

В. М. БРЕДІХІН, канд. техн. наук, доц., Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова, Україна, 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 ANP

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 ANP). 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 ANP, 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 AHP) 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 Kirimana "A Brief Literature Review for Fuzzy AHP" [1] автори узагальнили основні модифікації FAHP, зокрема інтуїтивні та інтервальні варіанти, що підвищують точність прийняття рішень.

Огляд "Review of fuzzy AHP methods for decision making" [2] аналізує аспекти побудови моделей fuzzy analytic hierarchy process (FAHP): 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 "Three Decades of Fuzzy AHP: A Bibliometric Analysis" [3] доводить високу гнучкість FAHP та її застосування в таких сферах, як

виробництво, управління ризиками, green supply chain, транспорт, e-commerce та маркетинг.

У дослідженні Razak et al. [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.

Chen & Wang [5] інтегрував FАHP з оцінками користувачів і нечіткими лінгвістичними моделями для подолання ефекту cold start.

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

A. Ishak та R. Ginting & W. Wanli [6] в роботі Evaluation of e-commerce services quality using Fuzzy AHP and TOPSIS. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering використали комбінацію Fuzzy AHP із TOPSIS для оцінювання якості e-commerce сервісів.

A Yasir, M.Z. та Mohmed Yasir виконали розробку рекомендаційної системи для вибору комп'ютерних компонентів із використанням Fuzzy AHP, що демонструє переносимість моделі на інші товарні категорії [7].

Bartl, S., Innerebner, K., та Lex, E. [8] запропонували нейросимволічний підхід із використанням fuzzy-нейронних мереж для прозорих рекомендацій, що поєднує нечітку логіку з навчанням.

Таблиця 1

Порівняння підходів до застосування Fuzzy AHP у рекомендаційних системах

Джерело	Підхід	Переваги	Обмеження
Kirimana et al.	Огляд FАHP-методів: класичні, інтервальні, інтуїтивні	Повна систематизація підходів, методологічна база	Не розглядає інтеграцію в рекомендаційні системи
Chen & Wang	FАHP + 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	FAHP із адаптивною нормалізацією та кластеризацією	Покращена точність завдяки гібридним методам	Відсутність публічного коду чи SDK
Parathanasiou et al.	FAHP у сфері e-commerce (SaaS з API підтримкою)	Висока прикладна цінність, інтеграція з бізнес-платформами	Вимоги до точності семантичної обробки даних

Мета роботи. Метою дослідження є створення рекомендаційної системи для вибору автомобільних аксесуарів, яка базується на методі нечіткого аналітичного ієрархічного процесу (Fuzzy AHP) 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 добутоків:

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

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.

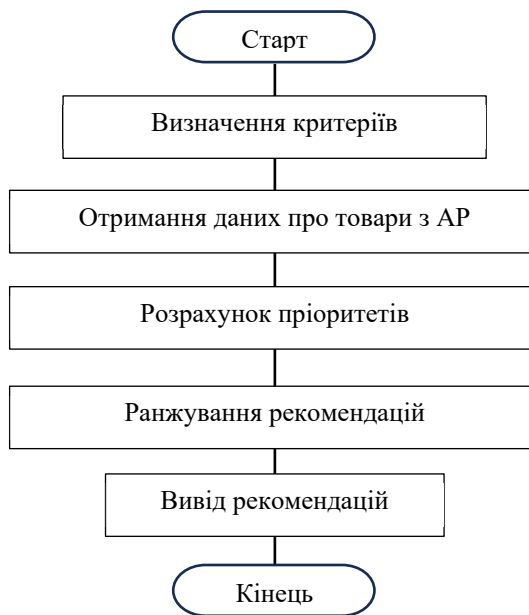


Рис. 1. Алгоритм використання методу Сааті в рекомендаційній системі

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

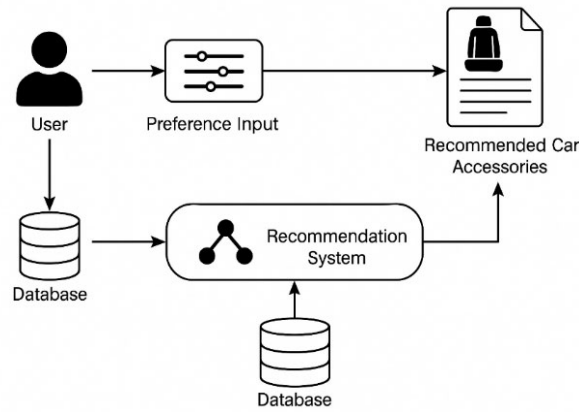


Рис. 2. ER-діаграма для рекомендаційної системи

До експерименту було залучено 20 учасників, які здійснювали попарне порівняння важливості критеріїв для вибору таких аксесуарів, як чохли 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).

