

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-359-90>

УДК 004.652.4

УДК 519.816:004.832.2

САЧУК ВІКТОРІЯ

Луцький національний технічний університет

<https://orcid.org/0009-0009-9532-7586>

e-mail: sulim.v2608@lntu.edu.ua

КАТЕРИНА ВАВРИНЮК

Луцький національний технічний університет

<https://orcid.org/0009-0009-3029-1340>

e-mail: k.vavryniuk@lutsk-ntu.com.ua

РУСЛАН ХИЦЬ

Луцький національний технічний університет

<https://orcid.org/0009-0009-6010-9976>

e-mail: ruslanioc@lntu.edu.ua

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДЛЯ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

У роботі запропоновано методичний підхід до підтримки прийняття управлінських рішень в умовах невизначеності, що базується на гібридному застосуванні методу аналізу ієрархій (АHP) та методу TOPSIS в нечітких умовах (Fuzzy TOPSIS). Проведено апробацію підходу на прикладі вибору оптимального постачальника, в результаті якої визначено найкращу альтернативу за сукупністю цінкових та якісних критеріїв та підтверджено стійкість отриманого рішення.

Ключові слова: багатокритеріальний аналіз, системи підтримки прийняття рішень, невизначеність, метод аналізу ієрархій, Fuzzy TOPSIS.

VICTORIA SACHUK

KATERYNA VAVRYNIUK

RUSLAN KHYTS

Lutsk National Technical University

APPLICATION OF MULTI-CRITERIA ANALYSIS METHODS FOR MANAGERIAL DECISION-MAKING SUPPORT UNDER UNCERTAINTY

Managerial decision-making is complicated by uncertainty and subjective judgments, making single-criterion methods insufficient. This paper proposes a methodical approach for decision-making under uncertainty, using a hybrid application of the Analytic Hierarchy Process (AHP) and the Fuzzy TOPSIS method.

AHP is used to structure the problem and determine criteria weights through expert pairwise comparisons. From these comparisons, a priority vector (the criteria weights) is calculated. The model ensures reliability by verifying the logical consistency (CR) of judgments before they are used.

Fuzzy TOPSIS is then used for the final ranking. Experts use a linguistic scale (e.g., "Medium," "High") to evaluate alternatives, which are converted into Triangular Fuzzy Numbers (TFNs) to model imprecision. These are aggregated, normalized, and combined with the AHP weights. The method defines Fuzzy Positive-Ideal (FPIS) and Negative-Ideal (FNIS) solutions, and alternatives are ranked by a Closeness Coefficient (CC_i) measuring relative proximity to the ideal. The alternative with the highest CC_i is deemed the optimal choice.

The approach was tested on a case study of selecting an optimal supplier (3 alternatives, 4 criteria). The AHP results identified "Quality" as the most important criterion. The final Fuzzy TOPSIS ranking identified "Supplier Alpha" (A1) as the best alternative ($CC_i = 0.696$). Notably, "Supplier Beta" (A2), which had the best price, ranked last due to low scores on high-weight criteria like quality and reliability, demonstrating the model's effectiveness.

The developed approach can be used by managers to enhance the validity and quality of strategic decisions. Future research directions include the development of software to automate these calculations and the integration of this approach with risk analysis and forecasting methods.

Keywords: multi-criteria analysis, decision support systems (DSS), uncertainty, Analytic Hierarchy Process, Fuzzy TOPSIS.

Стаття надійшла до редакції / Received 03.10.2025

Прийнята до друку / Accepted 15.11.2025

Постановка проблеми

Сучасне динамічне бізнес-середовище робить традиційні моделі управління неефективними. Ключовим викликом стає прийняття рішень в умовах глибокої невизначеності, коли бракує повної та точної інформації про майбутні події, альтернативи та їхні наслідки.

Хоча стохастична невизначеність (де відомі ймовірності) дозволяє використовувати імовірнісні методи, у стратегічних задачах частіше зустрічається нечітка (лінгвістична) невизначеність. Вона виникає через суб'єктивність людських суджень, коли інформація виражена якісними оцінками (наприклад, "високий ринковий потенціал" або "надійний постачальник").

