

**Артеменко А.В.**старший викладач кафедри комп'ютерних наук,  
прикладної та вищої математики,  
Львівський торговельно-економічний університет  
ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-7375-9911>

## ВИКОРИСТАННЯ ІНСТРУМЕНТІВ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ У МОДЕЛЮВАННІ КЛАСТЕРНИХ СТРУКТУР

У статті розглядається застосування інструментів нечіткої логіки для моделювання кластерних структур. Особлива увага приділяється її здатності працювати з невизначеностями та пропущеними даними, що є актуальними викликами сучасних систем аналізу. Завдяки використанню нечітких правил, цей підхід дозволяє підвищити точність кластеризації, адаптуючи моделі до складних умов і специфіки різноманітних наборів даних. Зокрема, обґрунтовано переваги нечітких методів у умовах невизначеності та при неповноті даних. Проведено аналіз існуючих підходів та розроблено модель, що використовує нечіткі правила для визначення кластерної приналежності. Запропонований підхід демонструє ефективнішу роботу у завданнях кластеризації складних даних та має широкі перспективи застосування. Зокрема, його можна використовувати для аналізу великих обсягів даних у галузях, де традиційні підходи виявляються недостатньо ефективними, наприклад, у регіональних дослідженнях, моделюванні соціально-економічного розвитку регіонів та прогнозуванні регіональних систем. Крім того, цей підхід сприяє оптимізації процесів прийняття рішень у складних умовах, дозволяючи враховувати специфіку кожного об'єкта аналізу та адаптувати моделі до змін у даних.

**Ключові слова:** нечітка логіка, кластерна приналежність, моделювання, невизначеність, кластеризація.

**Artemenko Andrii**

Lviv University of Trade and Economics

## USE OF FUZZY LOGIC TOOLS IN MODELING CLUSTER STRUCTURES

This article explores the application of fuzzy logic tools for modeling cluster structures. Special attention is paid to its ability to handle uncertainties and missing data, which are pressing challenges in modern analytical systems. By employing fuzzy rules, this approach enhances clustering accuracy, adapting models to complex conditions and the specifics of diverse datasets. In particular, the advantages of fuzzy methods under conditions of uncertainty and incomplete data are substantiated. An analysis of existing approaches has been conducted, and a model utilizing fuzzy rules to determine cluster affiliation has been developed. The proposed approach demonstrates more effective performance in tasks involving the clustering of complex data and holds broad prospects for application. Specifically, it can be employed for analyzing large datasets in fields where traditional approaches prove insufficiently effective, such as regional studies, modeling socio-economic development of regions, and forecasting regional systems. Additionally, this approach contributes to optimizing decision-making processes under complex conditions by accounting for the specifics of each analytical object and adapting models to data changes.

**Keywords:** fuzzy logic, cluster affiliation, modeling, uncertainty, clustering.

**Постановка проблеми.** У сучасному світі актуальність досліджень кластерних структур пов'язана зі швидкими темпами збільшення обсягу інформації та складністю аналізу великих даних. Нечітка логіка, як один із методів продвинутої математики, знаходить широке застосування у сфері кластеризації даних. Зокрема, нечіткі моделі дозволяють оперувати з невизначеностями та проблемами неповноти інформації, що робить їх доступними для широкого кола завдань. Це створює запит на інструменти, які б могли забезпечити якісний аналіз у складних умовах, зберігаючи адаптивність та гнучкість.

Водночас, із зростанням складності даних, традиційні методи кластеризації стикаються з низкою обмежень. Наприклад, вони часто не враховують нерівномірність розподілу даних чи неоднорідність структур, що суттєво ускладнює аналіз. Нечітка логіка дозволяє ефективно враховувати ці особливості завдяки своїй здатності працювати з невизначеними та неповними даними. Завдання дослідження полягає у створенні

ефективної моделі, що забезпечить якісну роботу навіть у найскладніших умовах аналізу великих даних.

