Barney J. Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*. 1991. Vol. 17, No. 1. P. 99-120. <https://doi.org/10.1177/014920639101700108>.

3. Cali ski T., Harabasz J. A dendrite method for cluster analysis. *Communications in Statistics*. 1974. Vol. 3, No. 1. P. 1-27. <https://doi.org/10.1080/03610927408827101>.

4. Davies D. L., Bouldin D. W. A cluster separation measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1979. Vol. PAMI-1, No. 2. P. 224-227. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1979.4766909>.
5. Duchek S. Organizational resilience: a capability-based conceptualization. *Business Research*. 2020. Vol. 13. P. 215-246. <https://doi.org/10.1007/s40685-019-0085-7>.
6. Grant R. M. The resource-based theory of competitive advantage: implications for strategy formulation. *California Management Review*. 1991. Vol. 33, No. 3. P. 114-135. <https://doi.org/10.2307/41166664>.
7. Hosseini S., Barker K., Ramirez-Marquez J. E. A review of definitions and measures of system resilience. *Reliability Engineering & System Safety*. 2016. Vol. 145. P. 47-61. <https://doi.org/10.1016/j.res.2015.08.006>.
8. Hubert L., Arabie P. Comparing partitions. *Journal of Classification*. 1985. Vol. 2, No. 1. P. 193-218. <https://doi.org/10.1007/BF01908075>.
9. Ivanov D. Viable supply chain model: integrating agility, resilience and sustainability perspectives. *Annals of Operations Research*. 2022. Vol. 319. P. 1411-1431. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03640-6>.
10. Ivanov D., Dolgui A. Viability of intertwined supply networks: extending the supply chain resilience angles towards survivability. *International Journal of Production Research*. 2020. Vol. 58, No. 10. P. 2904-2915. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1750727>.
11. Klir G. J., Yuan B. *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications*. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1995. 574 p.
12. Kohonen T. Essentials of the self-organizing map. *Neural Networks*. 2013. Vol. 37. P. 52-65. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2012.09.018>.
13. Kohonen T. *Self-Organizing Maps*. 3rd ed. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2001. 501 p.
14. Linnenluecke M. K. Resilience in business and management research: a review of influential publications and a research agenda. *International Journal of Management Reviews*. 2017. Vol. 19, No. 1. P. 4-30. <https://doi.org/10.1111/ijmr.12076>.
15. Pavlov R., Pavlova T., Grynko T., Levkovich O., Hordieieva-Herasymova L. From Bitcoin to Ethereum: ethics and antifragility of decentralization. *International Journal of Ethics and Systems*. 2026. Advance online publication. <https://doi.org/10.1108/IJOES-03-2025-0144>.
16. Pavlov R., Zarutskia O., Pavlova T., Grynko T., Levkovich O., Hordieieva-Herasymova L. Blockchain as a management technology: institutionalization of crypto-assets and transformation of entrepreneurial models using the example of Ethereum. *Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice*. 2024. Vol. 6, No. 59. P. 151-166. <https://doi.org/10.55643/fcaptop.6.59.2024.4529>.
17. Pavlov R., Zarutskia O., Pavlova T., Grynko T., Levkovich O., Sokol P. Solana as a high-frequency governance model: temporal antifragility and microtransaction business models. *Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice*. 2025. Vol. 5, No. 64. P. 287-301. <https://doi.org/10.55643/fcaptop.5.64.2025.4848>.
18. Ross T. J. *Fuzzy Logic with Engineering Applications*. 4th ed. Chichester: John Wiley & Sons, 2017. 580 p.
19. Rousseeuw P. J. Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*. 1987. Vol. 20. P. 53-65. [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7).
20. Saaty T. L. *The Analytic Hierarchy Process*. New York : McGraw-Hill, 1980. 287 p.
21. Teece D. J., Pisano G., Shuen A. Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*. 1997. Vol. 18, No. 7. P. 509-533. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199708\)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z).
22. Vésanto J., Alhoniemi E. Clustering of the self-organizing map. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 2000. Vol. 11, No. 3. P. 586-600. <https://doi.org/10.1109/72.846731>.
23. Zadeh L. A. Fuzzy sets. *Information and Control*. 1965. Vol. 8, No. 3. P. 338-353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X).