В таких умовах класичні однокритеріальні підходи (як-от максимізація прибутку) недієві, бо ігнорують суперечливість бізнес-цілей. Це створює науково-практичне завдання розробки інструментарію, здатного враховувати багатофакторність, конфлікт критеріїв та нечіткість вхідної інформації при обґрунтуванні управлінських рішень.

Аналіз досліджень та публікацій

Для вирішення складних задач вибору було розроблено методи багатокритеріального аналізу (МБА), основи яких закладено у другій половині XX ст. Серед ключових праць: методологія аналізу ієрархій (АНР) Т.Сааті, що структурує проблему та визначає пріоритети через попарні порівняння [1]; метод TOPSIS, розроблений К.Л. Хвангом та М. Юном, що ґрунтується на простій та логічній ідеї вибору альтернативи, найближчої до гіпотетичного "ідеального" рішення та найвіддаленішої від "антиідеального" [2]; та європейська наукова школа, очолювана Б. Руа, що запропонувала сімейство методів ELECTRE, які, на відміну від попередніх, не завжди дають єдине найкраще рішення, а скоріше виділяють ядро недомінованих, найбільш прийнятних альтернатив [3].

Однак ключовим обмеженням цих класичних методів є вимога до точних, детермінованих числових даних, що зужує їх застосовність на практиці, де інформація часто має якісний, суб'єктивний характер. Революційним кроком у подоланні цієї проблеми стала теорія нечітких множин Л. Заде (1965) [4]. Вона надала математичний апарат для формалізації та оперування нечіткими даними, дозволивши переводити лінгвістичні оцінки експертів у нечіткі числа.

Це дало потужний поштовх до еволюції МБА та появи нечітких методів багатокритеріального аналізу (Fuzzy MCDM). У наукових працях почали активно розроблятися нечіткі модифікації класичних методів: Fuzzy AHP, Fuzzy TOPSIS, Fuzzy ELECTRE та інші. Зокрема, у роботах [5, 6] детально розглядаються алгоритми розширення методу TOPSIS для групового прийняття рішень саме в нечітких умовах, що дозволяє адекватно враховувати варіативність думок експертів.

Сучасним трендом у цій галузі є створення гібридних моделей, які поєднують переваги різних інструментів для підвищення якості та обґрунтованості кінцевого рішення. Типовою є архітектура, за якої один метод використовується для визначення вагових коефіцієнтів критеріїв, а інший – для фінального ранжування альтернатив. У роботі [7] автори успішно демонструють саме такий підхід, застосовуючи Fuzzy AHP для розрахунку ваг, а Fuzzy TOPSIS – для оцінки альтернатив, що дозволяє комплексно врахувати невизначеність на обох ключових етапах аналізу.

Проте, незважаючи на значну кількість наукових праць, присвячених окремим методам, залишається актуальною проблема формування комплексних методичних підходів, які б не лише описували математичний апарат, але й пропонували чітку послідовність кроків для вирішення конкретних управлінських задач – від постановки проблеми до інтерпретації та перевірки стійкості результатів. Саме на заповнення цієї прогалини і спрямована дана робота.

Формулювання цілей статті

Метою роботи є розробка методичного підходу до підтримки прийняття управлінських рішень в умовах невизначеності на основі синтезу методу аналізу ієрархій та методу Fuzzy TOPSIS, а також його практична апробація.

Виклад основного матеріалу

Запропонований методичний підхід до підтримки прийняття управлінських рішень є гібридною моделлю, що послідовно поєднує два потужні інструменти аналізу: метод аналізу ієрархій (АНР) для об'єктивного визначення важливості критеріїв та метод Fuzzy TOPSIS для ранжування альтернатив в умовах нечіткої вхідної інформації. Розглянемо кожен етап реалізації моделі детально.

Етап 1. Структурування проблеми та визначення ваг критеріїв (АНР)

На першому етапі проблема вибору декомпонується у вигляді ієрархічної структури, що є ключовою перевагою методу АНР. Ця структура візуалізує взаємозв'язки між елементами рішення.

