

Валерій В. Чичотка*

НЕЙРО-НЕЧІТКЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА СЦЕНАРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ РОЗВИТКУ ПОТЕНЦІАЛУ ПІДПРИЄМСТВА З УРАХУВАННЯМ РЕЗИЛЬЄНТНОСТІ

Розроблено модель прогнозування траєкторій розвитку потенціалу підприємства засобами адаптивної нейро-нечіткої системи виведення, яка забезпечує інтерпретованість прогнозу та можливість сценарного моделювання впливу цілеспрямованого зміцнення резильєнтності на майбутню динаміку потенціалу. Використано адаптивну нейро-нечітку систему виведення на базі моделі Такагі–Сугено першого порядку з гібридним алгоритмом навчання (метод найменших квадратів для параметрів консеквентів та градієнтний спуск для параметрів функцій належності). Для подолання проблеми розмірності застосовано редукцію простору вхідних змінних до двох ключових предикторів із гребеневою регуляризацією консеквентів. Якість моделі оцінено за коефіцієнтом детермінації, RMSE та MAPE з обов'язковим зіставленням із базовими моделями. Апробацію проведено на панельних даних 175 підприємств п'яти секторів за 2018–2025 рр. Побудовано модель із прозорою базою з дев'яти нечітких правил, що досягає на тестовій вибірці $R^2 = 0,835$ та $MAPE = 9,3\%$. Встановлено, що за точністю модель є порівнянною з базовими моделями, а її основна цінність полягає в інтерпретованості та здатності до сценарного моделювання. Сценарне моделювання засвідчило, що цілеспрямоване зміцнення резильєнтності здатне змінити спадну траєкторію потенціалу кризового підприємства на висхідну (з 0,350 до 0,405 на горизонті 2028 р.), причому найбільший відносний ефект отримують саме кризові підприємства. Набула подальшого розвитку модель прогнозування траєкторій розвитку потенціалу підприємства, яка, на відміну від класичних нейромережесевих моделей («чорних скриньок») та методів статистичної екстраполяції, поєднує прийнятну точність прогнозу з інтерпретованістю через прозору базу нечітких правил і здатністю до сценарного моделювання управлінських впливів, насамперед зміцнення резильєнтної складової потенціалу. Модель дозволяє перетворити прогноз із пасивної екстраполяції динаміки на інструмент обґрунтування управлінських рішень: кількісно оцінити віддачу від інвестицій у резильєнтність для підприємств різних типів і диференціювати стратегії розвитку відповідно до прогнозованої траєкторії потенціалу.

Ключові слова: потенціал підприємства, прогнозування, адаптивна нейро-нечітка система, ANFIS, нечіткі правила Такагі–Сугено, сценарне моделювання, резильєнтність, стратегія розвитку.

Формл. 4. Рис. 7. Табл. 5. Літ. 24.

DOI: 10.32752/1993-6788-2026-1-301-363-376

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

Valeriy Chychotka

NEURO-FUZZY FORECASTING AND SCENARIO MODELING OF ENTERPRISE POTENTIAL DEVELOPMENT TAKING INTO ACCOUNT RESILIENCE

A model for forecasting the development trajectories of the company's potential has been developed by means of an adaptive neuro-fuzzy inference system, which provides interpretability of the forecast and the possibility of scenario modeling of the impact of purposeful strengthening of

* Oles Honchar Dnipro National University, Ukraine.

resilience on the future dynamics of the potential. An adaptive neuro-fuzzy inference system based on the first-order Takagi–Sugeno model with a hybrid learning algorithm (least squares method for consequent parameters and gradient descent for membership function parameters) was used. To overcome the problem of dimensionality, the reduction of the space of input variables to two key predictors with ridge regularization of consequents was applied. Model quality is assessed by coefficient of determination, RMSE, and MAPE with mandatory comparisons with baseline models. The test was conducted on panel data of 175 enterprises in five sectors for 2018–2025. A model with a transparent base of nine fuzzy rules is built, achieving $R^2 = 0.835$ and $MAPE = 9.3\%$ on the test sample. It was found that the accuracy of the model is comparable to the basic models, and its main value lies in its interpretability and the ability for scenario modeling. Scenario modeling proved that targeted strengthening of resilience can change the downward trajectory of the potential of a crisis enterprise to an upward one (from 0.350 to 0.405 on the horizon of 2028), with the largest relative effect being obtained by crisis enterprises. The model for forecasting the trajectories of the development of the company's potential has been further developed, which, unlike classic neural network models ("black boxes") and statistical extrapolation methods, combines acceptable accuracy of the forecast with interpretability through a transparent base of fuzzy rules and the ability to scenario-model management influences, primarily strengthening the resilient component of the potential. The model makes it possible to turn the forecast from a passive extrapolation of dynamics into a tool for justifying management decisions: to quantify the return on investments in resilience for enterprises of various types and to differentiate development strategies in accordance with the projected potential trajectory.