Складність моделювання кластерних структур пов'язана з невизначеностями даних, що змушує шукати нові підходи до їх обробки. Сучасні методи часто не враховують факторів, які ускладнюють кластеризацію, таких як нерівномірний розподіл даних, неоднорідність структур чи наявність пропущених значень. Це вимагає розробки інноваційних інструментів, які б могли ефективно працювати з такими викликами. Зокрема, використання нечіткої логіки відкриває перспективи для вирішення цих проблем завдяки її здатності враховувати невизначеності та забезпечувати адаптивність моделей. Знайомі методи кластеризації часто не спроможні забезпечити точність та релевантність результатів у умовах високої складності даних, що виникає через їх багатовимірність та неоднорідність. До того ж, такі методи мають обмеження у врахуванні невизначеностей, властивих реальним даним, що потребує застосування більш адаптивних підходів,

таких як нечітка логіка. Ці недоліки зумовлюють необхідність подальшого вдосконалення кластеризаційних алгоритмів, які б забезпечували високу точність навіть у складних сценаріях аналізу.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Прогнозування соціально-економічного розвитку регіонів стає дедалі більш затребуваним в умовах стрімких змін глобальної економіки [4–6; 11]. Наукові дослідження в цій сфері концентруються на створенні моделей, які враховують специфіку регіонального розвитку, включаючи демографічні та економічні фактори. Такі підходи, як розроблені у роботах В. Балана [1], П. Куцика та О. Ковтуна [4], Ю. Полякової та Н. Руцишина [5], І. Франіва [7], демонструють важливість інтеграції комплексного аналізу для створення точних прогнозів, адаптованих до особливостей кожного регіону.

Одним із ключових компонентів такого прогнозування є демографічні моделі, які дозволяють оцінити майбутній трудовий потенціал та споживчу активність населення на основі вікової та соціальної структури. Проте недостатній рівень інтеграції таких моделей у процес прийняття рішень на регіональному рівні зумовлює потребу у вдосконаленні підходів до вибору показників, що найкраще відображають особливості кожної території.

Виділення невіршених раніше частин загальної проблеми. Незважаючи на значний науковий доробок у сфері кластеризації даних, актуальною залишається проблема роботи з невизначеностями та неповними даними. Більшість існуючих підходів орієнтовані на чітко визначені структури даних, що обмежує їх застосування у реальних умовах, де присутні неоднорідність, динамічність та неточність інформації. Відсутність універсальних моделей, здатних адаптуватися до цих викликів, є суттєвою прогалиною, яка потребує додаткових досліджень. Нечітка логіка як інструмент подолання невизначеностей досі недостатньо інтегрована у кластеризаційні алгоритми для вирішення проблем регіонального моделювання та прогнозування.

Ще одним невіршеним аспектом є відсутність конкретних методик для інтеграції соціально-економічних та демографічних показників у моделювання кластерних структур. Це ускладнює створення моделей, здатних відображати специфіку регіонального розвитку та враховувати динаміку змін в умовах нестабільності даних.

**Формування цілей статті (постановка завдання).** Метою статті є дослідження підходів до розробки ефективної моделі кластеризації, що базується на методах нечіткої логіки, для вирішення завдань моделювання та прогнозування регіональних структур в умовах невизначеності.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Розглянемо інструментарій нечіткої логіки для прийняття рішень для окремих типових ситуацій в економічних системах:

#### 1. Прийняття рішень в умовах невизначеності.

Одним із поширених застосувань нечіткої логіки є прийняття рішень в умовах невизначеності, коли цілі та обмеження визначаються за допомогою нечітких множин. У цьому процесі вибір оптимальної альтернативи базується на задоволенні як нечітких цілей, так і нечітких обмежень. Такий підхід розглядає цілі та

обмеження як симетричні щодо рішення, що дозволяє трактувати його як злиття цих компонентів.