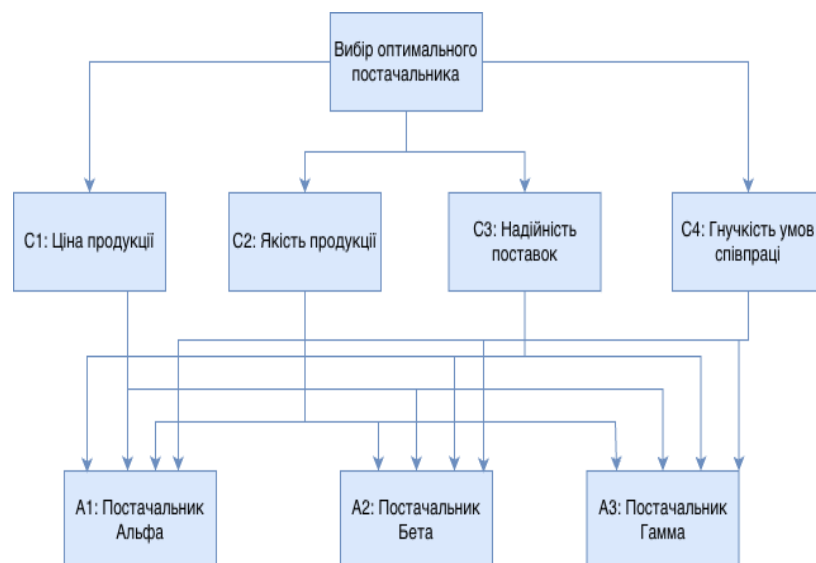


Рис. 1. Ієрархічна структура задачі вибору постачальника

1. Формування матриці попарних порівнянь та визначення ваг критеріїв

Після структурування проблеми у вигляді ієрархії ключовим етапом є кількісне визначення відносної важливості (пріоритетності) елементів на кожному рівні. Для цього використовується процедура попарних порівнянь, розроблена Т. Сааті, яка дозволяє перевести суб'єктивні судження експертів у числові значення.

Група залучених експертів послідовно порівнює важливість кожного критерію відносно інших, відповідаючи на питання: «Наскільки критерій А важливіший за критерій Б?». Для формалізації відповідей та проведення попарних порівнянь використовується стандартна 9-бальна шкала відносних переваг.

Результатом оцінювання є зворотно-симетрична квадратна матриця, де на перетині i -го рядка та j -го стовпця стоїть число, що показує, у скільки разів i -й критерій важливіший за j -й. Головна діагональ матриці завжди заповнена одиницями (оскільки кожен критерій рівний сам собі).

Тобто, якщо експерти вирішили, що: «Якість» (C_2) має істотну перевагу (5) над «Ціною» (C_1) та «Надійність» (C_3) має помірну перевагу (3) над «Гнучкістю» (C_4), тоді фрагмент заповненої матриці виглядатиме відповідно до таблиці 1:

Таблиця 1

Приклад заповненої матриці попарних порівнянь критеріїв

Критерії	C_1 (Ціна)	C_2 (Якість)	C_3 (Надійність)	C_4 (Гнучкість)
C_1 (Ціна)	1	1/5	...	...
C_2 (Якість)	5	1	...	...
C_3 (Надійність)	...	...	1	3
C_4 (Гнучкість)	...	...	1/3	1

Після того, як кожен експерт заповнить свою матрицю, індивідуальні оцінки агрегуються (найчастіше за допомогою середнього геометричного) в єдину групову матрицю, яка і використовується для подальших розрахунків.

2. Розрахунок вектора пріоритетів (вагових коефіцієнтів)

Після формування узгодженої матриці попарних порівнянь обчислюється вектор пріоритетів (вагові коефіцієнти w_i), що показує відносну важливість кожного критерію. Математично цей вектор є головним власним вектором матриці, однак на практиці, за умови прийнятної узгодженості, застосовується спрощений наближений метод із трьох кроків.

Крок 1. Сумування стовпців матриці: знаходиться сума елементів у кожному стовпці заповненої матриці попарних порівнянь.

Крок 2. Нормалізація матриці: кожен елемент матриці ділиться на суму відповідного стовпця. У результаті утворюється нормалізована матриця, у якій сума елементів у кожному стовпці дорівнює 1. Цей крок приводить усі оцінки до єдиного масштабу.