Keywords: enterprise potential, forecasting, adaptive neuro-fuzzy system, ANFIS, Takagi–Sugeno fuzzy rules, scenario modeling, resilience, development strategy.

Peer-reviewed, approved and placed: 04.07.2026

Постановка проблеми та її зв'язок з важливими науковими та практичними завданнями. Обґрунтування стратегії розвитку підприємства потребує не лише оцінювання поточного стану його потенціалу, а й розуміння того, як цей потенціал змінюватиметься в майбутньому за різних управлінських впливів. Діагностика фіксує стан підприємства на певний момент часу, тоді як стратегічні рішення приймаються щодо майбутнього, а отже, потребують прогнозової складової. Особливої гостроти ця потреба набуває в умовах підвищеної турбулентності, коли лінійна екстраполяція минулих тенденцій втрачає прогностичну цінність через нелінійний характер реакції підприємств на шоки.

Ключова методична складність полягає в поєднанні двох суперечливих вимог: з одного боку, прогнозна модель має враховувати нелінійні залежності між станом потенціалу, резильєнтністю підприємства та його майбутньою траєкторією, що потребує застосування методів машинного навчання. З іншого боку, для практичного застосування в управлінні модель має залишатися інтерпретовною: керівник повинен розуміти, чому модель прогнозує саме таку динаміку, і мати змогу оцінити наслідки альтернативних управлінських рішень. Класичні нейромережеві моделі забезпечують першу вимогу, але не задовольняють другу, функціонуючи як «чорні скриньки»; статистичні методи екстраполяції, навпаки, є прозорими, проте обмежено враховують нелінійність та не працюють з нечіткою за природою інформацією про стан складових потенціалу.

Аналіз останніх публікацій по проблемі. Теоретичним підґрунтям дослідження потенціалу підприємства є ресурсна теорія фірми (J. Barney [3],

R. Grant [5]) та концепція динамічних здатностей (D. Teece та ін. [22]). Роль здатності підприємства протистояти шокам і відновлюватися розкрито в дослідженнях організаційної резильєнтності (S. Ducheck [4], M. Linnenluecke [14], S. Hosseini та співавтори [7], D. Ivanov [10], а специфіку функціонування в умовах глибокої невизначеності – у працях N. Taleb [21] та інших роботах [15–17]).

Методологічною основою побудованої моделі є теорія нечітких множин (L. Zadeh [23–24], G. Klir і B. Yuan [13], T. Ross [18]) та нечітке моделювання систем. Модель нечіткого виведення типу Такагі–Сугено, у якій консеквенти правил є лінійними функціями вхідних змінних, запропонована T. Takagi і M. Sugeno [20] та розвинена M. Sugeno [19]. Адаптивна нейро-нечітка система виведення (ANFIS), що поєднує здатність нейронних мереж до навчання з інтерпретовністю нечіткого виведення, запропонована J.-S. R. Jang [11] і детально викладена у праці J.-S. R. Jang, C.-T. Sun і E. Mizutani [12]. Питання регуляризації параметрів при навчанні моделей на обмежених вибірках розглянуто в класичній праці A. Hoerl і R. Kennard [6], а методологічні вимоги до коректного оцінювання прогнозних моделей із обов'язковим зіставленням із базовими моделями – у працях R. Hyndman і A. Koehler [9] та R. Hyndman і G. Athanassopoulos [8].

Попри значну кількість праць із застосування ANFIS у різних предметних областях, використання адаптивних нейро-нечітких систем для прогнозування траєкторій розвитку потенціалу підприємства з явним урахуванням резильєнтної складової та побудовою на цій основі сценаріїв управлінських впливів залишається недостатньо розробленим, що й визначає напрям цього дослідження.

Формулювання цілей дослідження (мета статті) полягає в розробленні моделі прогнозування траєкторій розвитку потенціалу підприємства засобами адаптивної нейро-нечіткої системи виведення, яка забезпечує інтерпретовність прогнозу та можливість сценарного моделювання впливу цілеспрямованого зміцнення резильєнтності на майбутню динаміку потенціалу. Для досягнення мети розв'язано такі завдання: обґрунтовано вибір методу ANFIS; специфіковано модель і подолано проблему розмірності; навчено модель та оцінено її якість із зіставленням із базовими моделями; проаналізовано отриману базу нечітких правил; побудовано прогнозні траєкторії за типами підприємств; проведено сценарне моделювання впливу резильєнтності. Апробацію методу проведено на панельних даних 175 підприємств п'яти секторів економіки України за 2018–2025 рр.

Виклад основних результатів та їх обґрунтування. Для прогнозування траєкторій розвитку потенціалу підприємства обрано ANFIS. Порівняння основних альтернатив за критеріями, суттєвими для поставленої задачі, наведено в табл. 1.

