УДК 004.03

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ГІБРИДНІ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕНЕРГІЇ ДЛЯ «РОЗУМНИХ» МІСТ

Коваленко М.А; Вичужанін В.В. д.т.н., проф.
Національний університет «Одеська політехніка»
Україна, Одеса
kovalenkokola69@gmail.com; v.v.vychuzhanin@op.edu.ua

Анотація. *У роботі розв'язано комплексну задачу розробки та дослідження гібридної системи прогнозування міського енергоспоживання. Проведено систематичний порівняльний аналіз понад 12 моделей, що включають класичні статистичні методи (SARIMA), моделі машинного навчання (RandomForest, XGBoost) та ансамблеві підходи. На основі дослідження розроблено програмний продукт у вигляді REST API (FastAPI) та інтерактивної веб-платформи (React) для динамічного аналізу прогнозів, інтерпретації моделей (SHAP) та симуляції сценаріїв.*
Ключові слова: *прогнозування енергоспоживання; часові ряди; машинне навчання; XGBoost; гібридні моделі.*

Вступна частина. Точність прогнозування споживання електроенергії є критично важливим аспектом для безперебійної роботи енергоефективних сучасних міських інфраструктур («розмуних» міст). Це надзвичайно важливо під час пікових навантажень або в моменти кризових періодів, а саме – блекаути. Тому розробка надійної системи прогнозування вирішує цю проблему та оптимізує розподіл ресурсів та дозволяє приймати обґрунтовані управлінські рішення

Метою дослідження є розробка та практична реалізація комплексної програмної системи для прогнозування енергоспоживання, а також проведення глибокого порівняльного аналізу ефективності класичних, сучасних ML та ансамблевих моделей для вирішення цієї задачі.

Основна частина. Дослідження базувалося на повному циклі Data Science. На першому етапі було використано відкритий набір даних (UCI Individual Household Electric Power Consumption), який пройшов етапи очищення, обробки аномалій та ресемплінгу з хвилинного до годинного та денного інтервалів. Було сформовано розширений набір ознак (Feature Engineering), що включає часові, лагові (t-24, t-168), ковзні (rolling window) та декомпозиційні характеристики.

Під час виконання роботи було експериментальне порівняння понад 12 моделей, що охоплюють чотири класи:

1) Класичні статистичні (ARIMA, SARIMA, Prophet) [2; 3];
2) Машинне навчання (RandomForest, XGBoost, LightGBM);
3) Глибоке навчання (LSTM, GRU, Transformer);
4) Гібриди та ансамблі (Voting, Stacking).

Оцінка якості моделей проводилась динамічно з використанням крос-валідації для часових рядів (TimeSeriesSplit). Аналіз результатів проводився за трьома критеріями: точність, практичність та інтерпретованість. Дослідження точності показало, що моделі машинного навчання значно перевершують класичні підходи. Оптимізована модель XGBoost_Tuned (MAE 166.5) виявилася на 65% точнішою за базову SARIMA (MAE 275.6) [1; 2].

На рис.1 показано таблиця порівнянь, на якому можна побачити затримку кожну з моделей в мілісекундах.

12 rows 12 rows × 1 cols

	Latency (ms)
XGBoost_Tuned	0.650039
ARIMA	0.975800
LightGBM	1.047990
SARIMA	1.574268
XGBoost	1.867878
Stacking	3.477340
Voting	3.622100
RandomForest	15.442200
Prophet	17.804852
GRU	30.404129
LSTM	32.227552
Transformer	35.484061

Рисунок 1 – Порівняння затримки моделей

Аналіз практичності (рис. 1) підтвердив перевагу XGBoost_Tuned, яка показала найнижчу затримку прогнозування (0.65 мс) порівняно з RandomForest (15.4 мс) та LSTM (32.2 мс). Тест на масштабованість довів здатність моделі обробляти пакетні прогнози (до 330 точок) менш ніж за 1 мілісекунду, що є критичним для API.

На рис.2 показано візуалізацію SHAP, яка показує, як фактори впливають на прогноз.