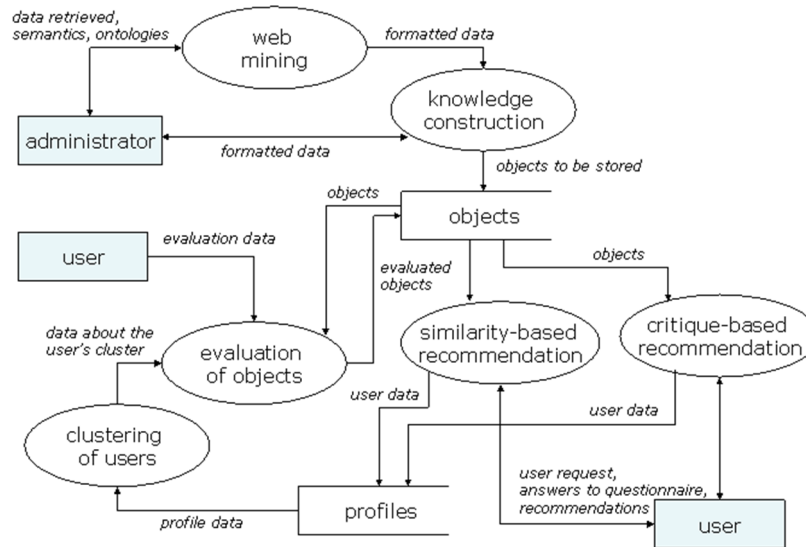


Рис. 4. Діаграма потоків даних

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. abd Zarfan 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. Моделювання багатокритеріального вибору в задачі підбору персоналу методом аналізу ієрархій // *Наук. вісник Ужгород. ун-ту, том 46, № 1*. – 2025 – Режим доступу: <https://dspace.uzhnu.edu.ua/jspui/bitstream/lib/74894/1/%D0%9C%D0%BE%D0%B4%D0%B5%D0%BB%D1%8E%D0%B2.%20%D0%B1%D0%B0%D0%B3%D0%B0%D1%82%D0%BE%D0%BA%D1%80%D0%B8%D1%82.pdf>.

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. Z. 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., Krejnus, 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 представив д-р. техн. наук, професор О.В. Старкова

Надійшла (received) 20.08.2025р.

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, pr. 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. YaroslavaMudrogo, 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.

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". – Kharkov: NTU "KhPI". – 2026. – № 2 (14). – P. 4 – 29.

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. Ill.: 4. Tab.: 7. Refs.: 10 items.

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

UDC 004

DOI: 10.20998/2411-0558.

D. UHRYN, Dr.Sci.Tech., Prof., Yuriy Fedkovych CHNU, Chernivtsi,

A. KALANCHA, master, PhD, Yuriy Fedkovych CHNU, Chernivtsi

FORMATION AND ANALYSIS OF INFORMATION CASCADES BASED ON TIMED SEMANTIC INFLUENCE

This study is devoted to the analysis of information flows and the search for hidden connections between Telegram news channels. The main goal is to develop a method to help identify sources with the most significant influence and model how information spreads on the network. The work proposes the Timed Semantic Influence (TSI) algorithm - it allows you to assess the connections between messages, taking into account not only the content but also the time of publication. Thanks to this method, the structure of news distribution is built in the form of tree-like cascades from the initial message to the channels that picked it up. As a result, the channel that most often triggers news waves was identified. Among the topics that caused the most excellent resonance after eliminating general air alerts, news about significant geopolitical events and international support for Ukraine dominated. The proposed approach opens up the opportunity to identify key players in the media space and determine the topics that most influence public opinion.