1. Chychotka, V. (2026). Diagnostics of enterprise potential under uncertainty based on fuzzy-set modeling considering resilience. *Review of Transport Economics and Management*, 14(30), 210-221. <https://doi.org/10.15802/rtem2025/351798>. [in Ukrainian].
2. Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120. <https://doi.org/10.1177/014920639101700108>.
3. Cali ski, T., & Harabasz, J. (1974). A dendrite method for cluster analysis. *Communications in Statistics*, 3(1), 1-27. <https://doi.org/10.1080/03610927408827101>.
4. Davies, D. L., & Bouldin, D. W. (1979). A cluster separation measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-1(2), 224-227. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1979.4766909>.
5. Duchek, S. (2020). Organizational resilience: A capability-based conceptualization. *Business Research*, 13, 215-246. <https://doi.org/10.1007/s40685-019-0085-7>.
6. Grant, R. M. (1991). The resource-based theory of competitive advantage: Implications for strategy formulation. *California Management Review*, 33(3), 114-135. <https://doi.org/10.2307/41166664>.
7. Hosseini, S., Barker, K., & Ramirez-Marquez, J. E. (2016). A review of definitions and measures of system resilience. *Reliability Engineering & System Safety*, 145, 47-61. <https://doi.org/10.1016/j.res.2015.08.006>.
8. Hubert, L., & Arabie, P. (1985). Comparing partitions. *Journal of Classification*, 2(1), 193-218. <https://doi.org/10.1007/BF01908075>.
9. Ivanov, D. (2022). Viable supply chain model: Integrating agility, resilience and sustainability perspectives. *Annals of Operations Research*, 319, 1411-1431. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03640-6>.
10. Ivanov, D., & Dolgui, A. (2020). Viability of intertwined supply networks: Extending the supply chain resilience angles towards survivability. *International Journal of Production Research*, 58(10), 2904-2915. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1750727>.
11. Klir, G. J., & Yuan, B. (1995). *Fuzzy sets and fuzzy logic: Theory and applications*. Prentice Hall.
12. Kohonen, T. (2001). *Self-organizing maps* (3rd ed.). Springer-Verlag.
13. Kohonen, T. (2013). Essentials of the self-organizing map. *Neural Networks*, 37, 52-65. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2012.09.018>.
14. Linnenluecke, M. K. (2017). Resilience in business and management research: A review of influential publications and a research agenda. *International Journal of Management Reviews*, 19(1), 4-30. <https://doi.org/10.1111/ijmr.12076>.
15. Pavlov, R., Pavlova, T., Grynko, T., Levkovich, O., & Hordieieva-Herasymova, L. (2026). From Bitcoin to Ethereum: Ethics and antifragility of decentralization. *International Journal of Ethics and Systems*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1108/IJOES-03-2025-0144>.
16. Pavlov, R., Zarutska, O., Pavlova, T., Grynko, T., Levkovich, O., & Hordieieva-Herasymova, L. (2024). Blockchain as a management technology: Institutionalization of crypto-assets and transformation of entrepreneurial models using the example of Ethereum. *Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice*, 6(59), 151-166. <https://doi.org/10.55643/fcaptp.6.59.2024.4529>.
17. Pavlov, R., Zarutska, O., Pavlova, T., Grynko, T., Levkovich, O., & Sokol, P. (2025). Solana as a high-frequency governance model: Temporal antifragility and microtransaction business models. *Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice*, 5(64), 287-301. <https://doi.org/10.55643/fcaptp.5.64.2025.4848>.
18. Ross, T. J. (2017). *Fuzzy logic with engineering applications* (4th ed.). John Wiley & Sons.
19. Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53-65. [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7).
20. Saaty, T. L. (1980). *The analytic hierarchy process*. McGraw-Hill.

21. Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509-533. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199708\)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z).

22. Vesanto, J., & Alhoniemi, E. (2000). Clustering of the self-organizing map. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 11(3), 586-600. <https://doi.org/10.1109/72.846731>.

23. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338-353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X).