Ключовою перевагою ANFIS для поставленої задачі є поєднання здатності до навчання на емпіричних даних з інтерпретовністю: параметри моделі налаштовуються автоматично, проте результат подається у формі бази нечітких правил «якщо–то», зрозумілої для управлінця. Додатковою перевагою є методологічна узгодженість із нечітко-множинним апаратом

діагностики потенціалу [1], результати якого слугують вхідними даними моделі. Крім того, прогнозування здійснюється для типів підприємств, виявлених у запропонованій автором типології за профілем потенціалу на основі самоорганізаційних карт Кохонена [2], що забезпечує наскрізну узгодженість дослідження.

Таблиця 1. Порівняння методів прогнозування траєкторій потенціалу, складено автором на основі аналізу [11–12]

Критерій	Регресія / ARIMA	Нейромережа	ANFIS
Врахування нелінійності	Обмежено	Так	Так
Інтерпретованість моделі	Висока	Низька	Висока
Здатність до навчання на даних	Ні	Так	Так
Робота в умовах нечіткості даних	Ні	Обмежено	Так
Узгодженість з нечітким апаратом	Ні	Ні	Так

ANFIS реалізує нечітку систему виведення типу Такагі–Сугено [19–20] у вигляді п'ятишарової нейронної мережі (рис. 1). Перший шар виконує фазифікацію вхідних змінних за допомогою функцій належності; другий шар обчислює сили спрацювання правил як добуток ступенів належності; третій шар нормує сили спрацювання; четвертий шар обчислює зважені виходи правил (лінійні консеквенти Сугено); п'ятий шар агрегує результат у чіткий вихід.

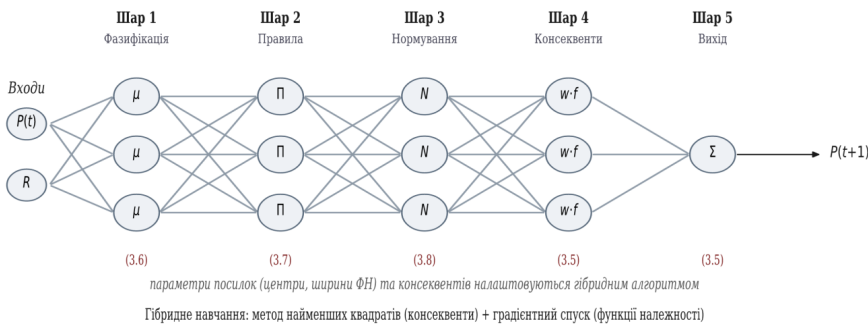


Рис. 1. П'ятишарова архітектура ANFIS-моделі прогнозування потенціалу, побудовано автором на основі [11–12]

Вихід моделі для нечіткої системи Сугено першого порядку [19–20] обчислюється як зважена сума лінійних консеквентів правил:

$$P(t + 1) = \sum_k \bar{w}_k (p_k x_1 + q_k x_2 + r_k) \tag{1}$$

де $\bar{w}_k$ – нормована сила спрацювання k -го правила; x_1 та x_2 – вхідні змінні (поточний потенціал $P(t)$ та резильентність R);

p_k, q_k, r_k – параметри лінійного консеквента k -го правила; підсумовування ведеться за всіма правилами бази.

Для повного розуміння роботи моделі доцільно розглянути функціонування кожного з п'яти шарів окремо. Перший шар (фаззифікація) перетворює чіткі значення вхідних змінних на ступені належності до нечітких множин за допомогою функцій належності [11]. У моделі використано гаусові функції належності:

$$\mu_{Ai}(x) = \exp\left(-\frac{(x - c_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (2)$$

де c_i та σ_i – центр і ширина i -ї функції належності (параметри посилок, що уточнюються в процесі навчання).

Другий шар (правила) обчислює силу спрацювання кожного правила як добуток ступенів належності вхідних змінних (операція нечіткого «І») [19–20]:

$$w_k = \mu_{Ai}(x_1) \cdot \mu_{Bj}(x_2) \quad (3)$$

де w_k – сила спрацювання k -го правила; $\mu_{Ai}(x_1)$ та $\mu_{Bj}(x_2)$ – ступені належності вхідних змінних x_1 та x_2 до нечітких множин A_i та B_j відповідно.

Третій шар (нормування) обчислює відносну силу спрацювання кожного правила щодо суми сил спрацювання всіх правил [11]:

$$\bar{w}_k = \frac{w_k}{\sum_l w_l} \quad (4)$$

де підсумовування у знаменнику ведеться за всіма правилами бази (індекс l пробігає всі правила).

