

А.Ю. Дорошенко, Д.В. Жора, В.О. Гайдукевич, Я.О. Гайдукевич, О.А. Яценко

ПРОГНОЗ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ НА 24 ГОДИНИ НАПЕРЕД У МАСШТАБАХ КРАЇНИ

Упродовж тривалого періоду Україна функціонувала на єдиному ринку електроенергії, що складався з двосторонніх угод, проте цей підхід не виявився достатньо гнучким для вирівнювання інтересів споживачів та постачальників електроенергії. Такі угоди могли тривати впродовж тижнів, місяців або навіть років. Декілька років тому Україна перейшла на європейську модель, яка включає чотири ринки: двосторонній, на добу наперед, внутрішньоденний та балансуєчий. Навіть за умови того, що європейські моделі ринку електроенергії мають свої відмінності, цей крок був важливим для лібералізації торгівлі електроенергією між країнами. У роботі використовуються стандартні методи регресії для прогнозування споживання електроенергії в країні. Усі розглянуті алгоритми машинного навчання доступні як частина бібліотеки scikit-learn. Продемонстровано, що правильний вибір моделі прогнозування є багатоетапним процесом, що може включати вибір даних, попередню обробку даних, їх розширення, вибір алгоритму машинного навчання, оптимізацію гіперпараметрів тощо. Окрім тонкого налаштування гіперпараметрів регресії, для підвищення точності прогнозування використовується декілька методів підготовки даних. Щоб виміряти вплив вхідних параметрів, застосована регресійна модель найближчих сусідів. Цей алгоритм машинного навчання забезпечує досить конкурентоспроможні результати та має невелику кількість гіперпараметрів для оптимізації. Виконане порівняння алгоритмів регресії з класичними інструментами, такими як багатошаровий перцептрон, метод опорних векторів і лінійна регресія. Для багатошарового перцептрона було використано два різних підходи до навчання: квазі-ньютонівський оптимізатор і стохастичний градієнтний спуск. У роботі показано, що прогнозування на 24 години вперед можливе з хорошою точністю і має практичне значення. Хоча всі обчислення для цієї роботи здійснювались на звичайному 8-ядерному процесорі, створення конвеєра MLOps може вимагати набагато потужніших обчислювальних ресурсів.

Ключові слова: машинне навчання, регресія, прогнозування, ринки електроенергії.

A. Yu. Doroshenko, D. V. Zhora, V. O. Haidukevych, Y. O. Haidukevych, O. A. Yatsenko

FORECASTING ELECTRICAL ENERGY CONSUMPTION FOR 24 HOURS AHEAD AT COUNTRY SCALE

For a long period, Ukraine had only one market for electrical energy. That was the market of bilateral agreements that wasn't flexible enough to balance the interests of consumers and suppliers of electricity. Such agreements could span weeks, months, or even years. Several years ago, Ukraine adopted the European model that assumes the following four markets: bilateral, day-ahead, intraday, and balancing. Despite the electricity market models in Europe having some differences, this was also a significant step forward in liberalizing electricity trading between countries. This work applies standard regression techniques to forecast the country-wide consumption of electrical energy. All considered machine learning algorithms are available as a part of the scikit-learn library. This article demonstrates that proper forecasting model selection is a multi-stage process that may involve data selection, data preprocessing, data augmentation, selection of machine learning algorithm, optimization of hyperparameters, etc. Besides the fine-tuning of regression hyperparameters, several data preparation techniques are employed to improve the forecasting accuracy. To measure the influence of input parameters we used the nearest neighbors regression model. This machine learning algorithm provides quite competitive results and has a small number of hyperparameters to optimize. The comparison of regression algorithms with classic instruments like multi-layer perceptron, support vector machine, and linear regression was done. Two different training approaches were used for multi-layer perceptron: quasi-Newton optimizer and stochastic gradient descent. It is demonstrated that forecasting for 24 hours ahead is possible with good accuracy and has practical significance. While all computations for this work were done on a regular 8-core machine, the creation of the MLOps pipeline may require much more powerful computation resources.