Крок 3. Обчислення середніх значень рядків: ваговий коефіцієнт кожного критерію (w_j) обчислюється як середнє арифметичне значення елементів відповідного рядка нормалізованої матриці.

Використаємо матрицю попарних порівнянь із попереднього прикладу (4 критерії) та проведемо розрахунок – таблиця 2.

Таблиця 2

Розрахунок вектора пріоритетів

Критерії	C_1	C_2	C_3	C_4	Нормалізований рядок	Вага (w_j)
C_1 (Ціна)	1	1/3	2	3	(0.20, 0.17, 0.27, 0.30)	0.254
C_2 (Якість)	3	1	4	5	(0.61, 0.52, 0.53, 0.50)	0.478
C_3 (Надійність)	1/2	1/4	1	2	(0.10, 0.13, 0.13, 0.20)	0.158
C_4 (Гнучкість)	1/3	1/5	1/2	1	(0.07, 0.10, 0.07, 0.10)	0.110
Сума стовпця	4.83	1.78	7.5	11		$\Sigma = 1.000$

Отриманий вектор пріоритетів: $W=(0.254,0.478,0.158,0.110)$

Цей вектор відображає відносну важливість кожного критерію у загальній структурі рішення.

Якість продукції ($w_2 = 0.478$) – найважливіший критерій, що становить майже 48 % від загальної важливості.

Гнучкість умов співпраці ($w_4 = 0.110$) – найменш пріоритетний критерій ($\approx 11\%$).

Саме ці вагові коефіцієнти використовуються на наступному етапі (наприклад, Fuzzy TOPSIS) для зважування оцінок альтернатив, забезпечуючи, щоб більш важливі критерії мали більший вплив на кінцеве рішення.

3. Перевірка узгодженості експертних суджень

Людські судження не завжди є ідеально послідовними. Наприклад, експерт може вважати, що «Якість» (C_2) трохи важливіша за «Ціну» (C_1), а «Ціна» (C_1) трохи важливіша за «Надійність» (C_3), але при цьому вказати, що «Надійність» (C_3) значно важливіша за «Якість» (C_2) – що є логічним протиріччям.

Метод АНР має вбудований механізм, який дозволяє виявити та кількісно оцінити неузгодженості у судженнях. Для цього використовується відношення узгодженості (Consistency Ratio, CR), яке показує, наскільки судження експертів близькі до ідеально узгоджених.

Крок 1. Розрахунок максимального власного значення ($\lambda_{\max}$): виконується множення вихідної матриці попарних порівнянь на отриманий раніше вектор пріоритетів (W). Потім отриманий вектор ділиться поелементно на відповідні компоненти вектора пріоритетів. Значення $\lambda_{\max}$ визначається як середнє арифметичне елементів отриманого вектора.

Крок 2. Розрахунок індексу узгодженості (Consistency Index, CI). Індекс узгодженості показує, наскільки судження відхиляються від ідеально узгоджених. Він розраховується за формулою:

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (1)$$

де (n) – розмірність матриці (кількість критеріїв, що порівнюються).

Для ідеально узгодженої матриці ($\lambda_{\max} = n$), і, відповідно, ($CI = 0$).

Крок 3. Розрахунок відношення узгодженості (Consistency Ratio, CR). Щоб оцінити прийнятність значення CI, його порівнюють із індексом випадкової узгодженості (Random Index, RI) – це усереднене значення CI для великої кількості випадкових матриць певної розмірності – таблиця 3.

Таблиця 3

Значення індексу випадкової узгодженості (RI)

Розмірність матриці (n)	1	2	3	4	5	6	7	8
RI	0	0	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41

Формула для розрахунку відношення узгодженості:

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (2)$$

Правило прийняття рішення: судження експертів є достатньо узгодженими, якщо значення CR не перевищує 0.10 (або 10%). Якщо $CR > 0.10$, це свідчить про наявність значних логічних протиріч в оцінках. У такому випадку групі експертів рекомендується переглянути свою матрицю попарних порівнянь, щоб покращити її узгодженість.