Четвертий шар (консеквенти) обчислює зважений вихід кожного правила згідно з лінійною моделлю Сугено першого порядку ($w_k \cdot f_k$, де $f_k = p_k x_1 + q_k x_2 + r_k$), а п'ятий шар (агрегування) підсумовує виходи всіх правил, формуючи чіткий результат за формулою (1). Параметри посилок (c_i , σ_i) та консеквентів (p_k , q_k , r_k) визначають гнучкість моделі та підлягають налаштуванню в процесі навчання.

Навчання моделі здійснюється гібридним алгоритмом, який поєднує два методи оптимізації: у прямому проході параметри консеквентів визначаються методом найменших квадратів за фіксованих параметрів посилок, а у зворотному проході параметри функцій належності уточнюються методом градієнтного спуску. Таке поєднання забезпечує швидшу та стійкішу збіжність порівняно з градієнтним налаштуванням усіх параметрів одночасно [11–12].

Пряме використання всіх шести складових потенціалу як входів ANFIS призвело б до «прокляття розмірності»: за сіткового розбиття навіть за двох функцій належності на вхід кількість правил склала б $2^6 = 64$, що потребувало б надмірного обсягу навчальних даних. Для подолання цієї проблеми в моделі використано два входи: поточне значення інтегрального показника потенціалу $P(t)$ та рівень резильєнтного потенціалу підприємства як ключовий чинник, що визначає траєкторію відновлення. Вихідною змінною є

прогнозоване значення інтегрального показника наступного періоду $P(t+1)$. Такий підхід забезпечує компактну структуру моделі (за трьох функцій належності на вхід – 9 правил) за збереження прогнозної здатності.

Для запобігання перенаванчання та отриманню економічно змістовних коефіцієнтів консеквентів при навчанні застосовано гребеневу регуляризацию. Навчальну вибірку сформовано з панельних даних 175 підприємств за 2018–2025 рр. у форматі пар «вхід–вихід», де входом є стан підприємства в момент t , а виходом – його стан у момент $t+1$; поділ на навчальну та тестову вибірки здійснено з дотриманням хронологічного порядку.

Кожен вхід моделі описується трьома гаусовими функціями належності з лінгвістичними мітками «низький», «середній», «високий», параметри яких (центри та ширини) уточнюються в процесі навчання. Функції належності вхідних змінних після навчання наведено на рис. 2.

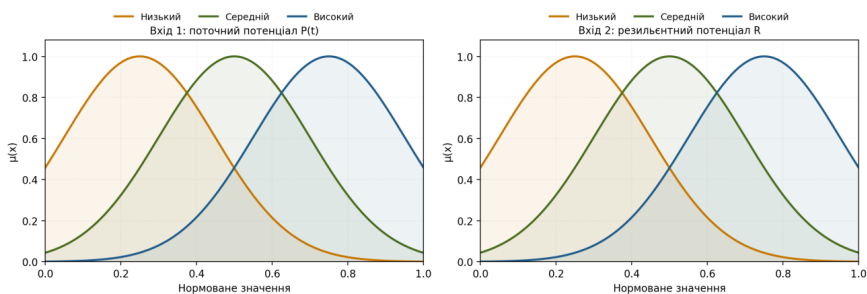


Рис. 2. Функції належності вхідних змінних ANFIS-моделі після навчання, побудовано автором

Ключовою перевагою ANFIS порівняно з класичними нейромережевими моделями є прозорість отриманого результату: після навчання модель подається у формі бази нечітких правил, придатної для змістовної інтерпретації (табл. 2). Кожне правило має вигляд: «ЯКЩО $P(t) \in \langle \text{мітка} \rangle$ І $R \in \langle \text{мітка} \rangle$, ТО $P(t+1) = p \cdot P(t) + q \cdot R + r$ », де p , q , r – параметри консеквента, визначені методом найменших квадратів.

Таблиця 2. База нечітких правил Такагі–Сугено навченої ANFIS-моделі, розраховано автором

№ правила	$P(t) \in \dots$	$R \in \dots$	Консеквент: $P(t+1) = p \cdot P(t) + q \cdot R + r$
1	Низький	Низький	$0,103 \cdot P(t) + 0,045 \cdot R + 0,108$
2	Низький	Середній	$0,079 \cdot P(t) + 0,090 \cdot R + 0,175$
3	Низький	Високий	$0,047 \cdot P(t) + 0,074 \cdot R + 0,121$
4	Середній	Низький	$0,217 \cdot P(t) + 0,122 \cdot R + 0,414$
5	Середній	Середній	$0,231 \cdot P(t) + 0,176 \cdot R + 0,391$
6	Середній	Високий	$0,143 \cdot P(t) + 0,144 \cdot R + 0,233$
7	Високий	Низький	$0,173 \cdot P(t) + 0,115 \cdot R + 0,282$
8	Високий	Середній	$0,378 \cdot P(t) + 0,278 \cdot R + 0,520$
9	Високий	Високий	$0,309 \cdot P(t) + 0,254 \cdot R + 0,404$

