

В. М. БРЕДІХІН, канд. техн. наук, доц., Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова, Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця,

В. І. ВЕРБИЦЬКА, канд. екон. наук, доц., Харківський національний автомобільно-дорожній університет,

А. І. ГРИГОР'ЄВ, магістр, Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова

МОДЕЛЬ ПЕРСОНАЛІЗОВАНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙ БЕЗ ПОПЕРЕДНІХ ДАНИХ КОРИСТУВАЧА ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ FUZZY АНР

Стрімкий розвиток електронної комерції зумовлює потребу у створенні рекомендаційних систем, здатних ефективно працювати за відсутності попередніх даних про користувача. У статті розглянуто підхід до формування персоналізованих рекомендацій на основі методу нечіткого аналітичного ієрархічного процесу (Fuzzy АНР). Така модель поєднує багатокритеріальність вибору з можливістю урахування як об'єктивних параметрів товарів, так і суб'єктивних переваг користувача, що визначаються через попарні порівняння критеріїв. Особливістю підходу є подолання проблеми «холодного старту». Представлений підхід може стати основою для створення сучасних інтелектуальних систем підтримки вибору в e-commerce. Проведено експеримент, що підтвердив ефективність моделі для персоналізованого ранжування товарів. Іл.: 4. Табл.: 7. Бібліогр.: 10 назв.

Ключові слова: система рекомендацій, Fuzzy АНР, багатокритеріальне прийняття рішень, електронна комерція, автомобільні аксесуари, холодний старт.

Постановка проблеми. У сучасному цифровому світі e-commerce стрімко розвивається, а покупці все частіше роблять вибір онлайн.

Сьогодні штучний інтелект (ШІ), машинне навчання (ML) та аналіз даних (Big Data) дозволяють створювати розумні алгоритми підбору товарів. Однак, коли мова йде про багатокритеріальний вибір (наприклад, поєднання ціни, якості, бренду та відгуків), традиційні підходи до рекомендаційних систем часто демонструють обмежену гнучкість в умовах багатокритеріального вибору.

Дедалі все більше автолюбителів користуються онлайн-ресурсами, зокрема форумами, соціальними мережами та блогами, для пошуку інформації про автомобільні аксесуари перед покупкою. Водночас надмірна кількість інформації в інтернеті ускладнює вибір, адже потрібно встановлювати безліч фільтрів, щоб знайти доречні продукти.

У зв'язку з цим, системи персоналізованих рекомендацій набувають популярності. Проте більшість із них вимагає накопичення великих обсягів даних про поведінку користувачів, наприклад, історії переглядів або покупок, що обмежує їхню ефективність при першій взаємодії. Крім того, ознайомлення з численними відгуками споживачів потребує багато часу.

Сучасні підходи до розробки рекомендацій передбачають урахування переваг користувача, проте часто вони базуються на складних або затратних методах, зокрема зборі контекстної інформації про вибір користувача.

Дослідження базується на методі нечіткого аналітичного ієрархічного процесу та дозволяє формувати рекомендації без попередніх даних про користувача.

Аналіз останніх досліджень. Метод нечіткого аналітичного ієрархічного процесу (Fuzzy АНР) широко застосовується для багато-критеріального оцінювання і дозволяє врахувати невизначеність у перевагах користувачів. У низці робіт реалізовано комбіновані підходи на основі оцінок та уподобань, описано використання рекомендаційних систем у сфері споживчої електроніки, одягу та інших товарів. Проте у сфері автомобільних аксесуарів таких рішень бракує.

У статті [1] автори узагальнили основні модифікації FАНР, зокрема інтуїтивні та інтервальні варіанти, що підвищують точність прийняття рішень.

Огляд [2] аналізує аспекти побудови моделей fuzzy analytic hierarchy process (FАНР): вибір типу нечіткого числа, дефазифікація, агрегація групових суджень та перевірка консистентності — що є ключовим для науковців і практиків у multi-criteria decision making (MCDM) задачах.