Keywords: information source; text similarity; information cascade; influence tree, time.

Introduction. Information flows are becoming more complex and multifaceted in today's digital world, in addition to expanding in size. It is very challenging to visually track or intuitively interpret the hidden connections between various information sources due to the rapidity of dissemination and the variety of communication platforms. These issues have been exacerbated by the growth of social media and messaging apps, which have produced enormous ecosystems where information is continuously repackaged, reshaped, and disseminated. Traditional analysis techniques frequently fail in this context because they cannot account for the temporal dynamics and semantic changes that take place as messages propagate across networks.

The use of natural language processing (NLP) techniques opens up new avenues for identifying the patterns that underlie information flows and differentiating between sources that merely repeat preexisting narratives and those that actively influence public opinion. Our study lies at the nexus of social network analysis and computational linguistics, with a particular emphasis on

© Uhryn D., Kalancha A., 2026

Telegram news channels as a vital information-sharing platform. We seek to uncover latent structures through statistical analysis of channel relationships, which could indicate intentional dissemination strategies, shared content origins, or indications of coordinated activity [1 – 2].

Cases where various channels air similar stories or propaganda messages are given special attention, which calls into question their objectivity and possible ties to organized influence networks. A closer look frequently reveals consistent patterns in the timing of publications and the semantic overlap of their content, despite the initial impression that these channels are unrelated. This presents significant questions for comprehending the formation of public opinion, the initiation of information waves, and the key players in the dissemination process.

In the current media environment, where a single news item can set off a swift information storm spanning hundreds of channels, the issue we tackle is especially pertinent [3 - 4]. It is still very difficult to determine the initial cause of these waves and to explain why the same subject is amplified nearly simultaneously by several channels. With millions of posts every day and thousands of active channels, the volume of digital communication makes manual analysis nearly impossible. Furthermore, the intricacy is increased by the fact that channel writers hardly ever explicitly reference or provide direct citations to their sources. Rather, they frequently retell or reframe information in their own words, making it more audience-specific and hiding its source. Such transformations obscure visible connections, but advanced computational methods can reveal statistically significant semantic and temporal patterns, even when textual similarities are subtle.

Purpose of the article. Scientific and technical methods that can automatically identify and analyze relationships in vast amounts of textual data are becoming more and more necessary in light of these difficulties. Since the timing of publications is a critical component in determining influence and information flow, an effective tool must not only measure semantic similarity between messages but also take the temporal dimension into account.

Our primary focus is to distinguish between channels that act as true opinion leaders – initiating influential messages and shaping narratives – and those that primarily react to or replicate already distributed content. By implementing the proposed Timed Semantic Influence (TSI) algorithm, we seek

to combine semantic analysis with temporal modeling to quantify influence more accurately. Ultimately, the study aims to produce specific statistical evidence that demonstrates the effectiveness of the proposed approach on a test dataset. These results will not only validate the methodology but also create a foundation for applying it to larger and more diverse data collections in future research. In this way, the work contributes both a theoretical framework and a practical toolset for analyzing complex information flows in modern media ecosystems.

The goal of this study is to create a thorough methodology that models the dynamics of information dissemination, finds the most influential sources, and makes it possible to uncover hidden relationships between Telegram channels. In order to compare information sources methodically, evaluate their relative influence, and reconstruct the structure of the digital information environment being studied, it is necessary to establish additional characteristics of the sources.

Object and subject of the research. The phenomenon of information dissemination in digital communication networks – specifically, Ukrainian Telegram news channels – is the focus of the study. It includes the processes by which news messages are produced, copied, and disseminated through various media, creating intricate information flow structures. The processes through which these flows develop into extensive information cascades and the patterns of interaction among various sources that help to shape the media landscape are given particular attention.

Using the Timed Semantic Influence (TSI) algorithm, the study examines the temporal and semantic relationships between news messages posted on Telegram channels. Text similarity, time-sensitive dissemination, and structural dependencies that create cascade-like trees of information spread are among the quantifiable aspects of influence between channels that are the subject of this study. According to this framework, the study examines which media outlets serve as the originators of powerful messages, how information waves develop, and which subjects have the greatest resonance in the media, all of which influence public opinion and perception.