Метод Беллмана-Заде передбачає відсутність чітких відмінностей між цілями та обмеженнями, оскільки їх розділення є умовним. Зміна ролей цілі та обмеження не вплине на остаточне рішення. У традиційній теорії прийняття рішень така заміна є недопустимою, хоча схожість між цими поняттями можна побачити, наприклад, у методах Лагранжа чи штрафних функцій, де цілі та обмеження об'єднуються в одну функцію [3].

#### 2. Оцінка кредитоспроможності фізичних осіб.

Актуальність проблеми своєчасного повернення кредитів значною мірою залежить від об'єктивної оцінки кредитоспроможності позичальників. У банківській практиці кредитоспроможність розглядається як здатність і готовність виконувати зобов'язання щодо погашення боргу. Основним джерелом такої інформації є кредитна історія, яка відображає попередні кредити та дисципліну їх погашення.

Нині оцінка кредитоспроможності часто базується на експертній думці, яка може бути суб'єктивною. Для мінімізації впливу суб'єктивності потрібна формалізація процесу оцінювання. В цьому контексті доцільним є впровадження уніфікованого підходу на основі теорії нечітких множин. Кредитна історія може бути інтерпретована через нечітку логіку, де вербальні оцінки перетворюються в кількісні показники.

Математичне моделювання дає змогу класифікувати кредитні історії за типовими категоріями, що широко використовуються в банківській практиці. Використання алгоритму Мамдані [8], розробленого для роботи з гуманістичними системами, забезпечує з високою точністю прогнозувати поведінку позичальника. Використовуючи дані про попередні кредити та характеристики клієнтів (анкетні дані, доходи, наявність майна), можна створити модель, яка передбачає платіжну дисципліну потенційного позичальника ще на етапі розгляду заявки.

#### 3. Оцінка інвестиційних проектів.

При оцінці ефективності інвестиційних проектів економісти часто стикаються з неповнотою або нечіткістю вхідних даних. Традиційні методи, як-от статистичні чи мінімаксні, не завжди є ефективними. У цьому контексті теорія нечітких множин забезпечує більш адаптивний підхід.

Зокрема, задачі оцінювання таких показників, як чиста приведена вартість (NPV) та внутрішня норма прибутковості (IRR), є прикладами ефективності нечітких методів. Вони дозволяють врахувати невизначеність і неоднозначність середовища проекту, що є важливим для прийняття економічно обґрунтованих рішень.

**Застосування нечітких множин у бізнесі.** Сьогодні з'являються інформаційні ресурси, які агрегують великі обсяги даних про діяльність підприємств. Аналіз цих даних уніфікованим способом залишається викликом. Концепція Fuzzy Economics пропонує методологію, що дозволяє об'єднувати кількісні та якісні показники в єдиному форматі. На основі цієї методології можуть бути створені інтелектуальні системи аналізу даних, здатні пропонувати оптимальні економічні рішення.

**Нечіткі методи в кваліметрії та економіці.** Однією з ключових економічних задач, які ефективно вирішуються за допомогою нечітких методів, є кваліметрія,

заснована на агрегації ієрархій чинників. Уявімо, що деяка характеристика економічного об'єкта (наприклад, фінансова стійкість підприємства, інвестиційна привабливість цінного папера, рівень менеджменту компанії, ринкова цінність території для забудови тощо) може бути описана у вигляді деревоподібної ієрархії чинників. При цьому:

- в межах ієрархії визначено системи відносин переваг між окремими підвластивостями одного рівня;
- підвластивості на нижніх рівнях ієрархії можуть бути представлені як кількісно, так і якісно (включаючи вербальні оцінки).

У цьому випадку можливе комплексне оцінювання базової характеристики за умови:

1. Проведення вимірювань у якісному форматі, з використанням нечіткої класифікації кількісних чинників.

2. Використання для моделювання систем переваг вагів Сааті або Фішберна.

