УДК 004.85:519.87

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ ДЛЯ ПРОМИСЛОВИХ ПІДПРИЄМСТВ

Морохович В.С., к.ф.-м.н., доц.[1]; Макар О.В.[2]
[1,2]Ужгородський університет
[1,2]Україна, Ужгород
[1]vasyl.morokhovych@uzhnu.edu.ua; [2]olha.makar@student.uzhnu.edu.ua

Анотація. *Запропоновано архітектуру інтелектуальної системи, яка поєднує модулі даних, прогнозування, оптимізації та вебінтерфейс для проактивного управління енергоресурсами. Експериментально доведено перевагу градієнтного бустингу зі щотижневим перенавчанням, який забезпечив точність прогнозу WAPE 34,6 % на реальних даних металургійного підприємства, що на 25,6 % перевищує показники сезонної наївної моделі. Розроблений підхід дозволяє оптимізувати фінансові витрати підприємства шляхом автоматичного перенесення гнучкого навантаження з пікових тарифних годин.*

Ключові слова: *прогнозування енергоспоживання; градієнтний бустинг; оптимізація навантаження; інтелектуальна система.*

Вступна частина. Енергоспоживання є однією з найвагоміших статей витрат промислових підприємств. Погодинне ціноутворення на ринку електричної енергії, відповідальність за небаланси, плата за потужність і графіки обмеження споживання вимагають переходу від пасивного контролю фактичних показників до проактивного управління енергетичними ресурсами [1]. Поширені системи енергоменеджменту здебільшого зосереджені на моніторингу, візуалізації та звітності, тоді як прогнозування й оптимізація реалізуються як додаткові модулі. Тому актуальним є створення інтелектуальної системи, яка в межах єдиного програмного засобу поєднує прогнозування енергоспоживання на основі машинного навчання з формуванням рекомендацій щодо раціональних режимів використання енергії.

Метою дослідження є розробка архітектури інтелектуальної системи та порівняльний аналіз моделей машинного навчання для тижневого погодинного прогнозування й оптимізації енергоспоживання промислових підприємств.

Основна частина. Система складається з чотирьох модулів (рис. 1). Модуль даних збирає та попередньо обробляє показники обліку електроенергії, календар робочих і святкових днів, виробничий план, погодні дані й тарифи. Модуль прогнозування формує прогноз на горизонт 168 годин; для цього використовуються лише ознаки, відомі на момент прогнозу: календарні змінні, значення навантаження тієї самої години за попередні 1-4 тижні, їхня медіана та ковзні середні. Модель щотижня перенавчається на всіх накопичених даних, що дає змогу враховувати зміну режимів роботи підприємства. Вебінтерфейс забезпечує візуалізацію прогнозів, моніторинг і звітність.



Рисунок 1 – Архітектура інтелектуальної системи

Модуль оптимізації на основі прогнозу і тарифів формує рекомендації щодо перенесення гнучкого навантаження з пікових годин на години з нижчою ціною [2]. Для критерію вартості задача оптимізації має вигляд:

$$C = \sum_{t=1}^{T} c_t \cdot P_t \cdot \Delta t \to min, \quad P_t \le P_{max} \tag{1}$$

де c_t – ціна електроенергії в інтервалі t; P_t – прогнозне навантаження підприємства; Δt – тривалість інтервалу; P_{max} – допустима (договірна) потужність.

Для вибору моделі прогнозування порівнювалися сезонна наївна модель (значення тиждень тому), медіана тієї самої години за чотири попередні тижні, Ridge-регресія, випадковий ліс, градієнтний бустинг дерев рішень [3] і багатошаровий перцептрон. На першому етапі дослідження, виконаному на синтетичних погодинних даних машинобудівного підприємства з відомим виробничим планом, градієнтний бустинг забезпечив прогноз на добу вперед із середньою абсолютною відсотковою похибкою 5,92 % і коефіцієнтом детермінації 0,994, а найважливішою ознакою виявився обсяг виробництва.

На другому етапі модель апробовано на реальному відкритому наборі даних Steel Industry Energy Consumption [4, 5], що містить 35040 п’ятнадцятихвилинних вимірів енергоспоживання металургійного підприємства (Республіка Корея) за 2018 рік. Дані агреговано до 8760 погодинних значень; навчальний період – січень-вересень, тестовий – жовтень-грудень 2018 року. Оскільки в неробочі години споживання близьке до нуля, замість відсоткової похибки MAPE використано зважену абсолютну відсоткову похибку:

$$WAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} |y_t - \hat{y}_t|}{\sum_{t=1}^{n} y_t} \cdot 100\% \tag{2}$$

де y_t – фактичне споживання в годину t; $\hat{y}_t$ – прогнозне значення; n – кількість годин тестового періоду.

Додатково обчислювалися середня абсолютна похибка MAE та коефіцієнт детермінації R^2. Результати прогнозу на тиждень вперед наведено в табл. 1.

Таблиця 1

Точність прогнозу на тиждень вперед (тест: жовтень-грудень 2018 р.)