Key words: machine learning, regression, forecasting, electricity markets.

Вступ

Тривалий час Україна мала єдиний ринок електроенергії. Це був ринок двосторонніх угод, який не був достатньо гнучким для збалансованих інтересів споживачів і постачальників електроенергії. Такі угоди можуть тривати тижні, місяці чи навіть роки. 1 липня 2019 року Україна прийняла європейську модель [1], яка передбачає наявність чотирьох ринків: двостороннього, на добу наперед, внутрішньоденного та балансуєчого. Незважаючи на те, що моделі ринку електроенергії в Європі мають певні відмінності [2], це також був значний крок вперед для лібералізації торгівлі електроенергією між країнами.

Двосторонній ринок також можна назвати ф'ючерсним або форвардним ринком. В Україні, як показано на Рис. 1, загальна сума угод фіксується щогодини.

	A	B	C	D	E	F
1	TradeDate	TradeHour	Bilateral	DayAhead	Intraday	Balancing
2	2020-07-01	0	11746.78	2494	1018.2	-2101
3	2020-07-01	1	11654.98	2697.1	660.3	-2249.5
4	2020-07-01	2	11606.28	2606.8	624	-2398.8
5	2020-07-01	3	11637.28	2507.7	614.7	-2681.5
6	2020-07-01	4	11614.58	2487.2	607.7	-2666.2
7	2020-07-01	5	11645.48	2629.3	605	-2832
8	2020-07-01	6	11696.58	2937	610.6	-2455.8
9	2020-07-01	7	12160.58	3110.5	690.3	-2275.5

Рис. 1. Погодинна інформація про обсяги ринку електроенергії у мегават-годинах (МВт·год)

Водночас на деяких європейських ринках допускаються 15-хвилинні контракти. Якщо ми розглядаємо чотири ринки електроенергії в тому порядку, як вони зазначені вище (від двостороннього до балансуєчого), то властивості цих ринків можна сформулювати наступним чином:

- обсяг ринку зменшується;
- дорожчає електроенергія;
- збільшується волатильність.

Закони фізики застосовуються до електричних кіл незалежно від масштабу.

Існують деякі втрати електроенергії, пов'язані з опором, але зазвичай вони незначні. Якщо виміряти кількість проданої та переданої електроенергії на підстанціях, можна зробити висновок, що кількість виробленої електроенергії точно дорівнює кількості спожитої електроенергії. Тобто для досягнення цілей цієї статті ми можемо взаємозамінно використовувати такі терміни: виробництво енергії, споживання енергії та обсяг ринку. Коли країна розглядається як відкрита система, застосовується таке рівняння:

$$\text{виробництво} + \text{імпорт} = \text{споживання} + \text{експорт}. \quad (1)$$

Набір даних, використаний у цьому дослідженні, представляє часовий діапазон з 1 липня 2020 року по 31 грудня 2021 року. З історичних причин часовий діапазон з 1 липня 2019 року по 30 червня 2020 року не містив двосторонніх ринкових даних [3]. Дані про обсяги ринку надані Інститутом енергетичного моделювання України. Графік, наведений на Рис. 2, показує динаміку всіх чотирьох компонентів ринку в часі.

Збільшення обсягу даних

Часто буває так, що на змодельований процес впливають інші зовнішні фактори, що не представлені у вхідних параметрах із початкового набору даних. Зрозуміло, що зовнішня температура впливає на споживання електроенергії, оскільки взимку потрібно більше енергії для опалення, а влітку для кондиціонування повітря. До набору даних, що представляють температуру для України та її столиці, додано два стовпці з погодинними даними. Місцезнаходження країни було обрано як її лінійний географічний центр із десятковими GPS-координатами 48.379433N 31.165580E.