У нашому прикладі розрахунки для матриці (4x4) показали, $\lambda_{\max} \approx 4.22$, а відповідне значення $RI = 0.90$. Розраховане відношення узгодженості склало $CR \approx 0.08$, що є прийнятним результатом ($0.08 < 0.10$). Це підтверджує, що отриманим ваговим коефіцієнтам можна довіряти, і вони можуть бути використані на наступних етапах аналізу.

Етап 2. Оцінка та ранжування альтернатив (Fuzzy TOPSIS)

Після того як вагові коефіцієнти критеріїв визначено, відбувається безпосередня оцінка альтернатив. Оскільки багато критеріїв (наприклад, "якість" чи "надійність") є якісними, вимагати від експертів точних числових оцінок є неефективним та нереалістичним. Метод Fuzzy TOPSIS дозволяє подолати цю проблему, використовуючи апарат теорії нечітких множин для роботи із суб'єктивними судженнями.

1. Формування нечіткої матриці рішень

Цей процес включає переведення якісних експертних оцінок у формалізований математичний вигляд.

Крок 1: Використання лінгвістичної шкали. Експерти оцінюють кожну альтернативу (A_i) за кожним критерієм (C_j), використовуючи заздалегідь розроблену лінгвістичну шкалу. Це набір словесних оцінок, які є більш природними для людського сприйняття.

Крок 2: Перетворення у трикутні нечіткі числа (TFN). Кожна лінгвістична оцінка ставиться у відповідність трикутному нечіткому числу (Triangular Fuzzy Number, TFN). TFN – це трійка чисел $\tilde{a} = (l, m, u)$, де: l (lower bound) – нижня, найбільш песимістична оцінка; m (modal value) – найбільш ймовірне значення; u (upper bound) – верхня, найбільш оптимістична оцінка.

В результаті кроку 1 та 2 отримуємо чітку відповідність між вербальною оцінкою та її числовим еквівалентом TFN, що використовується у дослідженні:

- "Дуже низька" (ДН) відповідає TFN (0, 0, 1);
- "Низька" (Н) – (0, 1, 3);
- "Середня" (С) – (2, 3, 4);
- "Висока" (В) – (3, 5, 7);
- "Дуже висока" (ДВ) – (6, 7, 8).

Таке представлення дозволяє математично описати не одне чітке значення, а інтервал можливих значень з піком імовірності, що ідеально моделює нечіткість людських суджень.

Крок 3: Агрегація експертних думок

Кожен експерт з групи заповнює свою матрицю оцінок. Потім ці індивідуальні матриці агрегуються в єдину групову нечітку матрицю рішень $\tilde{X} = [\tilde{x}_{ij}]$. Найчастіше для агрегації використовується операція усереднення нечітких чисел:

$$\tilde{x}_{ij} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \tilde{x}_{ij}^{(k)} \quad (3)$$

де K – кількість експертів, а $\tilde{x}_{ij}^{(k)}$ – оцінка k -го експерта.

Результатом цього етапу є агрегована нечітка матриця рішень – представлена в таблиці 6, яка слугує вхідними даними для подальших розрахунків у рамках методу Fuzzy TOPSIS.

Таблиця 4

Агрегована нечітка матриця рішень для задачі вибору постачальника

Альтернатива	C ₁ (Ціна)	C ₂ (Якість)	C ₃ (Надійність)	C ₄ (Гнучкість)
A ₁ (Альфа)	Низька (0,1,3)	Дуже висока (6,7,8)	Дуже висока (6,7,8)	Середня (2,3,4)
A ₂ (Бета)	Дуже низька (0,0,1)	Середня (2,3,4)	Низька (0,1,3)	Висока (3,5,7)
A ₃ (Гамма)	Середня (2,3,4)	Висока (3,5,7)	Середня (2,3,4)	Низька (0,1,3)

2. Нормалізація та зважування нечіткої матриці рішень

Отримана на попередньому етапі агрегована нечітка матриця рішень містить оцінки, виражені в різних, хоча й уніфікованих, лінгвістичних термінах. Для того, щоб ці оцінки можна було коректно порівнювати між собою та зважувати, необхідно провести процедуру нормалізації. Її мета – привести всі нечіткі числа до єдиного безрозмірного діапазону $[0, 1]$.