Модель	WAPE, %	MAE, кВт·год	R^2
Градієнтний бустинг	34,6	36,1	0,68
Медіана 4 тижнів	35,9	37,4	0,66
Випадковий ліс	39,4	41,1	0,69
Ridge-регресія	43,8	45,6	0,67
Сезонна наївна модель	46,5	48,5	0,45
Багатошаровий перцептрон	48,1	50,2	0,60

Градієнтний бустинг забезпечив найменшу похибку: WAPE 34,6 %, що на 25,6 % менше, ніж у сезонної наївної моделі (46,5 %), а коефіцієнт детермінації зріс з 0,45 до 0,68. Збільшення горизонту з однієї доби (WAPE 32,8 %) до одного тижня погіршило точність лише на 1,8 відсоткового пункту, що підтверджує придатність підходу для тижневого планування енергоспоживання. Приклад прогнозу для типового тижня тестового періоду зображено на рис. 2.

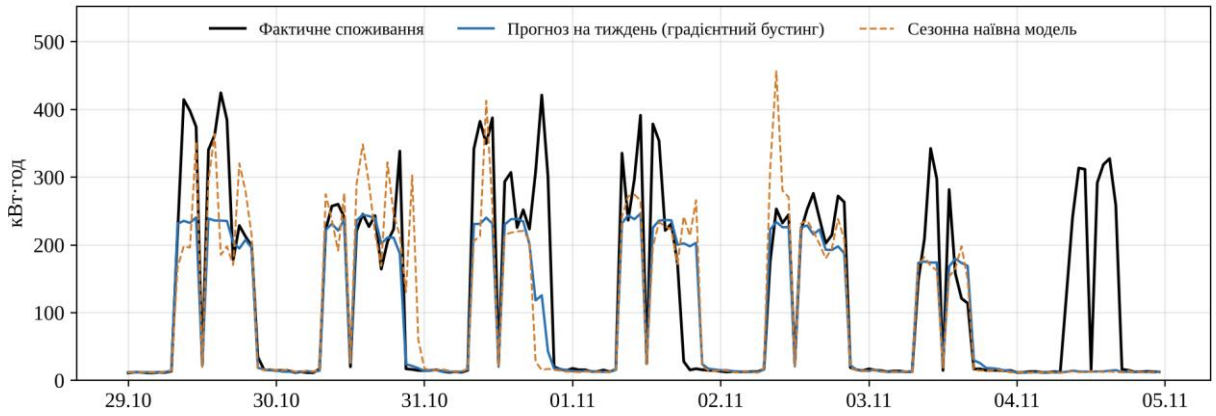


Рисунок 2 – Фактичне та прогнозоване погодинне енергоспоживання (29.10-04.11.2018)

Водночас точність на реальних даних помітно нижча, ніж на синтетичних, а проста медіана за чотири тижні поступається найкращій моделі лише на 1,3 відсоткового пункту. Причина полягає в тому, що відкритий набір даних не містить виробничого плану, який на синтетичних даних був найвагомішим фактором, тому модель не може заздалегідь передбачити позапланові зміни режимів роботи обладнання, як-от роботу 04.11.2018. Отже, ключовою умовою підвищення точності тижневого прогнозу є інтеграція системи з даними планування виробництва (MES, ERP) і прогнозом погоди.

Висновки. У результаті проведеного дослідження запропоновано архітектуру інтелектуальної системи, що поєднує модулі даних, прогнозування, оптимізації та вебінтерфейс, і показано, що градієнтний бустинг зі щотижневим перенавчанням забезпечує найкращу точність прогнозу енергоспоживання промислового підприємства на тиждень вперед серед досліджених моделей. Подальші дослідження передбачають врахування виробничого плану та погодних даних, побудову ймовірнісних прогнозів і реалізацію модуля оптимізації на основі змішано-цілочисельного програмування.

Використання інструментів ШІ. Автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту при створенні представленої роботи.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] Hong, T., & Fan, S. (2016). Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review. *International Journal of Forecasting*, 32(3), 914–938. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.11.011.

[2] Palensky, P., & Dietrich, D. (2011). Demand side management: Demand response, intelligent energy systems, and smart loads. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 7(3), 381–388. https://doi.org/10.1109/TII.2011.2158841.

[3] Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *The Annals of Statistics*, 29(5), 1189–1232. https://doi.org/10.1214/aos/1013203451.

[4] V E, S., Shin, C., & Cho, Y. (2021). Efficient energy consumption prediction model for a data analytic-enabled industry building in a smart city. *Building Research & Information*, 49(1), 127–143. https://doi.org/10.1080/09613218.2020.1809983.

[5] Sathishkumar, V. E., Shin, C., & Cho, Y. (2023). *Steel Industry Energy Consumption* [Data set]. UCI Machine Learning Repository. https://archive.ics.uci.edu/dataset/851/steel+industry+energy+consumption.

Morokhovych V.S, Makar O.V.

Intelligent energy consumption forecasting and optimization system for industrial enterprises

Abstract. *An architecture of an intelligent system integrating data, forecasting, and optimization modules with a web interface is proposed for proactive energy resource management. The superiority of gradient boosting with weekly retraining was experimentally demonstrated, achieving a forecast accuracy of 34.6% WAPE on real-world data from a metallurgical plant, outperforming the seasonal naive model by 25.6%. The proposed approach enables the optimization of enterprise financial costs through the automated shifting of flexible loads away from peak tariff hours.*

Keywords: *energy consumption forecasting; gradient boosting; load optimization; intelligent system.*