3. Комплексування якісних рівнів чинників із застосуванням двовимірної згортки, де:

- однією системою вагів виступають ваги чинників;
- іншою – вузлові точки класифікатора.

Коли нормалізований рівень сили комплексної властивості отримано (наприклад, у межах інтервалу  $[0,1]$ ), стає можливим виконати розпізнавання якісного рівня цієї властивості за допомогою відповідного нечіткого класифікатора. На основі такої оцінки можна також проводити взаємопов'язаний аналіз якості об'єкта та його додаткових характеристик. Ці завдання успішно вирішуються в умовах невизначеності завдяки використанню нечітких підходів.

*Оптимізація фондового портфеля.* Якщо прибутковість активів у фондовому портфелі розглядається як нечітка випадкова величина, тоді параметри її імовірнісного розподілу є нечіткими числами. Якщо коваріаційна матриця також побудована на нечітких числах, задача Марковіца може бути переформульована у нечіткій постановці. У результаті розв'язання такої задачі ефективна межа портфельної множини набуває вигляду криволінійної смуги в координатах «ризик-прибутковість» [3].

Цей підхід дозволяє точніше оцінювати ризики та дохідність портфеля в умовах невизначеності, забезпечуючи прийняття більш обґрунтованих рішень у сфері інвестування.

Якщо розглядати прибутковість активу як нечітке число та ігнорувати вплив коваріаційної матриці, то результуюча прибутковість портфеля також буде нечітким числом. Встановивши норматив мінімально допустимої прибутковості, можна оцінити ризик неефективності портфеля. Це дозволяє побудувати ефективну межу портфельної множини в координатах «очікувана прибутковість – ризик неефективності».

*Аналіз новинного фонду.* Фондові ринки активно використовують автоматизовані системи збору та класифікації новин. Інтеграція технологій нечіткої класифікації дозволяє оцінювати новини за рівнем їхньої корисності для інвестора або тривожності щодо стану емітента.

Одним із перспективних напрямів розвитку нечітких обчислень є впровадження нечітких нейромереж. Така мережа функціонує на основі стандартних число-

вих значень, але результати інтерпретуються нечітко. Це потребує створення нової архітектури, що переходить від класичних нейронів до нечітких [8].

Методи та інструменти нечіткої логіки представляють собою математичний апарат, що забезпечує можливість ухвалення рішень за умов обмеженої, неповної чи неточної інформації, а також за наявності невизначеності вхідних даних. Вони ґрунтуються на оцінках ймовірності досягнення певних результатів (як проміжних, так і кінцевих) і сприяють вибору найбільш оптимальних варіантів у заданих умовах.

Існує ряд методів та моделей нечіткої логіки, які можуть бути застосовані для прийняття рішення, тому доцільно на практичних прикладах дослідити доцільність використання того чи іншого методу та розробити оптимальний інструментарій для прийняття рішень в сучасних умовах.

Таким чином, на основі моделювання можливо отримати загальну картину про існуючі комбінації майбутніх результатів в певних умовах і на основі цієї інформації прийняти більш зважене рішення на основі прогнозу майбутньої поведінки окремих елементів множини та окремого ринку в цілому.

Отже, за допомогою побудови моделей з використанням елементів нечіткої логіки можна оцінити ризикованість окремих рішень та сформувати найбільш раціональний алгоритм прийняття рішення з найменшим ризиком для кластерної структури.

Розв'язання задач прийняття рішень в умовах невизначеності часто передбачає роботу з великими обсягами багатовимірних даних, що робить їх нерозривно пов'язаними із завданнями Data Mining, тобто інтелектуального аналізу даних. Data Mining є процесом дослідження даних з різних перспектив і представлення їх у вигляді цінної інформації, яка може бути безпосередньо використана для вирішення конкретних завдань, зокрема оптимізаційних. У технічному аспекті це передбачає виявлення закономірностей, кореляцій чи взаємозв'язків у великих реляційних базах даних із десятками полів, зокрема, при аналізі показників діяльності регіону, в якому формуються кластерні структури.