Timed Semantic Influence and Its Application for Detecting Information Cascades. To analyze the relationships between information sources, in particular Telegram channels, the Timed Semantic Influence (TSI)

algorithm was developed. This approach allows us to go beyond a simple comparison of textual similarity, taking into account key aspects - the temporal order of publications and the semantic proximity of the content [5 – 6].

The main idea is that the informational influence of one channel on another can be detected by analyzing how quickly similar content appears on other resources after the publication of the original message. TSI is designed to quantify the strength of such influence and determine its direction. The channel that first publishes a particular message is considered a potential source of influence, while another channel subsequently distributes a semantically similar message. To calculate this influence, a mathematical model is used that takes into account the exponential decay of the time factor (see Formula 1). This choice was made after comparison with the power-law model since the exponential function demonstrated greater stability and predictability of results when analyzing real data, while the power-law function turned out to be too sensitive to fluctuations at the time of publication.

$$TSI = sim(m_a, m_b) \times e^{-\alpha \frac{\Delta t}{60}} \quad (1)$$

Here, $sim(m_a, m_b)$ denotes the similarity value between the message texts m_a and m_b of the corresponding channels A and B, which ranges from 0 (i.e., complete difference) to 1 (complete semantic identity). The component Δt represents the time interval in minutes between the publications of the compared messages. A smaller value of this interval indicates a higher potential level of influence since it means more rapid dissemination of information. The coefficient α is an experimentally determined parameter that regulates the weight of the time factor in the formula. Its increase enhances the significance of the time component, while a decrease shifts the emphasis to the semantic similarity of the texts.

Thus, the TSI indicator comprehensively assesses both the textual proximity of information and the speed of its dissemination. A higher TSI value indicates a more substantial potential influence of one channel on the other. After calculating the TSI for each detected pair of similar messages, the direction of influence is established unambiguously: the source is considered to be the channel that published the corresponding message first.

The TSI algorithm for analyzing the interaction between two selected Telegram channels, conventionally designated as channel A and channel B, is implemented in several stages. First of all, a specific message, M, is selected from channel A, which will serve as a benchmark with a precisely fixed publication time. For successful analysis, it is crucial that both channels demonstrate sufficient activity during the period under study because a small amount of data can lead to unrepresentative conclusions. Next, for this message M, an array N is formed from channel B messages that were published within the so-called "event horizon" – a time interval of ± 6 hours from the moment of publication of M. Messages that do not fall into this range are considered irrelevant for this analysis. The next step is to find the optimal pair: message M is compared by cosine similarity with each message from the array N. The pair is selected for which the similarity value is maximum and at the same time exceeds the preset threshold S. If there is no such excess, message M is ignored, and the algorithm moves on to the following message of channel A. After successfully selecting the relevant message pair, the TSI indicator is calculated according to the formula above, and the direction of influence is determined.

Having previously calculated data on the mutual influence of messages between different information sources, we can proceed to the next stage – modeling of information dissemination cascades [7]. This allows us to visualize and structure how certain information waves diverge from one source to another in the media space.

The process of constructing such cascades begins with the identification of "root" messages. The root message is considered to be the one that initiated the information sequence and which, according to our data on the influence, was not influenced by any other message from the available analyzed set. That is, this message has never appeared as a target of influence. Each such identified root message becomes the beginning of a separate information cascade, or, in other words, the root of the tree (unidirectional graph) of information dissemination.

Next, the algorithm begins a recursive search for child nodes (messages) for each such root message. Based on the pre-computed impact data, the system finds all messages in other channels that are directly affected by the current (root or already child) message. These detected affected messages are added to the tree as a child node.

A key constraint when constructing these branches is to avoid cyclic propagation within a single channel on a single cascade path. That is, if a message from channel A affected a message from channel B, then when further searching for descendants for a message from channel B, the system will search for impacts only on those channels that have not yet been encountered on the path from the initial root message to the current message from channel B.

The process continues recursively for each child message: for it, affected messages are also searched, subject to the unique condition of the channels in the current branch. The recursion exits under two conditions: when there is no other message in it that would be affected by it or when all channels available for influence (that were not yet in this branch) have already been reviewed.