Стаття [3] доводить високу гнучкість FАНР та її застосування в таких сферах, як виробництво, управління ризиками, green supply chain, транспорт, e-commerce та маркетинг.

У дослідженні [4] йдеться про використання ієрархічних нечітких систем Hierarchical Fuzzy Systems (HFS) у рекомендаційних задачах, де HFS покращує виразність і масштабованість моделей порівняно з традиційною нечіткою логікою в CF-контекст.

В [5] інтегровано ФАНП з оцінками користувачів і нечіткими лінгвістичними моделями для подолання ефекту cold start.

Переваги та недоліки всіх цих методів зведено в табл. 1.

Таблиця 1

Порівняння підходів до застосування Fuzzy AHP у рекомендаційних системах

Джерело	Підхід	Переваги	Обмеження
Kirimana et al.	Огляд ФАНП-методів: класичні, інтервальні, інтуїтивні	Повна систематизація підходів, методологічна база	Не розглядає інтеграцію в рекомендаційні системи
Chen & Wang	ФАНП + гібридна модель (оцінки користувачів + переваги)	Працює при cold-start, враховує лінгвістичні переваги користувача	Складна інтеграція в реальному часі
Razak et al.	Ієрархічні нечіткі системи (HFS-HRS)	Масштабованість, ефективність при великій кількості товарів	Потребує потужних обчислень
Ali & Mikhailov	ФАНП із адаптивною нормалізацією та кластеризацією	Покращена точність завдяки гібридним методам	Відсутність публічного коду чи SDK
Papathanasiou et al.	ФАНП у сфері e-commerce (SaaS з API підтримкою)	Висока прикладна цінність, інтеграція з бізнес-платформами	Вимоги до точності семантичної обробки даних

В [6] використано комбінацію Fuzzy AHP із TOPSIS для оцінювання якості e-commerce сервісів.

В [7] виконано розробку рекомендаційної системи для вибору комп'ютерних компонентів із використанням Fuzzy АНР, що демонструє переносимість моделі на інші товарні категорії.

В [8] запропонували нейро-символічний підхід із використанням fuzzy-нейронних мереж для прозорих рекомендацій, що поєднує нечітку логіку з навчанням.

Мета роботи. Метою дослідження є створення рекомендаційної системи для вибору автомобільних аксесуарів, яка базується на методі нечіткого аналітичного ієрархічного процесу (Fuzzy АНР) та не потребує попередніх даних про дії користувача.

У цій роботі ми пропонуємо модель рекомендаційної системи для автомобільних аксесуарів, яка може бути інтегрована у сучасні рекомендаційні системи для вибору автомобільних товарів, поєднуючи переваги data-driven підходів із логікою прийняття рішень. Це дозволить не лише покращити якість рекомендацій, але й підвищити лояльність клієнтів за рахунок обґрунтованого та прозорого підходу до вибору.

Основний розділ. Запропонована система формує персоналізовані рекомендації на основі двох компонентів: вагових коефіцієнтів (W_j), отриманих шляхом попарного порівняння користувачем критеріїв (наприклад, якість, сумісність, зручність, ціна) та нормалізованих оцінок товарів (H_{ij}), зібрані із відкритих джерел (API маркетплейсів, сайтів та відгуків).

Спочатку користувач заповнює матрицю попарного порівняння:

$$A = [a_{ij}] \quad (1)$$

$$\text{де: } a_{ij} = \begin{cases} 1 & i = j \\ \text{оцінка важливості критерію } i \\ \text{порівняно з } j, & i \neq j \end{cases}$$

Знаходимо нормалізовану вагу кожного критерію:

$$W_j = \frac{\sum_{i=1}^n a_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}} \quad (2)$$

Для різних методів агрегування показників можна обрати одну з наступних мір:

– можливісна міра (максимум): $T_i = jH_{ij}$;

– необхідна міра (мінімум): $T_i = jH_{ij}$;

– Фулвіц-модель: $T_i = jH_{ij} + (1 - jH_{ij})$ [9].