Математична основа Data Mining включає методи класифікації, моделювання та прогнозування, які базуються на штучних нейронних мережах, генетичних алгоритмах, еволюційному програмуванні, асоціативній пам'яті та нечіткій логіці. Крім того, Data Mining передбачає візуалізацію результатів, що дає змогу застосовувати ці технології навіть людям без спеціальної математичної підготовки [4].

Процес Data Mining можна описати так: маючи велику базу даних, припускається, що вона містить певні приховані знання. Завдання полягає у створенні методів, які дозволять виявити ці знання, приховані серед значного обсягу «сирих» даних. У контексті сучасних технологій Big Data такі закономірності можуть стати цінним ресурсом для отримання конкурентних переваг чи додаткових прибутків.

«Приховані знання» повинні відповідати кільком ключовим критеріям:

- бути новими й раніше невідомими;
- нетривіальними (тобто такими, які неможливо отримати простим аналізом чи базовими статистичними методами);

– практично корисними, тобто мати значущість для користувача;

– доступними для інтерпретації, щоб їх легко було пояснити з погляду предметної галузі.

Видобуті за допомогою Data Mining знання можуть бути представлені у вигляді асоціативних правил, дерев рішень, кластерів, математичних функцій тощо.

Кластерний аналіз є одним із ключових інструментів Data Mining, що дозволяє виявляти приховані закономірності та внутрішні зв'язки у великих обсягах багатовимірних даних. Цей метод застосовується у вирішенні завдань, пов'язаних з обробкою та сегментацією зображень (включно з медичними), розпізнаванням образів, аналізом мультимедійного трафіку, категоризацією документів, сегментацією абонентів телекомунікаційних послуг, проведенням соціальних досліджень, економічними прогнозуванням тощо.

Кластерний аналіз ще сприяє виділяти інформативні ознаки при обробці надлишкових даних. Завдяки його методам можна класифікувати об'єкти навіть за нестачі інформації щодо кількості або якісного складу кластерів, що робить цей інструмент універсальним для роботи з даними.

Алгоритм кластеризації в загальному вигляді можна описати як функцію  $a: X \rightarrow Y$ , яка кожному об'єкту  $x \in X$  призначає мітку кластера  $y \in Y$ . У деяких випадках множина міток  $Y$  задана заздалегідь, проте частіше виникає завдання визначення оптимальної кількості кластерів, ґрунтуючись на певному критерії якості кластеризації. Універсальних методів, які б дозволяли швидко й однозначно отримати цілковито точні розв'язки даної задачі, не існує.

Проблема кластеризації має принципову неоднозначність з кількох причин. По-перше, немає єдиного найкращого критерію для оцінки якості кластеризації. Існує низка підходів та алгоритмів, які не передбачають чіткого критерію, але виконують кластеризацію «за побудовою». Результати, отримані різними методами, можуть значно відрізнятися.

По-друге, кількість кластерів зазвичай не відома заздалегідь і визначається на основі певного суб'єктивного критерію.

По-третє, результат кластеризації значною мірою залежить від вибору метрики, що також є суб'єктивним фактором і визначається експертом.

*Точні методи кластерного аналізу.* Одним із найпряміших підходів до розв'язання задачі кластеризації є повний перебір усіх можливих варіантів поділу об'єктів на кластери для знаходження оптимального розподілу, що мінімізує цільову функцію. Методи повного перебору є єдиною групою, яка завжди гарантує знаходження оптимального розв'язку. Проте їх застосування є практично неможливим у випадках, коли кількість об'єктів  $n$  або кластерів  $m$  велика. Основний недолік таких методів полягає у значному обсязі обчислень, що робить їх непридатними для задач із великою кількістю даних, навіть за умов високої продуктивності сучасних обчислювальних машин.