Нормалізація нечіткої матриці

Процедура нормалізації відрізняється для критеріїв вигоди та критеріїв витрат.

Для критеріїв вигоди (Benefit criteria) кожен елемент матриці нормалізується шляхом ділення на максимальне значення верхньої межі серед усіх альтернатив за даним критерієм:

$$\tilde{r} = \left(\frac{l_{ij}}{u_j^*}, \frac{m_{ij}}{u_j^*}, \frac{u_{ij}}{u_j^*} \right) \quad (4)$$

де $u_j^* = \max_i(u_{ij})$

Для критеріїв витрат (Cost criteria) нормалізація відбувається за зворотним принципом. Мінімальне значення нижньої межі ділиться на компоненти нечіткого числа кожної альтернативи:

$$\tilde{r} = \left(\frac{l_j^-}{l_{ij}}, \frac{l_j^-}{m_{ij}}, \frac{l_j^-}{u_{ij}} \right) \quad (5)$$

де $l_j^- = \min_i(l_{ij})$.

Результатом цього кроку є нормалізована нечітка матриця рішень $\tilde{R} = [\tilde{r}_{ij}]$, всі елементи якої знаходяться в діапазоні $[0, 1]$, що робить їх готовими до зважування.

Зважування нормалізованої матриці

На цьому етапі ми інтегруємо результати, отримані на етапі АНР. Кожен елемент нормалізованої матриці множиться на відповідний ваговий коефіцієнт критерію, який відображає його важливість. Оскільки ваги є чіткими числами, а оцінки – нечіткими, операція множення виглядає наступним чином:

$$\tilde{v} = \tilde{r}_{ij} \otimes w_j = (\tilde{r}_{ijl} \cdot w_j, \tilde{r}_{ijm} \cdot w_j, \tilde{r}_{iju} \cdot w_j) \quad (6)$$

Результатом етапу є зважена нормалізована нечітка матриця рішень $\tilde{V} = [\tilde{v}_{ij}]$. Це повна математична модель задачі, що враховує оцінки альтернатив, їхню невизначеність (через нечіткі числа) та важливість критеріїв (через ваги). На основі цієї матриці на наступному етапі розраховуватимуться відстані до ідеальних рішень.

3. Визначення нечіткого позитивно-ідеального та негативно-ідеального рішень

Після того, як було сформовано зважену нормалізовану матрицю рішень $\tilde{V}$, наступним кроком є визначення двох гіпотетичних еталонів, що слугуватимуть точками відліку для вимірювання ефективності кожної реальної альтернативи.

Нечітке позитивно-ідеальне рішення (Fuzzy Positive-Ideal Solution, FPIS): це гіпотетична альтернатива, яка має найкращі можливі значення за всіма без винятку критеріями. Вона є уособленням "ідеального" вибору. Вектор FPIS (7) складається з максимальних значень компонентів нечітких чисел зі зваженої нормалізованої матриці по кожному критерію.

$$A^* = \{\tilde{v}_1^*, \tilde{v}_2^*, \dots, \tilde{v}_m^*\} \quad (7)$$

де $\tilde{v}_j^* = \max_i(\tilde{v}_{ijl}), \max_i(\tilde{v}_{ijm}), \max_i(\tilde{v}_{iju})$

Нечітке негативно-ідеальне рішення (Fuzzy Negative-Ideal Solution, FNIS): це, навпаки, гіпотетична альтернатива, яка має найгірші можливі значення за всіма критеріями. Вона уособлює "абсолютно

неприйнятний" вибір. Вектор FNIS (8), відповідно, складається з мінімальних значень компонентів нечітких чисел по кожному критерію.

$$A^- = \{\tilde{v}_1^-, \tilde{v}_2^-, \dots, \tilde{v}_m^-\} \quad (8)$$

де $\tilde{v}_j^- = \min_i(\tilde{v}_{ij_l}), \min_i(\tilde{v}_{ij_m}), \min_i(\tilde{v}_{ij_u})$

Інтерпретація ідеальних рішень у контексті задачі

FPIS (A^*) – це уявний "ідеальний" постачальник (найкраща ціна, якість, надійність, гнучкість). Він слугує орієнтиром, до якого варто прагнути.