As a result of this algorithm, we obtain an array of trees. Each tree represents a separate information cascade. The structure of each node in such a tree is unified and looks as follows: a dictionary containing the message identifier, the name of the channel in which this message was published, and a list of child messages. If the message has no descendants in the cascade (i.e., it did not affect other messages), then the list of child messages will be empty. Thus, we obtain a visual and structured representation of the information distribution paths that arise from each independent information impulse.

1. Information Cascades Processing and Analysis. In this case, let's consider the results of the analysis based on the specific data under study. In total, 887 information cascades were identified. After applying the degree filter (as already mentioned - at least three distribution levels), 782 cascades remained for further detailed analysis. This indicates that the vast majority of the identified information waves had a fairly significant distribution.

2. A key indicator for identifying trends that set information trends is the frequency of their appearance as the initiator of these significant, wider cascades. An information source whose messages often become the beginning of a long chain of message distribution can be considered one that generates influential content that is picked up by other sources.

Looking at the data in Table 1, we can see that the source `kievreal1` clearly stands out as the main driver of wide information cascades. It accounts for about a third of all such cases (33.12%), making it the strongest initiator among the listed sources. In other words, `kievreal1` often acts as the spark that sets off discussions and sharing across other platforms, serving as either the original

point of publication or one of the most influential early nodes that others pick up from.

Table 1

Channel Leaderships in Information Cascades

Channel	Number of occurrences at the root of the cascade	Leadership percentage
kievreal1	259	33.12%
truexanewsua	138	17.65%
UaOnlii	112	14.32%
voynareal	83	10.61%
suspilnews	80	10.23%
UkraineNow	56	7.16%
lachentyt	28	3.58%
ukr24_7	26	3.32%

The next most active sources are truexanewsua and UaOnlii, with 17.65% and 14.32% respectively. While they don't reach the same level as kievreal1, they still play a major role in setting the information agenda. Content from these sources tends to catch on quickly, often sparking waves of conversation that spread further into the broader information space.

A bit further down, we find voynareal (10.61%) and suspilnews (10.23%). Their figures are close to each other, which suggests they have a similar level of influence. While not as dominant as the top three, they still contribute significantly as sources whose material frequently gains traction and gets redistributed across other platforms.

Meanwhile, sources like UkraineNow (7.16%), lachentyt (3.58%), and ukr24_7 (3.32%) play a noticeably smaller role. They are far less likely to trigger wide information cascades, which might mean their original content doesn't resonate as strongly with broader audiences, or simply that their visibility is lower compared to the more influential accounts.

Thus, analyzing root messages in broad cascades allows us to identify sources that most often set the tone in the information environment by

publishing content that other participants in the environment as mentioned earlier actively distribute.

Analysis of the Most Influential Messages. After identifying the sources that most often initiate information cascades, the next logical step in our study is to analyze the messages themselves that began these disseminations. Of particular interest are those messages that were not simply picked up but became the impetus for the most extensive cascades. Such messages can be considered the most influential because they managed to penetrate a significant number of levels of dissemination and cover a wide range of information sources.

To do this, we select those cascades demonstrating the most remarkable dissemination breadth. The root messages of these widest cascades are the primary information units that caused the most excellent resonance and lived the longest in the information environment, passing from one source to another.

Based on a visual analysis of the content of such root messages that led to the widest cascades, we can state several key observations: a significant part of these messages concerns the topic of air alerts and warning the population about danger. This is quite logical since such warnings are of critical importance, and sources strive to convey them to their readers as quickly as possible, which naturally leads to the simultaneous or almost simultaneous dissemination of similar information and, as a result, to the formation of wider cascades. Nevertheless, such messages do not carry much significance because, firstly, they do not contain a thought load, and secondly, they do not include specific tokens (words). However, if we filter out the messages related to air alerts and analyze the remaining influential information impulses, another clear trend emerges. The remaining messages mainly concern topics of resonant geopolitical decisions and events that have a significant and strategic impact on Ukraine. A vivid example is news about the approval of aid packages for Ukraine by foreign states or other critical international statements and decisions of leaders of Western countries. This type of content, which carries high social significance and potentially influences the development of events, becomes a catalyst for the formation of broad and long-lasting information cascades, spreading through a large number of sources.

