

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.91>

УДК 621.316.1:004.891:510.644

Моделювання графіку електричних навантажень побутових споживачів з використанням системи нечіткого логічного висновку типу Такагі-Сугено

Михайленко Олексій Юрійович

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2898-6652>; mykhailenko@knu.edu.ua. Scopus Author ID: 57190443215

Криворізький національний університет, вул. Віталія Матусевича, 11. Кривий Ріг, 50027, Україна

АНОТАЦІЯ

У статті розглянуто проблему прогнозування графіків електричних навантажень побутових споживачів, що є критично важливим для ефективного впровадження концепції керування попитом в умовах функціонування ринку електроенергії та високої невизначеності споживання. Запропоновано підхід до моделювання на основі системи нечіткого логічного висновку типу Такагі-Сугено, який базується на обробці часових рядів погодинного споживання електроенергії з використанням методу рою часток для параметричної ідентифікації функцій приналежності. У ході обчислювальних експериментів із застосуванням реальних даних комерційного обліку досліджено вплив розміру часового лагу та кількості функцій приналежності на точність моделі, що оцінюється за середньоквадратичною похибкою та коефіцієнтом детермінації, а також на обчислювальні витрати. Встановлено, що збільшення часового лагу суттєво покращує якість прогнозування, тоді як надмірне зростання кількості функцій приналежності призводить до перенавчання моделі та непродуктивного збільшення часу обчислень. Визначено оптимальну конфігурацію нечіткої моделі з лагом три та чотирма функціями приналежності, яка забезпечує найкращий баланс між точністю прогнозування та обчислювальною ефективністю, що підтверджує доцільність її використання для практичних завдань керування електроенергоспоживанням житлових масивів.

Ключові слова: електроспоживання; побутові споживачі; моделювання; нечіткий логічний висновок; Такагі-Сугено; метод рою часток; ідентифікація; ефективність

Для цитування: Михайленко О. Ю. “Моделювання графіку електричних навантажень побутових споживачів з використанням системи нечіткого логічного висновку типу Такагі-Сугено”. *Інформатика. Культура. Техніка*. 2026; Том 3 № 2 (4): 1175–1180. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.91>

Актуальність. Наявність в Україні ринку електроенергії [1] створює передумови для широкого впровадження концепції керування попитом (Demand Response) [2], [3], для підвищення ефективності споживання електроенергії. При цьому значних позитивних результатів можна досягти в електромережах, котрі здійснюють електропостачання побутових споживачів, час роботи і рівні електроспоживання яких можна змінювати протягом доби, на відміну від промислових енергосистем, де подібна зміна функціонування в часі порушує ритмічність виробництва і призводить до виникнення фінансових втрат.

Одним із ключових аспектів керування попитом є наявність даних про ціни на електроенергію та графік електричних навантажень за певний проміжок часу. І хоча система ринку «на добу наперед» дозволяє отримати розподіл цін на наступні 24 години та використовувати його як апіорну інформацію, характер електроспоживання залишається невідомим, тому для ефективного управління попитом його необхідно якісно прогнозувати. Оскільки ми не знаємо встановленої потужності побутового електрообладнання, точного часу та тривалості його роботи, а також технічного стану побутових електромереж, використовувати традиційні аналітичні моделі енергосистем для вирішення цієї проблеми складно через високий ступінь невизначеності. Водночас аналіз будь-якого графіку електричних навантажень житлових масивів різних рівнів показує, що він має певні закономірності та періодичність, а з огляду на те, що результати вимірювань можна отримати за попередні часові інтервали, доцільно застосовувати підхід, заснований на даних, для створення прогнозних моделей.

Найбільш перевірені та ефективні моделі, методи та алгоритми прогнозування навантаження розглядаються у вичерпних загальних оглядах з цієї теми, як-то [4]. Їх можна розділити на економетричні [5], [6], такі, що базуються на штучному інтелекті, у тому числі багатопараметричних перцептронах [7], [8], глибоких [9] та рекурентних [10] нейронних мережах.

Крім того, частина авторів сходяться на думці, що дуже ефективними є методи, які використовують нечітку логіку [11].

Метою роботи є розробка та дослідження моделі прогнозування графіків електричних навантажень побутових споживачів на основі системи нечіткого логічного висновку типу Такагі-Сугено для застосування в системах керування попитом на електроенергію в умовах невизначеності поведінки електроприймачів.