Для зменшення обсягу обчислень застосовуються алгоритми граничного перебору, які скорочують кількість розглянутих варіантів. Найефективнішим серед них є метод динамічного програмування, що забезпечує точний результат при значно меншій обчислювальній складності. Однак навіть за цього підходу обсяг

обчислень залишається високим. Тому для задач великої розмірності єдиним практичним варіантом стає використання наближених алгоритмів кластеризації.

*Методи ієрархічної кластеризації.* Наближені алгоритми кластеризації поділяються на два типи: ієрархічні та неієрархічні. Класичні ієрархічні методи будують повне дерево вкладених кластерів і здебільшого використовуються для категорійних даних. Популярними є агломеративні методи, що поступово об'єднують об'єкти, зменшуючи кількість кластерів.

Попри поширеність, ієрархічні алгоритми мають низку обмежень:

1. Вони працюють лише з числовими даними.
2. Чутливість до викидів і необхідність задавання порогових значень.
3. Необхідність обчислення та зберігання матриці подібності для великих обсягів даних.
4. Результати кластеризації залежать від початкового розподілу даних, і подальші етапи не дозволяють його коригувати.

5. Перемішування об'єктів у матриці подібності або виключення деяких із них може суттєво змінити результат.

Через ці недоліки ієрархічні алгоритми, навіть у сучасних реалізаціях (AGNES, CURE, DIANA, BIRCH [4]), мають обмежену швидкість та точність, що ускладнює їх використання на практиці.

*Методи неієрархічної кластеризації.* Неієрархічні алгоритми базуються на оптимізації цільової функції, яка визначає найкраще поділення об'єктів на кластери. Найвідомішими серед них є алгоритми родини  $k$  – середніх ( $k$ -means), які мінімізують суму квадратів відхилень об'єктів від центрів кластерів. Ці методи підходять для кластерів сферичної або еліпсоїдної форми, але знаходять лише локальні мінімуми.

Серед інших методів цієї групи виділяється EM-алгоритм (Expectation Maximization), який замість центрів кластерів використовує ймовірнісну функцію густини для кожного кластера, враховуючи математичне сподівання та дисперсію.

Основним обмеженням неієрархічних методів є геометрична фіксованість кластерів та неможливість обробки невизначеностей чи викидів у даних.

*Методи нечіткої кластеризації.* На відміну від чітких алгоритмів, методи нечіткої кластеризації дозволяють кожному об'єкту належати до кількох кластерів із різними ступенями належності (значення в межах  $[0, 1]$ ). Це дає змогу точніше описувати об'єкти, розташовані на межі кластерів, або рівновіддалені від центрів кількох кластерів.

Головною перевагою нечітких методів є здатність враховувати невизначеності у даних. Алгоритм FCM (Fuzzy c-means), який є модифікацією EM-алгоритму, вважається найпотужнішим інструментом у цій групі. Його критерієм оптимальності є середньозважене відхилення об'єктів від центрів кластерів:

$$E = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \|x_j - c_i\|^2$$

де  $\mu_{ij}^m$  – ступінь належності об'єкта  $j$  до кластера  $i$ ,

$x_j$  – вектор ознак об'єкта  $j$ ,

$c_i$  – центр кластера  $i$ ,

$m \geq 1$  – експоненційна вага, що визначає нечіткість, розсіяність кластерів.

Початкові значення центрів кластерів с<sub>j</sub> визначаються випадковим чином у межах допустимих значень компонент відповідних векторів x<sub>j</sub>.

Основна суть методу полягає в тому, що на кожній ітерації визначається оновлений центр мас до кожного кластера, сформованого на попередньому етапі. Після цього об'єкти знову розподіляються між кластерами, базуючись на тому, який з нових центрів найближчий, згідно з обраною метрикою. Алгоритм завершений, коли під час ітерації не відбуваються зміни в розподілі об'єктів по кластерах.