Conclusion. The modern information space, especially in such a dynamic segment as Telegram news channels, poses significant challenges for analyzing the dissemination of information and identifying true sources of influence.

Traditional methods, which are mostly based on text similarity analysis, often prove insufficient, as they do not take into account key aspects such as the temporal order of publications and the direction of the information flow. This can lead to an incomplete understanding of the interaction between channels and complicates the identification of coordinated information campaigns. Therefore, the main goal of this study was to develop and test a comprehensive approach that would allow not only to compare information sources by the content of their messages but also to quantitatively assess their mutual influence and model the dynamics of the dissemination of information waves. To achieve this goal, an algorithm was developed and presented that operates in two main stages. The first stage consists of calculating the Timed Semantic Influence (TSI) indicator between messages from different channels. This indicator integrates the semantic similarity of texts (determined using cosine similarity) and the time interval between their publications using an exponential decay model of influence. The result of this module is a structured data set that records in detail the detected connections between pairs of messages, a quantitative assessment of the strength of this connection (TSI value), and a determined direction of influence. Thus, this stage allows us to quantitatively assess how quickly and how similar in content the content spreads between the analyzed sources.

The second module of the algorithm, based on the obtained data set on influences, is designed to build information cascades. An information cascade models the process of spreading a specific information impulse from one channel to another. These cascades are visualized in the form of hierarchical trees, where the root node represents the initial message that initiated the wave, and the subsequent levels and branches of the tree reflect the paths of its further spread through other channels, taking into account time delays and established influence relationships.

The developed approach was tested on the basis of data collected from eight popular Ukrainian Telegram news channels. The study successfully identified a significant number of information cascades, which confirmed the effectiveness of the proposed methodology. Further analysis of these cascades, in particular those with a distribution depth of three or more levels, allowed us to determine the relative leadership of individual sources in the information space. Channels were identified as much more likely than others to act as initiators (root nodes) of such deep information distributions, which indicates their significant role in shaping the information agenda. In addition to analyzing

the role of channels, the topics of the most influential messages that began the deepest cascades were studied. The results showed that a significant part of such messages concern air raid warnings, which is expected for news channels in today's conditions. At the same time, after excluding such operational warnings, messages about resonant geopolitical events and decisions, such as the approval of international aid to Ukraine, remain among the most influential, emphasizing their high social significance.

The conducted research and the obtained results open several promising directions for further work. First, it is relevant to expand the database of the studied data. This includes both increasing the number of analyzed Telegram channels and extending the time period of data collection, which will allow obtaining more representative, statistically significant, and generalized conclusions about the dynamics of the information space. Second, there is an urgent need to improve the method of comparing individual messages, especially those containing a small amount of text. Thirdly, an important task remains the further careful selection and optimization of the parameters of the developed algorithms to achieve the optimal balance between accuracy, completeness of connection detection and computational efficiency. Finally, a promising direction is the use of clustering of information sources not only on the basis of their lexical similarity [8 - 9], as was done in previous works, but also on the basis of the calculated TSI values and the characteristics of their participation in information cascades. This will allow clustering [10 – 11] channels according to similar patterns of information influence and behavior, which can provide a new understanding of the structure and dynamics of the information environment.

References:

1. Buehling, K. (2023), "Message deletion on Telegram: Affected data types and implications for computational analysis" *Commun. Methods Meas.*, Vol. 18, No. 1, pp. 92–114.
2. Devang, S., Hriday, R. Hui Xian Ng, L., and Swapneel, M. (2021) "Bridging nodes and narrative flows: Identifying intervention targets for disinformation on Telegram" *arXiv preprint*.
3. Guille, A., Hacid, H., Favre, C., and Zighed, D.A. (2013), "Information diffusion in online social networks: A survey" *ACM SIGMOD Rec.*, Vol. 42, No. 2, pp. 17–28.
4. Cinelli, M., Cresci, S., Quattrociocchi, W., Tesconi, M., and Zola, P. (2022), "Coordinated inauthentic behavior and information spreading on Twitter" *Decis. Support Syst.*, Vol. 164, No. 113819.
5. Zhao, L., Wang, J., Huang, R., and Xiao, G. (2016), "Effects of time-dependent diffusion behaviors on the rumor spreading in social networks" *Physica A*, Vol. 452, pp. 1–11.
6. Ducci, F., Kraus, M., and Feuerriegel, S. (2020), "Cascade-LSTM," in *Proc. 26th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discov. Data Min.*