Для моделювання графіку електричних навантажень побутових споживачів з використанням системи нечіткого логічного висновку Такагі-Сугено були використані результати вимірювань погодинного споживання електроенергії одного з осінніх місяців в одному з житлових масивів міста Кривого Рогу. Ці дані були отримані з автоматизованої системи комерційного обліку електроенергії розподільної підстанції, яка забезпечує електропостачання. З міркувань безпеки додаткова інформація щодо назв об'єктів та їхнього розташування не надаватиметься.

Оригінальний набір даних містить близько 800 вимірів. Це часовий ряд, тому модель прогнозування використовуватиме часовий вектор як вхідні дані. При прогнозуванні часових рядів застосовується підхід, за якого весь набір даних поділяється на кілька послідовностей однакової довжини, кожна з яких зміщена назад відносно попередньої на певну фіксовану кількість вимірів (лаг). Отримані послідовності є вхідними даними для системи Такагі-Сугено. Вихідними даними моделі на етапі навчання є послідовність, зміщена вперед на ту саму фіксовану кількість вимірів. Таким чином, формується система з декількома входами та одним виходом.

Під час обчислювальних експериментів змінювалися величини лагу, а отже, і кількість вхідних даних для системи нечіткого логічного висновку, кількість функцій приналежності для нечітких вхідних множин. Для параметричної ідентифікації функцій приналежності використовувався метод рою часток.

Для оцінювання якості моделювання споживання потужності використовувалися середньоквадратична похибка та коефіцієнт детермінації.

Результати експериментів наведено в Таблиці 1.

Таблиця 1. Результати моделювання графіку електричних навантажень

Лег, вимірів	Число функцій приналежності входу	RMSE, кВт	R ² , %	Час, сек
1	3	80,154	69,346	5,6646
1	4	69,981	76,633	9,8017
1	5	66,36	78,989	15,482
2	3	57,765	84,033	43,749
2	4	54,58	85,745	122,91
2	5	55,412	85,308	274,89
3	3	47,903	88,978	514,86
3	4	44,546	90,469	1827,2
3	5	45,832	89,911	5139,4

Джерело: розроблено автором

Аналіз отриманих результатів побудови нечіткої моделі електроспоживання демонструє чіткі закономірності впливу параметрів лагу та кількості функцій приналежності на точність моделювання та обчислювальні витрати.

Загальна тенденція свідчить про те, що збільшення як лагу, так і кількості функцій приналежності спочатку суттєво покращує метрики якості, проте після досягнення певного порогу спостерігається ефект перенавчання або недоцільне зростання часу обчислень без відповідного виграшу в точності. Найкращі показники якості моделювання досягаються при конфігурації з лагом 3 та 4 функціями приналежності (Рис. 1), де середньоквадратична

помилка RMSE є мінімальною і становить 44,546 кВт, а коефіцієнт детермінації R^2 є максимальним і дорівнює 90,47 %.

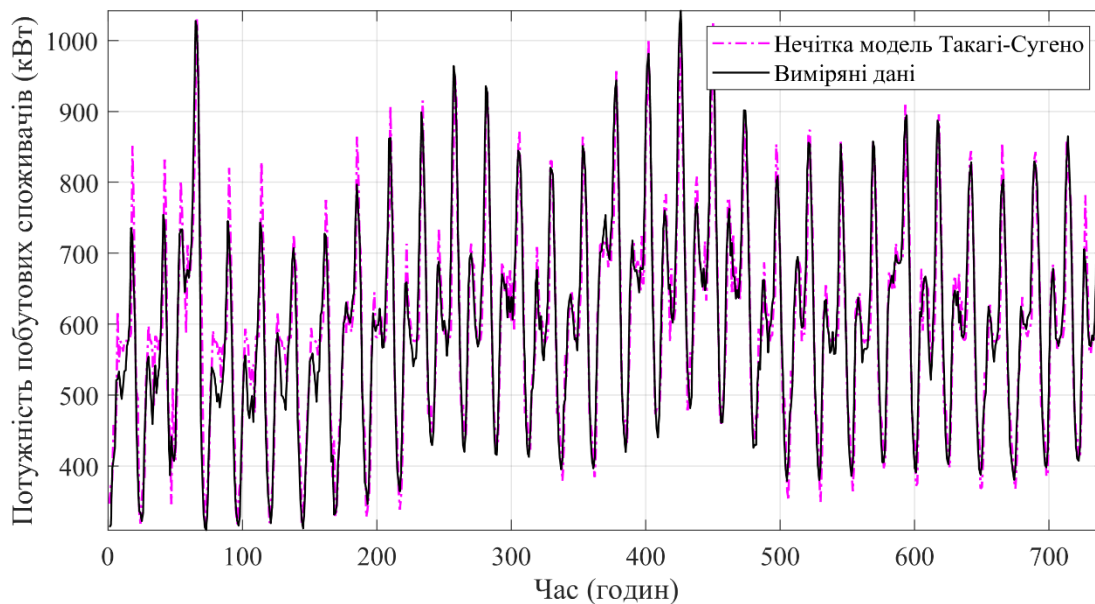


Рис. 1. Моделювання графіку електричних навантажень побутових споживачів системою нечіткого логічного висновку Такагі-Сугено з лагом 3 і 4 функціями приналежності на кожен вхід