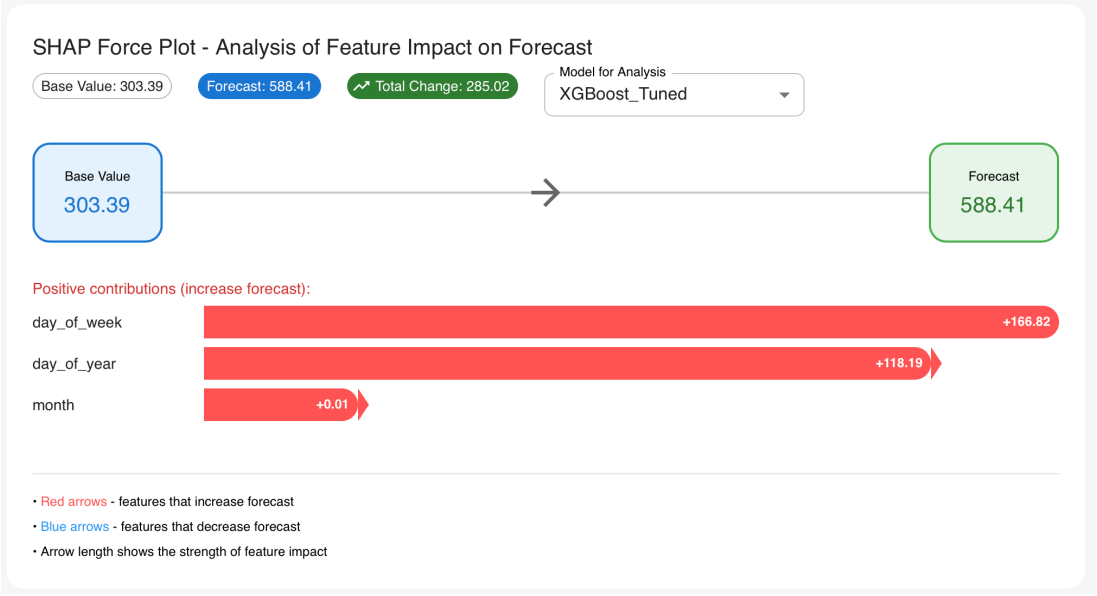

Рисунок 2 – Візуалізація SHAP Force Plot

Для інтерпретації «чорної скриньки» XGBoost було використано метод SHAP. Аналіз показав, що ключовими факторами для прогнозу є day_of_week (тижневий цикл) та day_of_year (річний цикл) (рис. 2).

Висновки. Розроблена гібридна система демонструє високу ефективність у задачі прогнозування енергоспоживання. Дослідження довело, що ансамблеві моделі машинного навчання (зокрема, XGBoost) у поєднанні з ретельним Feature Engineering забезпечують найкращий баланс між точністю прогнозу та практичною продуктивністю (низька затримка та споживання ресурсів). Створена інтерактивна платформа підтверджує практичну цінність дослідження, надаючи інструменти для глибокого аналізу та симуляції сценаріїв [1].

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] Chen, T., & Guestrin, C. (2016). *XGBoost: A scalable tree boosting system.* In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785–794). ACM. https://doi.org/10.1145/2939672.2939785

[2] Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and practice* (2nd ed.). OTexts. https://otexts.com/fpp2/

[3] Taylor, S. J., & Letham, B. (2017). *Forecasting at scale. The American Statistician, 72*(1), 37–45. https://doi.org/10.1080/00031305.2017.1380080

Kovalenko M.A., Vichuzhanin V.V.

Intellectual hybrid systems for energy consumption forecasting in «smart» cities

Abstract. *This work is dedicated to the development and research of a hybrid system for urban energy consumption forecasting. A systematic comparative analysis of over 12 models was conducted, including classical (SARIMA), machine learning (XGBoost), and ensemble methods. Based on this research, a software product was developed in the form of a REST API (FastAPI) and an interactive web platform (React) for dynamic forecast analysis, model interpretation (SHAP), and scenario simulation.*

Keywords: *energy consumption forecasting; time series; machine learning; XGBoost; hybrid models.*