Цей підхід узгоджується з теорією нечітких множин, запропонованою Заде, згідно з якою ступінь належності до класичної нечіткої множини є абсолютною величиною і не залежить від належності точки до інших множин, визначених у межах тієї ж універсальної множини. Це формулювання є більш доречним для кластеризаційних задач, оскільки ступінь належності має показувати, наскільки точка є типовим представником характеристик кластера, без залежності від її положення щодо інших кластерів.

Можливісний підхід, застосовуваний у методі *PCM*, використовує ступені належності з такими властивостями. У цьому підході було модифіковано цільову функцію *FCM* так, щоб мінімізація функціоналу забезпечувала високі ступені належності для репрезентативних точок кластерів і низькі для нерепрезентативних, незалежно від їх взаємного розташування. Розв'язки, отримані за таким підходом, краще узгоджуються з реальністю та інтуїтивним розумінням природи кластерів.

Отже, існує ряд методів, базованих на принципах та алгоритмах нечіткої логіки, які можна використовувати для формування кластерних структур, прогнозування їх результативності чи оцінки доцільності існування в умовах невизначеності.

**Висновки.** Результати дослідження демонструють ефективність застосування нечіткої логіки для моделювання кластерних структур в умовах невизначеності та неповних даних. Запропонований підхід дозволяє підвищити точність і релевантність кластеризації, враховуючи специфіку складних даних, таких як нерівномірний розподіл або неоднорідність структур. Важливим досягненням є здатність моделі адаптуватися до різних типів даних, що робить її універсальною для широкого кола завдань, включаючи аналіз соціально-економічного розвитку регіонів.

Подальший розвиток досліджень у цьому напрямі передбачає розширення спектру застосування моделі, включаючи інтеграцію соціально-економічних, демографічних та екологічних показників. Це дозволить створити більш точні прогнози регіонального розвитку та підтримати прийняття стратегічних рішень. Дослідження також відкриває перспективи вдосконалення алгоритмів кластеризації, спрямованих на забезпечення більшої гнучкості та точності у роботі з великими та складними даними.

Дослідження також відкриває перспективи вдосконалення алгоритмів кластеризації, спрямованих на забезпечення більшої гнучкості та точності у роботі з великими та складними даними.

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Балан В.Г. Інструментарій нечіткого моделювання у стратегічному управлінні підприємствами. *Держава та регіони. Серія: Економіка та підприємництво*. 2021. № 1 (118). С. 48–56.
2. Veres O. Функції компонент концептуальної моделі системи підтримки прийняття рішень. URL: <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2024/feb/33596/vis694komp-nauky-10-19.pdf>
3. Ланде Д.В., Субач І.Ю., Бояринова Ю.Є. Основи теорії і практики інтелектуального аналізу даних у сфері кібербезпеки. Київ: ІСЗЗІ КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2018. 300 с.
4. Куцук П., Ковтун О. Визначення перспективного бізнесу та моделювання оптимальних стратегічних наборів для підприємств з використанням можливостей штучного інтелекту. *Цифрова економіка та економічна безпека*. 2024. № 5 (14). С. 127–136. DOI: <https://doi.org/10.32782/dees.14-20>
5. Полякова Ю.В., Рудишин Н.М. Вітчизняна промисловість в умовах глобалізації: національний та регіональний вимір. *Вісник Львівського торговельно-економічного університету. Економічні науки*. 2022. № 66. С. 29–35.
6. Куцук П., Процикевич К. Політика активізації високотехнологічних стартапів у сфері ІКТ: теоретико-методичні засади формування. *Економічний аналіз*. 2022. Том 32. № 4. С. 256–264. DOI: <https://doi.org/10.35774/econa2022.04.256>
7. Франів І.А. Стратегічні орієнтири розвитку в системі реструктуризації економіки регіону: економічний складник. *Причорноморські економічні студії*. 2018. № 26. С. 59–65.
8. A novel fuzzy decision-making system for CPU scheduling algorithm. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00521-015-1987-8>
9. Mamdani E.H., Assillan S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *Int. J. Man-Mach. Stud.* 1975. No. 7(1). P. 1–13.
10. The neuro-fuzzy diagnostic model synthesis with hashed transformation in the sequence and parallel mode. URL: <https://ric.zntu.edu.ua/article/view/101022/96247>
11. Куцук П., Лупак Р., Щупаківський Р., Качан О., & Вірт М. Концептуальні засади узгодження галузевих структурних зрушень із потребами забезпечення конкурентоспроможності економіки в умовах цифрових трансформацій. *Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice*. 2024. No. 2(55). P. 346–361. DOI: <https://doi.org/10.55643/fcaptp.2.55.2024.4284>