FNIS (A^-) – це уявний "найгірший" постачальник (найвища ціна, жаклива якість, негнучкість). Це еталон, від якого реальні альтернативи мають бути якомога далі.

Наявність цих двох еталонів дозволяє обчислити, наскільки кожна реальна альтернатива ("Альфа", "Бета", "Гамма") є близькою до ідеального постачальника (A^*) і далекою від найгіршого (A^-).

4. Розрахунок відстаней та коефіцієнта близькості

Після визначення ідеальних еталонів (A^* та A^-) фінальним кроком є обчислення того, наскільки кожна з реальних альтернатив наближена до "ідеалу" і віддалена від "антиідеалу". Цей етап складається з двох ключових розрахунків.

Розрахунок відстаней до ідеальних рішень (d_i^* та d_i^-)

Спочатку для кожної альтернативи (A_i) необхідно розрахувати її сумарну відстань до позитивно-ідеального (d_i^*) та негативно-ідеального (d_i^-) рішень:

- відстань до FPIS (A^*):

$$d_i^* = \sum_{j=1}^m d(\tilde{v}_{ij}, \tilde{v}_j^*) \quad (9)$$

- відстань до FNIS (A^-):

$$d_i^- = \sum_{j=1}^m d(\tilde{v}_{ij}, \tilde{v}_j^-) \quad (10)$$

де m – кількість критеріїв.

Обчислення коефіцієнта близькості (CC_i) та фінальне ранжування

Самі по собі відстані d_i^* та d_i^- не є достатньо інформативними. Логіка методу TOPSIS полягає в тому, що найкраща альтернатива повинна бути одночасно якомога ближче до ідеального рішення і якомога далі від антиідеального. Для того, щоб об'єднати ці два показники в один інтегральний, розраховується коефіцієнт близькості (Closeness Coefficient, CC_i) за виразом:

$$CC_i = \frac{d_i^-}{d_i^* + d_i^-} \quad (11)$$

Значення CC_i завжди знаходиться в діапазоні $[0, 1]$ та чим ближче значення CC_i до 1, тим кращою є альтернатива (близька до ідеалу, далека від антиідеалу), чим ближче значення CC_i до 0, тим гіршою є альтернатива.

Альтернативи ранжуються у порядку спадання значень коефіцієнта близькості CC_i . Альтернатива, що має найвище значення CC_i , визнається найкращою за заданою сукупністю критеріїв та експертних оцінок.

Апробація моделі та аналіз результатів

Апробацію моделі проведено на прикладі вибору постачальника. Після виконання всіх розрахункових процедур було отримано фінальний рейтинг альтернатив, наведений у таблиці 7.

Таблиця 5

Результати ранжування альтернативних постачальників

Альтернатива	Коефіцієнт близькості (CC_i)	Ранг
A1 (Постачальник Альфа)	0.696	1
A2 (Постачальник Бета)	0.385	3
A3 (Постачальник Гамма)	0.522	2

Інтерпретація результатів

Як свідчать дані таблиці, найкращим вибором є "Постачальник Альфа" (A1), який отримав найвище значення коефіцієнта близькості ($CC_i = 0.696$). Цей результат є логічним і добре ілюструє переваги запропонованого підходу.

Аналіз показує, що "Постачальник Бета" (A2), незважаючи на найкращу пропозицію за критерієм "Ціна" (вага 0.254), посів останнє місце оскільки мав низькі оцінки за значно більш вагомими критеріями – "Якість продукції" (вага 0.478) та "Надійність поставок" (вага 0.158). Модель коректно врахувала пріоритети підприємства і не дозволила єдиній, хоча й привабливій, перевазі (низькій ціні) стати вирішальним фактором.

Натомість, "Постачальник Альфа" (A1) продемонстрував високі показники саме за ключовими, найбільш вагомими критеріями, що й забезпечило йому впевнену перемогу в рейтингу, навіть при його не найнижчій ціні.