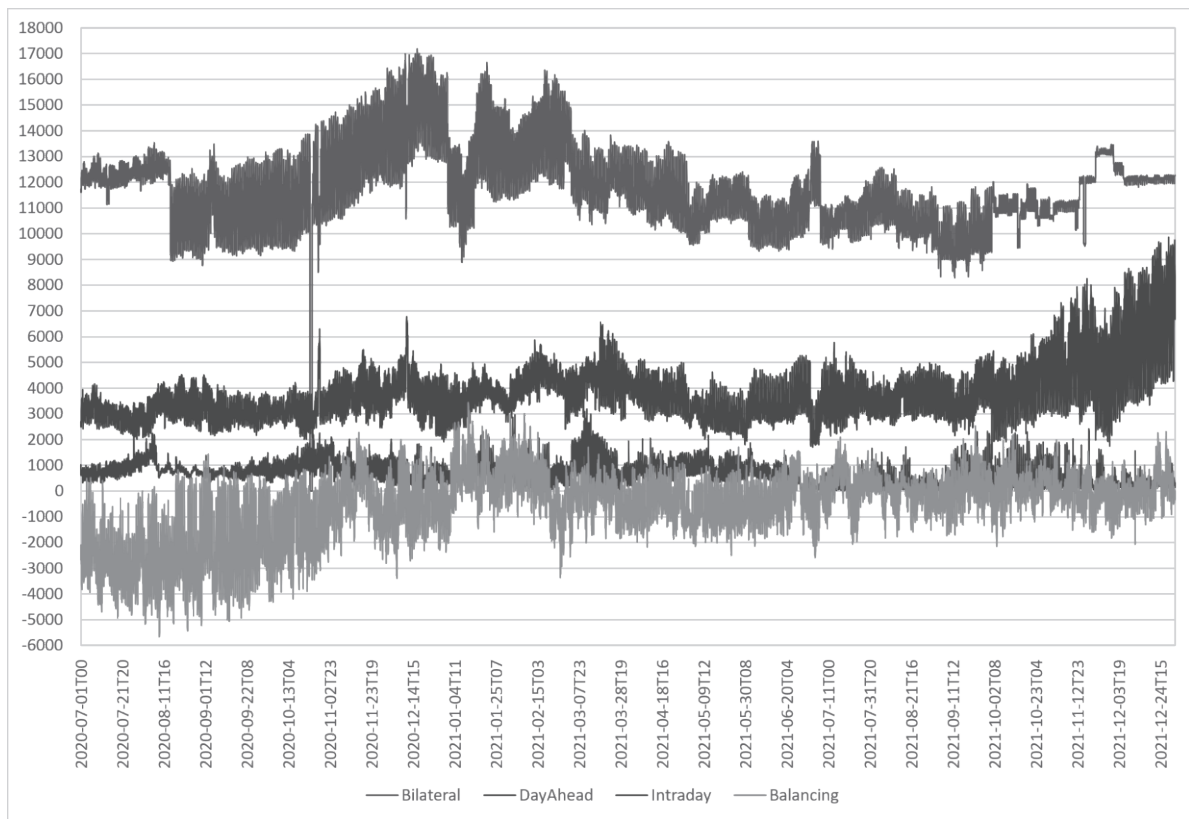


Рис. 2. Залежність обсягу ринку в мегават-годинах (МВт·год) від часу

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
1	TradeDate	TradeHour	Bilateral	DayAhead	Intraday	Balancing	TempUkr	TempKiev	SinDay	CosDay	SinWeek	CosWeek	SinMonth	CosMonth	SinYear	CosYear
2	2020-07-01	0	11746.78	2494	1018.2	-2101	18.38	17.99	0	1	0.9749	-0.2225	0	1	0.0172	-0.9999
3	2020-07-01	1	11654.98	2697.1	660.3	-2249.5	16.72	16.33	0.2588	0.9659	0.9659	-0.2588	0.0084	1	0.0165	-0.9999
4	2020-07-01	2	11606.28	2606.8	624	-2398.8	16.89	16.37	0.5	0.866	0.9556	-0.2948	0.0169	0.9999	0.0157	-0.9999
5	2020-07-01	3	11637.28	2507.7	614.7	-2681.5	16.99	16.52	0.7071	0.7071	0.9439	-0.3303	0.0253	0.9997	0.015	-0.9999
6	2020-07-01	4	11614.58	2487.2	607.7	-2666.2	16.94	16.49	0.866	0.5	0.9309	-0.3653	0.0338	0.9994	0.0143	-0.9999
7	2020-07-01	5	11645.48	2629.3	605	-2832	16.06	16.11	0.9659	0.2588	0.9166	-0.3999	0.0422	0.9991	0.0136	-0.9999
8	2020-07-01	6	11696.58	2937	610.6	-2455.8	16.06	16.3	1	0	0.901	-0.4339	0.0506	0.9987	0.0129	-0.9999
9	2020-07-01	7	12160.58	3110.5	690.3	-2275.5	16.12	16.26	0.9659	-0.2588	0.8841	-0.4673	0.0591	0.9983	0.0122	-0.9999

Рис. 3. Розширений набір даних про обсяг ринку з температурними та періодичними даними

Ще одним важливим фактором є періодичність споживання електроенергії. Наприклад, вночі людям потрібно менше електроенергії, ніж вдень. Так само у вихідні споживання електроенергії є меншим, ніж у будні. У даній статті розглядаються чотири типи циклу: щоденний, тижневий, місячний і річний. В одному з наступних розділів буде проаналізовано, чи є корисними ці доповнення.

Проблема полягає в тому, як передати представлення часу в алгоритм машинного навчання таким чином, щоб аналогічні моменти часу інтерпретувалися алгоритмом як близькі. Наприклад, годинні значення 23 і 0 близькі за часовою шкалою, але віддалені в реальному представленні. Одним із можливих рішень цієї про-

блеми є обчислення синуса та косинуса фази циклу [4]. Цей підхід демонструє, як кожен годину в добовому циклі можна представити без пропусків. Зокрема, близькі значення на шкалі часу представлені близькими значеннями функцій синуса та косинуса.