Аналіз бази правил дозволяє зробити змістовні висновки. По-перше, коефіцієнти при резильєнтній складовій (q) у всіх правилах є додатними, що підтверджує позитивний вплив резильєнтності на майбутню динаміку потенціалу незалежно від поточного стану підприємства. По-друге, значення цих коефіцієнтів суттєво зростають для правил із високим поточним потенціалом (правила 8–9: 0,278 і 0,254) порівняно з правилами низького стану (правила 1–3: 0,045–0,090), що свідчить про більшу віддачу від резильєнтності за наявності достатньої ресурсної бази. По-третє, вільні члени (r) є найбільшими для правил середнього та високого станів, відображаючи інерційність накопиченого потенціалу.

Зіставлення фактичних і прогнозованих значень інтегрального показника потенціалу на тестовій вибірці подано на рис. 3, метрики якості моделі – у табл. 3.

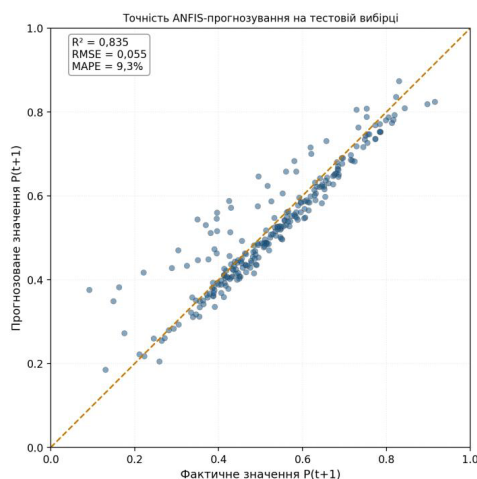


Рис. 3. Зіставлення фактичних і прогнозованих значень інтегрального показника (тестова вибірка), побудовано автором

Таблиця 3. Метрики якості ANFIS-прогнозування, розраховано автором

Вибірка	R^2	RMSE	MAPE, %
Навчальна	0,865	0,057	9,9
Тестова	0,835	0,055	9,3

Близькість значень метрик на навчальній і тестовій вибірках ($R^2 = 0,865$ і $0,835$ відповідно) свідчить про відсутність суттєвого перенавчання моделі, чому сприяло застосування гребеневої регуляризації. Значення MAPE на рівні 9,3% на тестовій вибірці є прийнятним для прогнозування економічних показників у турбулентних умовах.

Методологічно коректне оцінювання прогнозовної моделі вимагає обов'язкового зіставлення з базовими моделями [8–9]. Результати такого зіставлення наведено в табл. 4

Таблиця 4. Порівняння ANFIS з базовими моделями прогнозування (тестова вибірка), розраховано автором

Модель	R^2	RMSE	MAPE, %
Наївна (персистентність)	0,867	0,053	8,71
Лінійна регресія	0,868	0,053	8,35
ANFIS	0,835	0,055	9,34

Результати порівняння заслуговують на зважену інтерпретацію. За абсолютними метриками (RMSE, R^2) ANFIS-модель є співставною з базовими моделями: на відносно гладких траєкторіях потенціалу наївна модель персистентності та лінійна регресія є сильними базовими орієнтирами, оскільки потенціал підприємства змінюється поступово, а тому його значення наступного періоду близьке до поточного. Отримані ANFIS-моделлю показники ($R^2 = 0,835$, RMSE = 0,055) є близькими до базових ($R^2 = 0,867$ – $0,868$, RMSE = 0,053), що свідчить про адекватність моделі.

Проте головна перевага ANFIS полягає не у виграші в точності точкового прогнозу, а у двох принципових можливостях, недоступних базовим моделям:

1) інтерпретованість (прозора структура нечітких правил «якщо–то», що дозволяє пояснити, як поточний стан і резильєнтність підприємства зумовлюють прогноз);

2) здатність до сценарного моделювання (оцінка впливу цілеспрямованих управлінських рішень, зокрема, зміцнення резильєнтності) на прогнозну траєкторію.

Саме ці можливості роблять ANFIS придатною для завдань стратегічного управління, тоді як базові моделі забезпечують лише механічну екстраполяцію без можливості врахування управлінських впливів.

Додатково проаналізовано точність ANFIS-прогнозування в розрізі виявлених кластерів (рис. 4).