Таким чином, апробація підтвердила, що модель дає обґрунтоване рішення, яке відображає стратегічні пріоритети та враховує нечіткість експертних суджень.

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

У роботі розроблено та апробовано гібридний методичний підхід для підтримки прийняття управлінських рішень, що дозволяє комплексно враховувати невизначеність, яка виникає через суб'єктивність експертних суджень та неточність даних. Запропонована модель є гнучким інструментом для обґрунтування вибору в широкому колі задач стратегічного управління.

Перспективи подальших досліджень полягають у розробці програмного забезпечення для автоматизації розрахунків та інтеграції даного підходу з іншими методами прогнозування та аналізу ризиків.

Література

1. Saaty T. L. Multicriteria Decision Making: The Analytic Hierarchy Process. 2nd ed. RWS Publications, 1990. 437 p.
2. Madanchian M., Taherdoost H. A comprehensive guide to the TOPSIS method for multi-criteria decision making. Sustainable Social Development. 2023. Vol. 1, no. 1. URL: <https://doi.org/10.54517/ssd.v1i1.2220>.
3. Figueira J., Mousseau V., Roy B. Electre Methods. International Series in Operations Research & Management Science. New York. P. 133–153. URL: https://doi.org/10.1007/0-387-23081-5_4
4. Zadeh L. A. Fuzzy sets. Information and Control. 1965. Vol. 8, no. 3. P. 338–353. URL: [https://doi.org/10.1016/s0019-9958\(65\)90241-x](https://doi.org/10.1016/s0019-9958(65)90241-x)
5. A Fuzzy AHP–TOPSIS-Based Group Decision-Making Approach to IT Personnel Selection / F. Samanlioglu et al. International Journal of Fuzzy Systems. 2018. Vol. 20, no. 5. P. 1576–1591. URL: <https://doi.org/10.1007/s40815-018-0474-7>
6. Sequeira M., Adlemo A., Hilletoft P. A hybrid fuzzy-AHP-TOPSIS model for evaluation of manufacturing relocation decisions. Operations Management Research. 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/s12063-022-00284-6>
7. Zare Z., Ashrafzadeh M., Karatas M. A Hybrid Fuzzy AHP and TOPSIS Approach for Warehouse Location Selection. Computer and Decision Making: An International Journal. 2025. Vol. 2. P. 613–632. URL: <https://doi.org/10.59543/comdem.v2i.14239>

References

1. Saaty T. L. Multicriteria Decision Making: The Analytic Hierarchy Process. 2nd ed. RWS Publications, 1990. 437 p.
2. Madanchian M., Taherdoost H. A comprehensive guide to the TOPSIS method for multi-criteria decision making. Sustainable Social Development. 2023. Vol. 1, no. 1. URL: <https://doi.org/10.54517/ssd.v1i1.2220>.
3. Figueira J., Mousseau V., Roy B. Electre Methods. International Series in Operations Research & Management Science. New York. P. 133–153. URL: https://doi.org/10.1007/0-387-23081-5_4
4. Zadeh L. A. Fuzzy sets. Information and Control. 1965. Vol. 8, no. 3. P. 338–353. URL: [https://doi.org/10.1016/s0019-9958\(65\)90241-x](https://doi.org/10.1016/s0019-9958(65)90241-x)
5. A Fuzzy AHP–TOPSIS-Based Group Decision-Making Approach to IT Personnel Selection / F. Samanlioglu et al. International Journal of Fuzzy Systems. 2018. Vol. 20, no. 5. P. 1576–1591. URL: <https://doi.org/10.1007/s40815-018-0474-7>
6. Sequeira M., Adlemo A., Hilletoft P. A hybrid fuzzy-AHP-TOPSIS model for evaluation of manufacturing relocation decisions. Operations Management Research. 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/s12063-022-00284-6>
7. Zare Z., Ashrafzadeh M., Karatas M. A Hybrid Fuzzy AHP and TOPSIS Approach for Warehouse Location Selection. Computer and Decision Making: An International Journal. 2025. Vol. 2. P. 613–632. URL: <https://doi.org/10.59543/comdem.v2i.14239>