Доповнений набір даних показано нижче на Рис. 3. Перші два стовпці можна інтерпретувати як складений первинний ключ. На додаток до початкових 4 стовпців атрибутів з даними про обсяг ринку, тепер є ще 10 стовпців. Дані температури були завантажені із сайту <https://openweathermap.org>, періодичні стовпці розраховані за допомогою алгоритму, написаного мовою Python.

Перевірка тимчасових даних

Використання додаткових вхідних параметрів зазвичай забезпечує кращі результати регресії. За необхідності прогнозування обсягів ринку на 24 години наперед, має сенс враховувати доступні дані за останні 24 години (як мінімум). Алгоритми машинного навчання та функції бібліотеки очікують, що вхідні та вихідні параметри представлені одним записом. Таким чином, на етапі підготовки даних дані, відображені на Рис. 3, були повторно дискретизовані в наступні стовпці; тут суфікс M1 означає, що параметр отримано годину тому, а суфікс P1 означає параметр, отриманий годину пізніше тощо.

Первинний ключ: TradeDate, TradeHour

Вхідні стовпці: SinDay, CosDay, SinWeek, CosWeek, SinMonth, CosMonth, SinYear, CosYear, Bilateral, DayAhead, Intraday, Balancing, TempUkr, TempKiev, BilateralM1, DayAheadM1, IntradayM1, BalancingM1, TempUkrM1, TempKievM1, BilateralM2, DayAheadM2, IntradayM2, BalancingM2, TempUkrM2, TempKievM2, ..., BilateralM23, DayAheadM23, IntradayM23, BalancingM23, TempUkrM23, TempKievM23

Вихідні стовпці: BilateralP1, DayAheadP1, IntradayP1, BalancingP1, BilateralP2, DayAheadP2, IntradayP2, BalancingP2, ..., BilateralP24, DayAheadP24, IntradayP24, BalancingP24

Отриманий набір даних містив 13'129 записів, оскільки перші 24 записи та останні 24 записи після повторної вибірки не були повністю кваліфікованими. Набір даних було розділено на навчальну та тестову частини за допомогою стандартної бібліотечної функції train_test_split із простору імен sklearn.model_selection [5]. Отримані набори даних були збережені у файлах, тому різні алгоритми регресії, згадані далі в статті, були оцінені на тих самих даних.