Джерело: складено автором

Розглядаючи вплив збільшення кількості функцій приналежності при лагу 1, можна помітити, що перехід від 3 до 4 функцій приналежності знижує RMSE з 80,154 кВт до 69,981 кВт, що відповідає покращенню приблизно на 12,7 %, тоді як R^2 зростає з 69,346 % до 76,633%, що є покращенням на 7,287 %. При цьому час побудови моделі збільшується з 5,6646 до 9,8017 секунди, тобто на 73,1 %. Подальше збільшення кількості функцій приналежності до 5 при лагу 1 дає менш значне покращення якості: RMSE знижується до 66,36 кВт (покращення на 5,2% відносно попереднього кроку), R^2 зростає до 78,989 % (покращення на 2,356 %), а час обчислень збільшується до 15,482 секунди (зростання на 57,9 %).

При лагу 2 збільшення кількості функцій приналежності з 3 до 4 покращує RMSE з 57,765 кВт до 54,58 кВт (покращення на 5,5%) та R^2 з 84,033% до 85,745 % (відносне зростання на 2%), але час побудови моделі стрімко зростає з 43,749 до 122,91 секунди, що становить збільшення в 2,81 рази. Критичним є перехід від 4 до 5 функцій приналежності при лагу 2, оскільки тут вперше фіксується погіршення якості моделі: RMSE збільшується з 54,58 кВт до 55,412 кВт (погіршення на 1,5 %), R^2 знижується з 85,745 % до 85,308 % (відносне погіршення на 0,5 %), а час обчислень більш ніж подвоюється, зростаючи з 122,91 до 274,89 секунди (збільшення у 2,24 рази), що чітко вказує на перенавчання моделі.

Аналогічна, але ще більш виражена ситуація спостерігається при лагу 3. Збільшення кількості функцій приналежності з 3 до 4 забезпечує помітне покращення точності: RMSE знижується з 47,903 кВт до 44,546 кВт (покращення на 7 %), а R^2 зростає з 88,978% до 90,469% (покращення на 1,491 %), що робить цю конфігурацію найкращою за якістю прогнозування. Однак це супроводжується значним зростанням часу обчислень з 514,86 до 1827,2 секунди, тобто у 3,55 рази. Спроба ще більше ускладнити модель шляхом збільшення кількості функцій приналежності до 5 при лагу 3 призводить до погіршення результатів: RMSE погіршується з 44,546 кВт до 45,832 кВт (зростання помилки на 2,9 %), R^2 падає з 90,469 % до 89,911 % (погіршення на 0,558 %), а час побудови моделі збільшується з 1827,2

до 5139,4 секунди, що є зростанням у 2,82 рази порівняно з конфігурацією з 4 функціями приналежності. Це доводить, що 5 і більше функцій приналежності є надмірними для моделювання графіку електричних навантажень побутових споживачів і призводять до неефективного використання обчислювальних ресурсів.

Аналіз впливу збільшення лагу при фіксованій кількості функцій приналежності вказує на доцільність залучення більшого числа послідовних вимірів для моделювання. Так, для моделі з 3 функціями приналежності перехід від лагу 1 до лагу 2 забезпечує зниження RMSE з 80,154 кВт до 57,765 кВт (покращення на 27,9 %) і зростання R^2 з 69,346 % до 84,033 % (збільшення на 14,687 %), при цьому час обчислень збільшується з 5,6646 до 43,749 секунди (зростання у 7,72 рази). Подальший перехід до лагу 3 при 3 функціях приналежності покращує RMSE до 47,903% (покращення на 17,1 % відносно лагу 2) та R^2 до 88,978% (зростання на 4,945 %), але час збільшується до 514.86 секунди (сповільнення у 6,98 разів). Для конфігурації з 4 функціями приналежності зміна лагу з 1 на 2 знижує RMSE з 69,981 кВт до 54,58 кВт (покращення на 22 %) і підвищує R^2 з 76,633 % до 85,745 % (покращення на 9,112 %), тоді як час зростає з 9,8017 до 122,91 секунди (сповільнення у 12,54 рази). Перехід до лагу 3 при 4 функціях приналежності дає найкращий результат, знижуючи RMSE до 44,546 кВт (покращення на 18,4 % порівняно з лагом 2) і підвищуючи R^2 до 90,469 % (зростання на 4,724 %), хоча час обчислень досягає 1827,2 секунди (сповільнення у 14,87 разів).