Розглянемо застосування цієї моделі на прикладі підбору автомобільних аксесуарів у рамках експериментального дослідження. Спочатку необхідно визначити структуру пошуку у вигляді ієрархії:

Рівень 1. Визначити головну мету - вибір найкращого автомобільного товару.

Рівень 2. Визначити критерії оцінки – визначаємо фактори, які впливають на вибір товару: ціна (вартість товару); якість (надійність, довговічність); бренд (репутація виробника); сумісність (підходить для автомобіля клієнта); відгуки (рейтинги та думки інших покупців).

Рівень 3. Обрати альтернативи (товари): товар А (моторна олія Shell Helix); товар В (моторна олія Mobil 1); товар С (моторна олія Castrol).

Рівень 4. Провести попарне порівняння критеріїв – клієнт оцінює важливість критеріїв за шкалою Сааті (від 1 до 9), табл. 2.

Таблиця 2

Попарне порівняння критеріїв за шкалою Сааті

Критерій 1 - Критерій 2	Важливість	Пояснення
Ціна – Якість	3	Ціна трохи важливіша за якість
Ціна – Бренд	5	Ціна значно важливіша за бренд
Якість – Бренд	2	Якість трохи важливіша за бренд
усі інші комбінації

На основі цих оцінок будується матриця попарних порівнянь, з якої виводяться ваги критеріїв (наприклад, за методом власного вектора).

Рівень 5. Провести оцінку альтернатив за кожним критерієм – для кожного товару (А, В, С) провести попарне порівняння щодо кожного критерію, табл. 3.

Таблиця 3

Приклад для критерію "Ціна"

	Товар А	Товар В	Товар С
Товар А	1	4	2
Товар В	1/4	1	1/3
Товар С	1/2	3	1

* (Товар А дешевший за товар В у 4 рази, а за товар С — у 2 рази)

Аналогічно будується матриця для якості, бренду, сумісності та відгуків.

Рівень 6. Розрахунок пріоритетів та узгодженість:

- для кожної матриці знаходиться власний вектор (ваги альтернатив);
- перевіряється індекс узгодженості (ІУ) та відношення узгодженості (ВУ). Якщо $ВУ < 0.1$, оцінки вважаються узгодженими.

Рівень 7. Синтез результатів.

Загальний ранг альтернатив розраховується як сума добутків:

$$\text{Результат} = \sum(\text{Вага критерію} \times \text{Вага альтернативи за цим критерієм}) \quad (3)$$

Таблиця 4

Приклад фінального ранжування

Товар	Загальний бал
А	0.45
В	0.30
С	0.25

В результаті отримуємо, що найкращий варіант — товар А.

Рівень 8. Інтеграція в рекомендаційну систему:

- клієнт обирає критерії та оцінює їх важливість;
- система порівнює товари на основі введених даних;
- виводиться ранжований список рекомендацій.

До переваг та недоліків цього методу слід віднести:

Переваги:

- метод враховує як кількісні, так і якісні фактори;
- метод дозволяє клієнту явно задати свої пріоритети;

– метод дає обґрунтований математичний результат [10].

Недоліки:

– Недоліком підходу є необхідність точного формулювання попарних оцінок користувачем, що створює ризик суб'єктивності, а також зростаюча обчислювальна складність при розширенні кількості альтернатив;

– обчислення можуть бути складними для великої кількості альтернатив.

Весь процес можна представити у вигляді алгоритму (рис. 1).

Тому метод Сааті добре підходить для рекомендаційних систем, де важливо враховувати багатокритеріальність вибору. Для автомобільних товарів він дозволяє знайти оптимальний варіант, який відповідає бюджету, якості та іншим потребам клієнта.