## REFERENCES

1. Balan V. H. (2021). Instrumentariy nechitkoho modelyuvannya u stratehichnomu upravlinni pidpriyemstvamy. *Derzhava ta rehiony. Seriya: Ekonomika ta pidpriyemnytstvo*. no. 1 (118). pp. 48–56. (in Ukrainian)
2. Veres O. Funktsiyi komponent kontseptualnoyi modeli systemy pidtrymky pryynyattya rishen. Available at: <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2024/feb/33596/vis694komp-nauky-10-19.pdf> (in Ukrainian)
3. Lande D. V., Subach I. Yu., Boyarynova Yu. Ye. (2018). Osnovy teoriyi i praktyky intelektualnoho analizu danykh u sferi kibberbezpeky. Kyiv: ISZZI KPI im. Ihorya Sikorskoho, 300 p. (in Ukrainian)
4. Kutsyk P., Kovtun O. (2024). Vyznachennya perspektyvnoho biznesu ta modelyuvannya optymalnykh stratehichnykh naboriv dlya pidpriyemstv z vykorystanniam mozhlyvostey shtuchnoho intelektu. *Tsyfrova ekonomika ta ekonomichna bezpeka*. no. 5 (14). pp. 127–136. DOI: <https://doi.org/10.32782/dees.14-20> (in Ukrainian)

5. Polyakova Yu. V., Rutsyshyn N. M. (2022). Vitchyznyana promyslovist v umovakh hlobalizatsiyi: natsionalnyy ta rehionalnyy vymir. *Visnyk Lvivskoho torhovelno-ekonomichnoho universytetu. Ekonomichni nauky*. no. 66. pp. 29–35. (in Ukrainian)
6. Kutsyk P., Protsykevych K. (2022). Polityka aktyvizatsiyi vysokotekhnolohichnykh startapiv u sferi IKT: teoretyko-metodychni zasady formuvannya. *Ekonomichnyy analiz*. vol. 32, no. 4, pp. 256–264. DOI: <https://doi.org/10.35774/econa2022.04.256> (in Ukrainian)
7. Franiv I. A. (2018). Stratehichni oriyentyry rozvytku v systemi restrukturyzatsiyi ekonomiky rehionu: ekonomichnyy skladnyk. *Prychornomorski ekonomichni studiyi*. no. 26. pp. 59–65. (in Ukrainian)
8. A novel fuzzy decision-making system for CPU scheduling algorithm. Available at: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00521-015-1987-8>
9. Mamdani E. H., Assillan S. (1975) An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *Int. J. Man-Mach. Stud.* no. 7(1), pp. 1–13.
10. The neuro-fuzzy diagnostic model synthesis with hashed transformation in the sequence and parallel mode. Available at: <https://ric.zntu.edu.ua/article/view/101022/96247>
11. Kutsyk P., Lupak R., Shchupakivskyy R., Kachan O., & Virt M. (2024). Kontseptualni zasady uz-hodzhennya haluzevykh strukturnykh zrushen iz potrebamy zabezpechennya konkurentospromozhnosti ekonomiky v umovakh tsyfrovyykh transformatsiy. *Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice*, no. 2(55), pp. 346–361. DOI: <https://doi.org/10.55643/fcaptp.2.55.2024.4284> (in Ukrainian)