7. Yanchenko, E., Murata, T., and Holme, P. (2024), "Influence maximization on temporal networks: A review" *Appl. Netw. Sci.*, Vol. 9, No. 1, 2024.
8. Dasgupta, J., Mishra, P.K., Karuppasamy, S., and Mahajan, A.D. (2023), "A survey of numerous text similarity approach" *Int. J. Sci. Res. Comput. Sci. Eng. Inf. Technol.*, pp. 184–194.
9. Gahman, N. and Elangovan, V. (2023), "A comparison of document similarity algorithms" *arXiv preprint*.
10. Guan, R., Shi, X., Marchese, M., Yang, C., and Liang, Y. (2011), "Text clustering with seeds affinity propagation" *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, Vol. 23, No. 4, pp. 627–637.
11. Janani, R. and Vijayarani, S. (2019), "Text document clustering using spectral clustering algorithm with particle swarm optimization," *Expert Syst. Appl.*, Vol. 134, pp. 192–200.

Статтю представив д-р техн. наук, проф. НТУ "ХПІ" . ??

Надійшла (received) 1.1.1111

Dmytro Uhryn, Professor, Dr.Sci.Tech
Yuriy Fedkovych Chernivtsi National University
2 Kotsyubinsky Street, Chernivtsi, Ukraine, 58012,
Tel: +38 (050) 989-15-46 , e-mail: d.ugryn@chnu.edu.ua
ORCID iD: 0000-0003-4858-4511

Kalancha Artem, PhD student
Yuriy Fedkovych Chernivtsi National University
2 Kotsyubinsky Street, Chernivtsi, Ukraine, 58012
Tel: +38 (067) 965-97-89, e-mail: kalancha.artem@chnu.edu.ua
ORCID ID: 0009-0004-1451-7470

УДК 004

ФОРМУВАННЯ ТА АНАЛІЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ КАСКАДІВ НА ОСНОВІ ЧАСОВОГО СЕМАНТИЧНОГО ВПЛИВУ / Угрин Д.І., Каланча А.Д. // Вісник НТУ "ХПІ". Серія: Інформатика та моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2025.

Це дослідження присвячене аналізу інформаційних потоків та пошуку прихованих зв'язків між новинними каналами Telegram. Головною метою є розробка методу, який допоможе визначити джерела з найбільш значним впливом та змоделювати поширення інформації в мережі. У роботі запропоновано алгоритм часового семантичного впливу (TSI) – він дозволяє оцінювати зв'язки між повідомленнями, враховуючи не лише зміст, але й час публікації. Завдяки цьому методу структура поширення новин будується у вигляді деревоподібних каскадів від початкового повідомлення до каналів, які його підхопили. В результаті було визначено канал, який найчастіше запускає новинні хвилі. Серед тем, які викликали найбільший резонанс після усунення загальних ефірних оповіщень, домінували новини про значні геополітичні події та міжнародну підтримку України. Запропонований підхід відкриває можливість визначити ключових гравців у медіапросторі та визначити теми, які найбільше впливають на громадську думку.

Ключові слова: джерело інформації; текстова схожість; інформаційний каскад; дерево впливу, час.

UDC 004

FORMATION AND ANALYSIS OF INFORMATION CASCADES BASED ON TIMED SEMANTIC INFLUENCE / D.I. Uhryn, A.D. Kalancha. // Bulletin of NTU "KhPI". Series: Informatics and modeling. – Kharkiv: NTU "KhPI". - 2025.

This study is devoted to the analysis of information flows and the search for hidden connections between Telegram news channels. The main goal is to develop a method to help identify sources with the most significant influence and model how information spreads on the network. The work proposes the Timed Semantic Influence (TSI) algorithm - it allows you to assess the connections between messages, taking into account not only the content but also the time of publication. Thanks to this method, the structure of news distribution is built in the form of tree-like cascades from the initial message to the channels that picked it up. As a result, the channel that most often triggers news waves was identified. Among the topics that caused the most excellent resonance after eliminating general air alerts, news about significant geopolitical events and international support for Ukraine dominated. The proposed approach opens up the opportunity to identify key players in the media space and determine the topics that most influence public opinion.