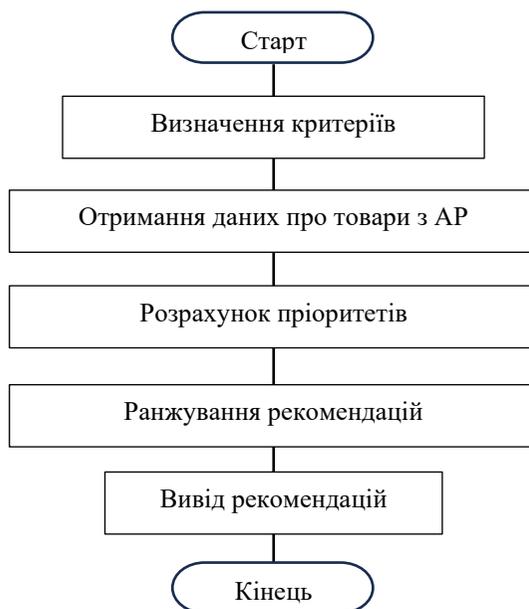


Рис. 1. Алгоритм використання методу Сааті в рекомендаційній системі

Для використання в застосунку рекомендаційної системи наведемо ER діаграму (рис. 2):

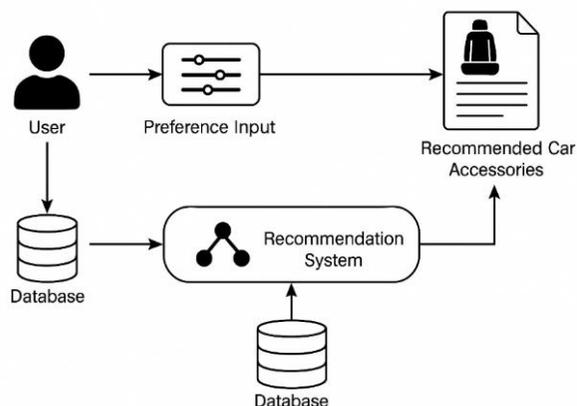


Рис. 2. ER-діаграма для рекомендаційної системи

До експерименту було залучено 20 учасників, які здійснювали попарне порівняння важливості критеріїв для вибору таких аксесуарів, як чохла для сидінь, органайзери, зарядні пристрої та тримачі для телефонів.

Кожен учасник отримував перелік з 10 аксесуарів із відкритої бази Prom.ua/API та Rozetka, упорядковані згідно з результатами системи. Потім учасники вручну створювали власний рейтинг на основі опису товарів і відгуків.

Таблиця 5

Приклад нормалізованих оцінок H_{ij} для 10 товарів

Товар	Якість	Ціна	Зручність	Сумісність
Аксесуар1	0.82	0.65	0.90	0.78
Аксесуар2	0.75	0.80	0.85	0.60
Аксесуар3	0.70	0.90	0.75	0.85

Для сортування було обрано адитивну міру, код для якої представлено на рис. 3.

Input: Matrix $H[n][m]$, Vector $W[m]$
 Output: Sorted list of items by T_i

```

    for i in 1 to n:
      T[i] = 0
      for j in 1 to m:
        T[i] += W[j] * H[i][j]
  
```

Sort T in descending order
 Return sorted indices

Рис. 3. Псевдокод алгоритму сортування результатів

Для оцінки ефективності системи було обчислено коефіцієнт Кендалла між рейтингами користувачів і трьома типами рекомендованих рейтингів. Найвищу середню відповідність (0,74) показала система, що використовувала адитивну міру.

Відповідність рейтингів при зміні параметра у моделі Фулвіца дозволила в 80% випадків досягти ще кращої відповідності між рекомендацією та вибором користувача.