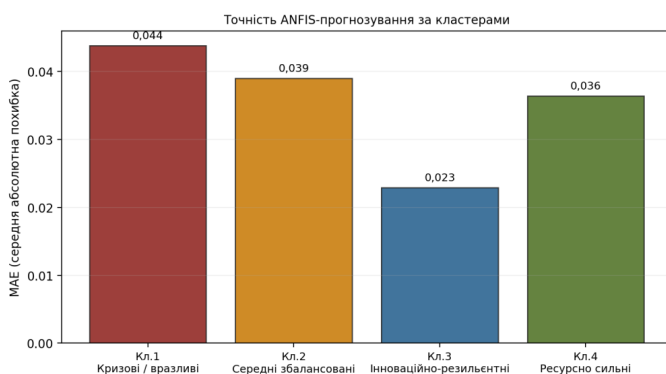


Рис. 4. Точність ANFIS-прогнозування за кластерами (середня абсолютна похибка), побудовано автором

Найвищу точність (найнижчу середню абсолютну похибку, MAE) модель демонструє для кластера 3 («інноваційно-резильентні», $MAE = 0,023$), що пояснюється стабільністю траєкторій високорезильєнтних підприємств. Найвища похибка характерна для кризового кластера 1 ($MAE = 0,044$), траєкторії якого є найбільш волатильними внаслідок глибини пережитих шоків. Ця закономірність є змістовно логічною і додатково підтверджує зв'язок між резильєнтністю та передбачуваністю розвитку потенціалу.

Побудована модель дозволяє формувати прогностичні траєкторії потенціалу як для окремих підприємств, так і для їх однорідних груп. Історичні (2018–2025 рр.) та прогностичні (2026–2027 рр.) траєкторії показових підприємств різних типів наведено на рис. 5.

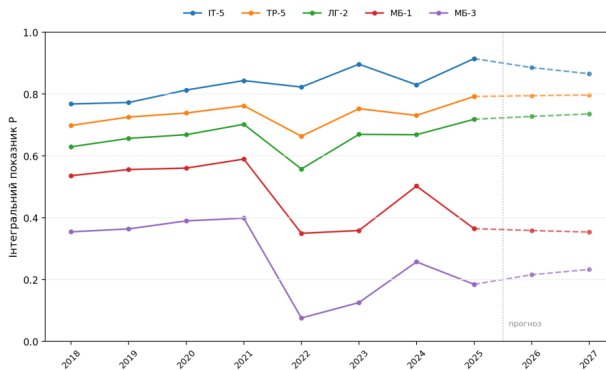


Рис. 5. Історичні (2018–2025) та прогностичні (2026–2027) траєкторії потенціалу показових підприємств, побудовано автором

Траєкторії наочно демонструють диференційований характер впливу кризового шоку 2022 р. та подальшого відновлення: підприємства з високим рівнем резильєнтності зазнали меншого падіння та швидше відновлювалися, тоді як підприємства з низькою резильєнтністю продемонстрували глибше падіння й повільніше відновлення, а їх прогностичні траєкторії залишаються спадними або стагнаційними. Усереднені траєкторії за типами підприємств подано на рис. 6.

Такий агрегований погляд дозволяє оцінити перспективи розвитку кожного типу підприємств. Прогноз засвідчує, що кластери 2, 3 і 4 зберігають відносну стабільність, тоді як кризовий кластер 1 демонструє повільне, але позитивне відновлення (з 0,334 у 2025 р. до 0,343 у 2027 р.), що відображає поступовий вихід частини вразливих підприємств із кризового стану. Водночас розрив між кризовим кластером та рештою зберігається, що підкреслює інерційність відновлення підприємств з низькою резильєнтністю та необхідність цілеспрямованих управлінських впливів для його прискорення.

Важливою перевагою ANFIS-моделі є можливість сценарного прогнозування — оцінки того, як цілеспрямована зміна керованих чинників

(насамперед резильєнтного потенціалу) впливає на прогнозну траєкторію. Розглянуто три сценарії управлінського впливу на резильєнтність: інерційний (резильєнтність незмінна), помірний (щорічне зростання резильєнтності на 0,05) та активний (щорічне зростання на 0,10). Результати сценарного моделювання для кризового підприємства наведено на рис. 7.

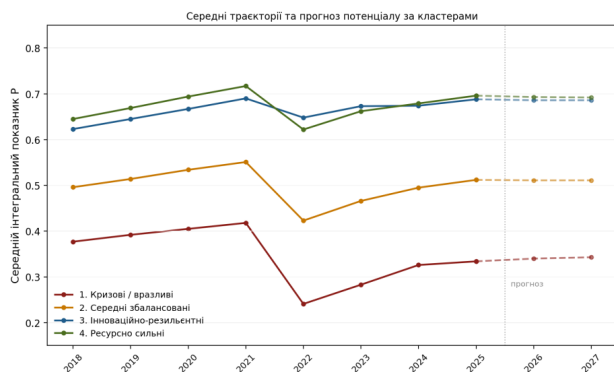


Рис. 6. Середні траєкторії та прогноз потенціалу за кластерами, побудовано автором