Нарешті, для моделі з 5 функціями приналежності зміна лагу з 1 на 2 покращує RMSE з 66,36 кВт до 55,412 кВт (покращення на 16,5 %) та R^2 з 78,989 % до 85,308 % (зростання на 6,319 %), а час збільшується з 15,482 до 274,89 секунди (уповільнення в 17,76 разів). Останній крок до лагу 3 при 5 функціях приналежності формально покращує RMSE до 45,832 кВт (покращення на 17,3 % відносно лагу 2) та R^2 до 89,911% (зростання на 4,603%), але час побудови моделі зростає до 5139,4 секунди, що в 18,7 разів більше, ніж при лагу 2.

Таким чином, комплексний аналіз усіх показників якості моделювання вказує на те, що оптимальним балансом між точністю прогнозування та обчислювальною ефективністю є модель з лагом 3 та 4 функціями приналежності, тоді як будь-яке подальше ускладнення структури моделі є неефективним і призводить до погіршення моделювання графіку електричних навантажень та значного зростання часових витрат.

Висновки. У результаті проведеного дослідження розроблено та адаптовано модель прогнозування графіків електричних навантажень побутових споживачів на базі системи нечіткого логічного висновку типу Такагі-Сугено, що дозволяє ефективно вирішувати завдання керування попитом в умовах високої невизначеності споживання електроенергії. Виконаний аналіз впливу архітектурних параметрів моделі, зокрема розміру часового лагу та кількості функцій приналежності, на її точність та обчислювальну складність, засвідчив наявність чітких закономірностей. Встановлено, що залучення більшої кількості попередніх вимірів суттєво підвищує якість прогнозування, проте супроводжується значним зростанням часових витрат на навчання. Водночас надмірне ускладнення нечіткої бази правил шляхом збільшення кількості функцій приналежності понад чотири призводить до ефекту перенавчання, погіршення узагальнювальної здатності моделі та надмірної витрати обчислювальних ресурсів.

Отримані результати підтверджують доцільність застосування запропонованого підходу для створення моделей графіків електричних навантажень житлового масиву, що є необхідною передумовою для успішної імплементації систем керування попитом на електроенергію в умовах функціонування ринку електроенергії.

Конфлікт інтересів: Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій статті

Фінансування: Дослідження проводилося без фінансової підтримки

Доступність даних: Усі дані доступні в цифровій або графічній формі в основному тексті рукопису

Використання засобів штучного інтелекту: Під час підготовки рукопису використовувався інструмент Qwen3.7-plus штучного інтелекту (ШІ) для граматичної та стилістичної перевірки тексту. Усі фрагменти, опрацьовані за його допомогою, були перевірені й відредаговані автором. ШІ не використовувався для генерації тексту, формул і таблиць, формування наукових положень, отримання результатів або формулювання висновків. Наукові положення, результати та висновки є власним інтелектуальним внеском авторів