Таблиця 6

Порівняння коефіцієнтів Кендалла для різних методів агрегування

Користувач	Можливісна міра	Адитивна міра	Необхідна міра
U1	0.61	0.72	0.49
U2	0.65	0.74	0.51
U3	0.60	0.76	0.52

Результати показали, що середній час генерації рекомендації (включаючи обробку API-запиту) становить 1,7 секунди при обробці 10 товарів, що є прийнятним для реального часу в e-commerce середовищі, що є прийнятним для онлайн-платформи.

Таблиця 7

Час виконання запиту для різної кількості товарів

Кількість товарів	Середній час обробки (с)
10	1.7
20	3.2
50	7.5

Для масштабу системи на більшу кількість товарів було запропоновано діаграму потоків даних (рис. 4).

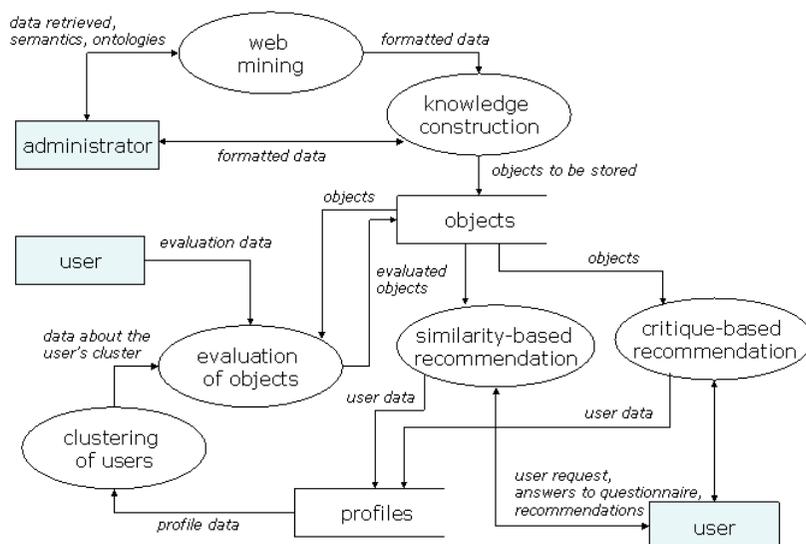


Рис. 4. Діаграма потоків даних

Висновки. Проведене експериментальне дослідження із залученням 20 учасників засвідчило високу відповідність системних рекомендацій фактичним виборам користувачів – коефіцієнт кореляції Кендалла у разі застосування адитивної міри досягав 0,74. Середній час генерації ранжування становив 1,7 секунди при обробці 10 товарів, що підтверджує придатність моделі для інтеграції в реальні електронні платформи.

Переваги підходу полягають у його гнучкості, прозорості прийняття рішень, можливості адаптації до нових критеріїв та відсутності необхідності в об'ємних історичних даних. Система поєднує об'єктивну інформацію (характеристики товарів, відкриті дані з API) та суб'єктивні уподобання користувача, що забезпечує високу якість персоналізації.

До обмежень дослідження слід віднести необхідність точного введення попарних оцінок, можливу суб'єктивність у виборі критеріїв та обмежений масштаб вибірки. Перспективними напрямками подальших досліджень є розширення алгоритму за рахунок гібридизації з методами машинного навчання, автоматизація етапу оцінювання альтернатив, а також масштабування на більші товарні каталоги.

Таким чином, розроблена модель рекомендаційної системи на базі Fuzzy АНР є ефективним інструментом для підтримки прийняття рішень у сфері електронної комерції, зокрема при виборі автомобільних аксесуарів, і має потенціал для подальшого розвитку та практичного застосування.