Keywords: information source; text similarity; information cascade; influence tree, time.

*Біологічні та медичні прилади і
системи*

ЗМІСТ

Розміщення Вісника НТУ "ХПІ" серії "Інформатика та моделювання" в міжнародних наукометричних базах, репозитаріях та пошукових системах 2

Математичні методи та моделі

Дмитрієва О.А. Побудова блокових інтеграторів для жорстких динамічних завдань із узгодженням порядків апроксимації при адаптації кроку 4

Комп'ютерна інженерія

Власенко В.О. Використання моделей глибокого навчання U-Net, DeepLabV3+ та Feature Pyramid Network для семантичної сегментації аерофотознімків 31

Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології

Жикул Д.С., Мороз В.В. Аналіз алгоритмів візуального виявлення місць 77

Леонов С.Ю., Ліпчанська О.В., Телянова О.С. Дослідження архітектур комп'ютерних елементів та їх ефективності для зменшення затримки сигналу в цифрових системах 87

Інформаційні технології

Zanevskyy I.P. Vibrations in the open compound kinematical chain 114

Біологічні та медичні прилади і системи

Дацок О.М., Дяченко В.О., Гук А.С., Фатій Л.Р. Етапи обробки медичних даних для розв'язання задач алгоритмами машинного навчання 144

Дмитрієва Ольга Анатоліївна

Інститут моделювання водно-екологічних систем університету Штутгарта (Штутгарт, Німеччина)

Відділ стохастичного моделювання та досліджень безпеки гідросистем

Скарга-Бандурова

Oxford Brookes University, Oxford, United Kingdom

Худаяров Бахтіяр Алімовіч

Юлдашев Ш.У.

«Ташкентский институт инженеров ирригации и механизации сельского хозяйства»

Национальный исследовательский университет., ТИИИМСХ НИУ

"Tashkent Institute of Irrigation and Agricultural Mechanization Engineers" National Research University, TIAME NRU

Гамзаев Ханлар Мехвали оглу

Азербайджанский Государственный Университет Нефти и Промышленности, Азербайджан, Баку

Кафедра Общая и прикладная математика, Доктор технических наук, профессор

Gamzaev Khanlar Mehbali oglu

Azerbaijan State Oil and Industry University, Azerbaijan, Baku

Department of General and Applied Mathematics, Doctor of Technical Sciences, Professor

ORCID: 0000-0002-1228-7892

Спасибо большое Сергей.

Мохор Владимир Владимирович

член-корреспондент НАН України

Науковий ступінь: доктор технічних наук, **Вчене звання:** професор

Посада: директор Інституту, **Контакти:** Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, вул. Генерала Наумова, 15, м. Київ, Україна, 03164

НАУКОВЕ ВИДАННЯ

**ВІСНИК НАЦІОНАЛЬНОГО ТЕХНІЧНОГО УНІВЕРСИТЕТУ
"ХПІ"**

Збірник наукових праць

Серія

Інформатика та моделювання

№ 2 (14)

Науковий редактор д.т.н. Заковоротний О.Ю.

Технічний редактор д.т.н. Леонов С.Ю.

Відповідальний за випуск к.т.н. Шайда В.П.

АДРЕСА РЕДКОЛЕГІЇ: 61002, Харків, вул. Кірпічова, 2, НТУ "ХПІ".
Кафедра комп'ютерної інженерії та програмування,
тел. (057) 7076198, E-mail: serleomail@gmail.com

Підп. до друку 27.06.2025 р. Формат 70x100/16. Папір офсетний.
Гарнітура Таймс. Умов. друк. арк. 9,8. Облік. вид. арк. 10,0.
Наклад 300 прим.
Ціна договірна

НТУ "ХПІ", 61002, Харків, вул. Кірпічова, 2,

Видавничий центр НТУ "ХПІ"
Свідоцтво ДК № 116 від 10.07.2000 р.

Виготовлено у ТОВ ВПП "Контраст".
Україна, 61166, м. Харків, пр. Науки, 40, оф. 221.
Св-во: ДК №1778 від 05.05.2004.