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. “Law of ukraine ”on the power market”.— Available from: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2019-19>. — [Accessed: 23.06.2026].
2. Wimalaratna, L., Akimov, A. & Ratnasiri, S. “Demand response by residential and industrial customers: A rapid systematic review”. *International Journal of Green Energy*. 2025; 22 (2): 307–19, <https://www.scopus.com/pages/publications/85206354860>. DOI: <https://doi.org/10.1080/15435075.2024.2413891>.
3. Chatuanramtharngaha, B., Deb, S., Singh, K. R., Ustun, T. S. & Kalam, A. “Reviewing demand response for energy management with consideration of renewable energy sources and electric vehicles”. *World Electric Vehicle Journal*. 2024; 15 (9): 412, <https://www.scopus.com/pages/publications/85205252463>. DOI: <https://doi.org/10.3390/wevj15090412>.
4. Hasan, M., Mifta, Z., Papiya, S. J., Roy, P., Dey, P., Salsabil, N. A., et al. “A state-of-the-art comparative review of load forecasting methods: Characteristics, perspectives, and applications”. *Energy Conversion and Management: X*. 2025; 26: 100922, <https://www.scopus.com/pages/publications/85217763363>. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecmx.2025.100922>.
5. Chodakowska, E., Nazarko, J. & Nazarko, Ł. “ARIMA models in electrical load forecasting and their robustness to noise”. *Energies*. 2021; 14(23): 7952, <https://www.scopus.com/pages/publications/85120314447>. DOI: <https://doi.org/10.3390/en14237952>.
6. Nepal, B., Yamaha, M., Yokoe, A. & Yamaji, T. “Electricity load forecasting using clustering and ARIMA model for energy management in buildings”. *Japan architectural review*. 2020; 3 (1): 62–76, <https://www.scopus.com/pages/publications/85200554775>. DOI: <https://doi.org/10.1002/2475-8876.12135>.
7. Mehr, M. M., Farzin, H. & Mashhour, E. “Short-term load forecasting using multilayer neural networks: A residential complex case study”. *Proceedings of 2025 Fifth National and the First International Conference on Applied Research in Electrical Engineering (AREE)*. 2025. p. 1–6, <https://www.scopus.com/pages/publications/86000002657>. DOI: <https://doi.org/10.1109/AREE63378.2025.10880266>.
8. Shabani, A., Dharmo, D., Panxhi, D. & Zavalani, O. “Modelling and simulation of residential load profiles as an approach for data-driven prediction”. *European Journal of Engineering and Technology Research*. 2023; 8 (1): 59–65. DOI: <https://doi.org/10.24018/ejeng.2023.8.1.2970>.
9. Hossen, T., Nair, A. S., Chinnathambi, R. A. & Ranganathan P. “Residential Load Forecasting Using Deep Neural Networks (DNN)”. *Proceedings of 2018 North American Power Symposium (NAPS)*. 2018. p. 1–5, <https://www.scopus.com/pages/publications/85061781809>. DOI: <https://doi.org/10.1109/NAPS.2018.8600549>.
10. Cao, W., Liu, H., Zhang, X. & Zeng, Y. “residential load forecasting based on long short-term memory, considering temporal local attention”. *Sustainability*. 2024; 16 (24): 11252, <https://www.scopus.com/pages/publications/85213248658>. DOI: <https://doi.org/10.3390/su162411252>.
11. Mykhailenko, O. “Residential load forecasting using Type-2 fuzzy inference system for the demand response applications: Case study”. *Proceedings of 2026 IEEE 9th International Conference on Energy Smart Systems (ESS)*. 2026. p. 1–6, <https://www.scopus.com/pages/publications/105042187598>. DOI: <https://doi.org/10.1109/ESS70338.2026.11536700>.

Отримано 02.09.2026

Отримано після перегляду 30.09.2026

Прийнято 05.10.2026

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.91>

UDC 621.316.1:004.891:510.644

Modeling the electrical load profile of residential consumers using a Takagi-Sugeno fuzzy inference system

Oleksii Yu. Mykhailenko

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2898-6652>, mykhailenko@knu.edu.ua. Scopus Author ID: 57190443215

Kryvyi Rih National University, 11, Vitaly Matusevich St. Kryvyi Rih, 50027, Ukraine

ABSTRACT

This paper examines the problem of forecasting electricity load profiles for residential consumers, which is critical for the effective implementation of demand response in the context of a functioning electricity market and high uncertainty in consumption. An approach to modeling is proposed based on a Takagi-Sugeno-type fuzzy inference system, which relies on processing time series of hourly electricity consumption using the particle swarm method for parametric identification of membership functions. During computational experiments using real commercial metering data, the influence of the time lag and the number of membership functions on the model's accuracy, assessed by the root mean square error and the coefficient of determination, as well as on computational costs was investigated. It was found that increasing the time lag significantly improves the quality of forecasting, whereas an excessive increase in the number of membership functions leads to model overfitting and an unproductive increase in computation time. An optimal configuration of a fuzzy model with a time lag of three and four membership functions has been determined, which provides the best balance between forecasting accuracy and computational efficiency, confirming the feasibility of its use for practical tasks of managing electricity consumption in residential areas.

Keywords: Power consumption; residential consumers; modeling; fuzzy logic inference; Takagi-Sugeno; particle swarm optimization; identification; efficiency

ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРА



Михайленко Олексій Юрійович - кандидат технічних наук, доцент кафедри Електричної інженерії, Криворізький національний університет, вул. Віталія Матусевича, 11. Кривий Ріг, 50027, Україна

Галузь досліджень: електроенергетичні системи, розподілена генерація електроенергії, адаптивне керування, керування з прогнозуючими моделями, машинне навчання

Oleksii Yuriyovych Mykhailenko - PhD, Associate Professor, Department of Electrical Engineering, Kryvyi Rih National University, 11, Vitaly Matusevich Str. Kryvyi Rih, 50027, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2898-6652>; mykhailenko@knu.edu.ua. Scopus Author ID: 57190443215

Research field: Power Systems; distributed generation; adaptive control; model predictive control; machine learning