Список літератури:

1. Kahraman, C. Brief Literature Review for Fuzzy AHP // *International Journal of the Analytic Hierarchy Process*, 10(2). – 2018 – Режим доступу: <https://doi.org/10.13033/ijahp.v10i2.599>.
2. Yan Liu and Claudia, M. and Christopher, E. A review of fuzzy AHP methods for decision-making with subjective judgements // *Expert Systems with Applications Vol. 161*. P. 37-38. – 2020. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113738>.
3. Fernando, C. and Jaime, A. and Marta, P. Three Decades of Fuzzy AHP // *A Bibliometric Analysis Axioms 11(10)*. – 2022 P. 525. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/axioms11100525>.
4. Razak, T. and Abd Halim, I and Jamaludin, M. and Ismail, M. An Exploratory Study of Hierarchical Fuzzy Systems Approach in Recommendation System // *Jurnal Intelek Vol 14, I. 2*. – 2019. – Режим доступу: <https://arxiv.org/pdf/2005.14026>.
5. Chen, L. and Wang, H. A fuzzy recommender system based on the integration of subjective preferences and objective information // *Applied Soft Computing Vol. 18*. P. 290-301. – 2014. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2013.09.004>.
6. Ishak, A. and Ginting, R. and Wanli, W. Evaluation of e-commerce services quality using Fuzzy AHP and TOPSIS // *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, Volume 1041, 2nd Conference on Innovation in Technology (CITES 2020) 4th-5th November 2020, Padang, Indonesia*. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1041/1/012042>
7. Yasir, M. and Zarfani F. Fuzzy AHP recommender system for selecting computer component – Режим доступу: <https://ir.uitm.edu.my/id/eprint/58812/>
8. Bartl, S. and Innerebner, R. and Lex, E. Differentiable Fuzzy Neural Networks for Recommender Systems // *UMAP Adjunct '25: Adjunct Proceedings of the 33rd ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization Pages 343 – 348*. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1145/3708319.3734174>.
9. Stofkova, J. and Krejnus, M. and Repkova, K. and Malega, P. and Binasova V. Use of the Analytic Hierarchy Process and Selected Methods in the Managerial Decision-Making Process in the Context of Sustainable Development // *Sustainability, 14(18)*. P. 546. – 2022 – Regime of access: <https://doi.org/10.3390/su141811546>.
10. Кондрук, Н.Е., Тирпак О.В. Моделивання багатокритеріального вибору в задачі підбору персоналу методом аналізу ієрархій // *Наук. вісник Ужгород. ун-ту, том 46, № 1*. – 2025.

References:

1. Kahraman, C. (2018). Brief literature review for Fuzzy AHP. *International Journal of the Analytic Hierarchy Process*, 10(2).
2. Liu, Y., Eckert, C. M., & Earl, C. (2020). A review of fuzzy AHP methods for decision-making with subjective judgements. *Expert Systems with Applications*, 161, 113738.
3. Castelló-Sirvent, F., Alonso-Gómez, J., & Peris-Ortiz, M. (2022). Three decades of Fuzzy AHP: A bibliometric analysis. *Axioms*, 11(10), 525.

4. Razak, T. R., Abd Halim, I., Jamaludin, M., & Ismail, M. (2019). An exploratory study of hierarchical fuzzy systems approach in recommendation system. *Jurnal Intelek*, 14(2).
5. Chen, L. C., & Wang, H. A. (2014). A fuzzy recommender system based on the integration of subjective preferences and objective information. *Applied Soft Computing*, 18, 290–301.
6. Ishak, A., Ginting, R., & Wanli, W. (2021). Evaluation of e-commerce services quality using Fuzzy AHP and TOPSIS. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1041(1), 012042.
7. Yasir, M., Zarfan, F. F. (2022). Fuzzy AHP recommender system for selecting computer components. *Universiti Teknologi MARA Institutional Repository*.
8. Bartl, S., Innerebner, K., & Lex, E. (2025). Differentiable fuzzy neural networks for recommender systems. In *Proceedings of the 33rd ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization (UMAP Adjunct '25)*, pp. 343–348.
9. Stofkova, J., Krejnos, M., Repkova, K., Malega, P., & Binasova, V. (2022). Use of the analytic hierarchy process and selected methods in the managerial decision-making process in the context of sustainable development. *Sustainability*, 14(18), 11546.
10. Kondruk, N. E., & Tyrpak, O. V. (2025). Modeling of multi-criteria choice in personnel selection problem using analytic.