Рис. 7. Сценарне прогнозування впливу зміцнення резильєнтності на траєкторію потенціалу (кризове підприємство), побудовано автором

Результати сценарного моделювання наочно демонструють розходження траєкторій: для кризового підприємства МБ-1 за інерційного сценарію потенціал продовжує знижуватися (з 0,365 до 0,350 на горизонті 2028 р.), тоді як активне зміцнення резильєнтності забезпечує його зростання до 0,405, а помірне — до 0,387. Різниця між активним та інерційним сценаріями (близько 0,055) є істотною у масштабі діагностичної шкали й може означати перехід підприємства до вищого рівня потенціалу. Це має безпосереднє прикладне значення: інвестиції у резильєнтність (диверсифікація, цифрова зрілість,

фінансові буфери) є дієвим важелем зміцнення потенціалу підприємства, особливо результативним для підприємств кризового типу.

Для оцінки диференційованого впливу зміцнення резильєнтності на підприємства різних типів сценарне моделювання проведено для трьох підприємств з різних кластерів (табл. 5).

Таблиця 5. Результати сценарного прогнозування для підприємств різних кластерів (горизонт 2028 р.), розраховано автором

Підпр.	Р 2025	Інерційний	Помірний	Активний
МБ-1	0,365	0,350	0,387	0,405
ТР-5	0,792	0,799	0,818	0,820
ЛГ-4	0,534	0,536	0,521	0,524

Результати показують, що ефект від зміцнення резильєнтності залежить від вихідного стану підприємства: для підприємства кризового типу (МБ-1) активний сценарій забезпечує вихід на суттєво вищий рівень (0,405 проти 0,350 за інерційного сценарію на горизонті 2028 р.), тоді як для ресурсно сильного підприємства (ТР-5) зміцнення резильєнтності закріплює лідерські позиції (до 0,820).

Розроблена ANFIS-модель, попри високу прогнозну здатність, має низку обмежень, які необхідно враховувати при інтерпретації результатів. По-перше, прогнозна точність моделі закономірно знижується зі збільшенням горизонту прогнозування: рекурсивний характер багатокрокового прогнозу (коли прогноз наступного періоду будується на основі прогнозу попереднього) призводить до накопичення похибки, тому надійними слід вважати передусім коротко- та середньострокові прогнози (1–3 роки). По-друге, модель побудована на припущенні про збереження загального характеру залежностей між поточним станом, резильєнтністю та майбутньою траєкторією потенціалу; за структурних змін середовища (нових шоків принципово іншої природи) прогнози потребують перекалібрування. По-третє, використання двох агрегованих входів, обране для подолання проблеми розмірності, неминуче спрощує реальну багатofакторну динаміку потенціалу.

Разом із тим проведений аналіз стійкості результатів та порівняння з базовими моделями підтверджують, що модель адекватно відображає основні закономірності динаміки потенціалу та є придатною для завдань стратегічного прогнозування.

Висновки. Обґрунтовано доцільність застосування ANFIS для прогнозування траєкторій розвитку потенціалу підприємства. На відміну від класичних нейромережевих моделей, ANFIS забезпечує інтерпретовність результату через прозору базу нечітких правил, а на відміну від методів статистичної екстраполяції – враховує нелінійні залежності та методологічно узгоджується з нечітко-множинним апаратом діагностики потенціалу.

Специфіковано модель із двома вхідними змінними – поточним рівнем інтегрального потенціалу та рівнем резильєнтної складової, що дозволило подолати проблему розмірності і зберегти інтерпретовність. Застосування

гребеневої регуляризації при навчанні забезпечило економічно змістовні коефіцієнти консеквентів та відсутність суттєвого перенавчання ($R^2 = 0,865$ на навчальній та $0,835$ на тестовій вибірці).

Аналіз отриманої бази з дев'яти нечітких правил підтвердив позитивний вплив резильєнтності на майбутню динаміку потенціалу: коефіцієнти при резильєнтній складовій є додатними в усіх правилах, причому їх значення суттєво зростають для правил із високим поточним потенціалом, що свідчить про більшу віддачу від резильєнтності за наявності достатньої ресурсної бази.

Зіставлення з базовими моделями засвідчило, що за формальними метриками точності ANFIS-модель є порівнянною з наївною моделлю та лінійною регресією (MAPE $9,34\%$ проти $8,71\%$ і $8,35\%$), але не переважає їх. Цінність побудованої моделі полягає не в точності прогнозу, а в інтерпретовності та здатності до сценарного моделювання управлінських впливів, недоступній базовим моделям.

Сценарне моделювання засвідчило, що цілеспрямоване зміцнення резильєнтності здатне змінити саму спрямованість прогнозованої траєкторії: для кризового підприємства за інерційного сценарію прогнозується зниження потенціалу з $0,365$ до $0,350$, тоді як за активного сценарію – зростання до $0,405$ (різниця близько $0,055$). Встановлено суттєву диференціацію віддачі від інвестицій у резильєнтність за типами підприємств: найбільший відносний ефект отримують кризові підприємства ($0,38$), тоді як для підприємств із уже високою резильєнтністю спрацьовує ефект насичення.

Практична цінність результатів полягає в перетворенні прогнозу з пасивної екстраполяції динаміки на інструмент обґрунтування управлінських рішень, що дозволяє кількісно оцінювати віддачу від інвестицій у резильєнтність та диференціювати стратегії розвитку відповідно до прогнозованої траєкторії потенціалу. Перспективою подальших досліджень є розширення переліку вхідних змінних моделі за наявності відповідних даних та застосування нечітких множин другого типу для формалізації метаневизначеності експертних оцінок.

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. Чичотка В. В. Типологізація підприємств за профілем потенціалу на основі самоорганізаційних карт Кохонена. *Актуальні проблеми економіки*. 2026. № 5 (299). С. 188–204. <https://doi.org/10.32752/1993-6788-2026-1-299-188-204>.

3. 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>.

4. 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>.

5. 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>.

6. Hoerl A. E., Kennard R. W. Ridge regression: biased estimation for nonorthogonal problems. *Technometrics*. 1970. Vol. 12, No. 1. P. 55–67. <https://doi.org/10.1080/00401706.1970.10488634>.

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. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. *Forecasting: Principles and Practice*. 3rd ed. Melbourne: OTexts, 2021. 442 p.
9. Hyndman R. J., Koehler A. B. Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*. 2006. Vol. 22, No. 4. P. 679-688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>.
10. 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>.
11. Jang J.-S. R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1993. Vol. 23, No. 3. P. 665-685. <https://doi.org/10.1109/21.256541>.
12. Jang J.-S. R., Sun C.-T., Mizutani E. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1997. 614 p.
13. Klir G. J., Yuan B. *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications*. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1995. 574 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., Zarutskaya 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., Zarutskaya 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. Sugeno M. *Industrial Applications of Fuzzy Control*. Amsterdam: Elsevier Science, 1985. 269 p.
20. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1985. Vol. SMC-15, No. 1. P. 116-132. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399>.
21. Taleb N. N. *Antifragile: Things That Gain from Disorder*. New York: Random House, 2012. 519 p.
22. 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).
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).
24. Zadeh L. A. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning – I. *Information Sciences*. 1975. Vol. 8, No. 3. P. 199-249. [https://doi.org/10.1016/0020-0255\(75\)90036-5](https://doi.org/10.1016/0020-0255(75)90036-5).

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. Chychotka, V. V. (2026). Typologization of enterprises by potential profile based on Kohonen self-organizing maps. *Actual Problems of Economics*, 5(299), 188-204. <https://doi.org/10.32752/1993-6788-2026-1-299-188-204>. [in Ukrainian].
3. Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120. <https://doi.org/10.1177/014920639101700108>.
4. Ducheck, S. (2020). Organizational resilience: A capability-based conceptualization. *Business Research*, 13, 215-246. <https://doi.org/10.1007/s40685-019-0085-7>.
5. 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/10.2307/4116664>.
6. Hoerl, A. E., & Kennard, R. W. (1970). Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems. *Technometrics*, 12(1), 55-67. <https://doi.org/10.1080/00401706.1970.10488634>.

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.ress.2015.08.006>.
8. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. *Forecasting: Principles and Practice*. 3rd ed. Melbourne: OTexts, 2021. 442 p.
9. Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679-688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>.
10. 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>.
11. Jang, J.-S. R. (1993). ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665-685. <https://doi.org/10.1109/21.256541>.
12. Jang, J.-S. R., Sun, C.-T., & Mizutani, E. (1997). *Neuro-fuzzy and soft computing: A computational approach to learning and machine intelligence*. Prentice Hall.
13. Klir, G. J., & Yuan, B. (1995). *Fuzzy sets and fuzzy logic: Theory and applications*. Prentice Hall.
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., Zarutskaya, 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/fcaptop.6.59.2024.4529>.
17. Pavlov, R., Zarutskaya, 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/fcaptop.5.64.2025.4848>.
18. Ross, T. J. (2017). *Fuzzy logic with engineering applications* (4th ed.). John Wiley & Sons.
19. Sugeno, M. (1985). *Industrial applications of fuzzy control*. Elsevier Science.
20. Takagi, T., & Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-15(1), 116-132. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399>.
21. Taleb, N. N. (2012). *Antifragile: Things that gain from disorder*. Random House.
22. 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).
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).
24. Zadeh, L. A. (1975). The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning – I. *Information Sciences*, 8(3), 199-249. [https://doi.org/10.1016/0020-0255\(75\)90036-5](https://doi.org/10.1016/0020-0255(75)90036-5).