Статтю представила д-р. техн. наук, професор О.В. Старкова

Надійшла (received) 20.08.2025

Стаття прийнята до друку 17.01.2026

Опублікована 27.02.2026

Bredikhin Volodymyr, PhD., Associate Professor
Ukraine, Kharkiv National University of Municipal Economy named after O.M. Beketova
Kharkiv, str. Chornoglazivskaya, 17
Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics
Kharkiv, ave. Nauki, 9a
Tel: (050) 4015163, e-mail – bredixinv@gmail.com
ORCID ID:[0000-0002-6063-5046](https://orcid.org/0000-0002-6063-5046)

Вербицька Вікторія Іванівна
Ukraine, Kharkov National Automobile and Highway University
Kharkiv, str. Yaroslava Mudrogo, 25
Tel: (050) 4021457, e-mail -mail – verbytska67@gmail.com
ORCID ID:[0000-0001-7103-6738](https://orcid.org/0000-0001-7103-6738)

Grygoriev Andrii, magistr
Ukraine, Kharkiv National University of Municipal Economy named after O.M. Beketova
Kharkiv, str. Chornoglazivskaya, 17
E-mail – Andrii.Grygoriev@kname.edu.ua

УДК 004.732.056

Модель персоналізованих рекомендацій без попередніх даних користувача із застосуванням FUZZY АНР / Бредіхін В.М., Вербицька В.І., Григор'єв А.І. // Вісник НТУ "ХПІ". Серія: Інформатика та моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2026. – № 1 (15). – С. 108 – 120.

Стрімкий розвиток електронної комерції зумовлює потребу у створенні рекомендаційних систем, здатних ефективно працювати за відсутності попередніх даних про користувача. У статті розглянуто підхід до формування персоналізованих рекомендацій на основі методу нечіткого аналітичного ієрархічного процесу (Fuzzy АНР). Така модель поєднує багатокритеріальність вибору з можливістю урахування як об'єктивних параметрів товарів, так і суб'єктивних переваг користувача, що визначаються через попарні порівняння критеріїв. Особливістю підходу є подолання проблеми «холодного старту». Представлений підхід може стати основою для створення сучасних інтелектуальних систем підтримки вибору в e-commerce. Проведено експеримент, що підтвердив ефективність моделі для персоналізованого ранжування товарів. Іл.: 4. Табл.: 7. Бібліогр.: 10 назв.

Ключові слова: система рекомендацій, Fuzzy АНР, багатокритеріальне прийняття рішень, електронна комерція, автомобільні аксесуари, холодний старт.

UDC 004.732.056

Model of personalized recommendations without prior user data using FUZZY АНР / Bredikhin V.M., Verbytska V.I., Grigoriev A.I. // Herald of the National Technical University "KhPI". Series of "Informatics and Modeling". – Kharkiv: NTU "KhPI". – 2026. – № 1 (15). – P. 108 – 120.

The rapid development of e-commerce necessitates the creation of recommendation systems capable of functioning effectively without prior user data. This paper explores an approach to generating personalized recommendations based on the Fuzzy Analytic Hierarchy Process (Fuzzy АНР). The proposed model combines multi-criteria decision-making with the ability to integrate both objective product parameters and subjective user preferences, determined through pairwise comparisons of criteria. A distinctive feature of the approach is its ability to overcome the “cold start” problem. The presented methodology can serve as a foundation for developing modern intelligent decision-support systems in e-commerce. An experimental study confirmed the effectiveness of the model for personalized product ranking. Fig: 4. Tabl.: 7. Refs.: 10 items.

Keywords: recommendation system, Fuzzy АНР, multi-criteria decision-making, e-commerce, automotive accessories, cold start.