Метрики оцінки моделі

Щоб виміряти вплив вхідних параметрів, була використана регресійна модель найближчих сусідів, представлена класом KNeighborsRegressor із простору імен sklearn.neighbors. Цей алгоритм машинного навчання забезпечує досить конкурентоспроможні результати та має невелику кількість гіперпараметрів для оптимізації.

Складність алгоритму прихована за методами підгонки та прогнозування. Інші алгоритми регресії та класифікації також повторно використовують ці методи, тому заміна одного алгоритму на інший відносно проста.

Метрики, наведені в Табл. 1, використовувалися для вимірювання розбіжності між тестовим набором і прогнозованими даними. Тут y_i — вихідне значення i -го запису в тестовому наборі даних, f_i — прогнозоване значення для i -го запису, \bar{y} — середнє вихідне значення для

Таблиця 1

Назва та визначення стандартних метрик для задачі регресії

Назва метрики	Формула метрики	Номер формули
Показник R2 (або коефіцієнт детермінації)	$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - f_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}$	(2)
Середня абсолютна похибка у відсотках	$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left \frac{y_i - f_i}{y_i} \right $	(3)
Середня абсолютна похибка	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - f_i $	(4)

тестового набору даних. Ці формули розглядаються в контексті одного вибраного вихідного стовпця, що представляє обсяг ринку.

Ручний вибір ознак

Тепер потрібно оцінити вплив додаткових параметрів і тривалості історії на точність прогнозу. У Табл. 2 показано підвищення точності після додавання температури та періодичних параметрів. Виявляється, усі додаткові параметри корисні, але загальний ефект досить незначний. Параметри початкової моделі є такими: **вхідні стовпці:** Bilateral, DayAhead, Intraday, Balancing; **вихідні стовпці:** BilateralP24, DayAheadP24, IntradayP24, BalancingP24.

Отриманий проміжний набір вхідних параметрів наведено нижче.

Вхідні стовпці: Bilateral, DayAhead, Intraday, Balancing, TempUkr, TempKiev, SinDay, CosDay, SinWeek, CosWeek, SinMonth, CosMonth, SinYear, CosYear

На Рис. 4 показано покращення результатів прогнозування, коли до вхідного набору даних додається більше історичних даних. Очевидно, повна історія за останні 24 години дає кращі результати. Тепер повний набір вхідних параметрів містить 106 записів, перелічених нижче.

Вхідні стовпці: Bilateral, DayAhead, Intraday, Balancing, BilateralM1, DayAheadM1, IntradayM1, BalancingM1, ..., BilateralM23, DayAheadM23, IntradayM23, BalancingM23, TempUkr, TempKiev, SinDay, CosDay, SinWeek, CosWeek, SinMonth, CosMonth, SinYear, CosYear

Автоматичний вибір ознак

Висока розмірність вхідного простору зазвичай вважається проблемою, особливо з шумними даними. З іншого боку, не всі вхідні параметри, досліджені до цього часу, однаково впливають на якість результатів. Отже, було б корисно спробувати видалити параметри, які надають менш корисну інформацію, ніж інші. Виявляється-

Таблиця 2

Показник R2, отриманий для різних наборів вхідних параметрів

	Bilateral	DayAhead	Intraday	Balancing
Початкова модель	0.93291021	0.90164708	0.72947093	0.77183561
Дані температури	0.93439629	0.90410349	0.73455079	0.77676317
Добовий цикл	0.93455756	0.90418401	0.73498679	0.77679022
Тижневий цикл	0.93465155	0.90445549	0.73560531	0.77761618
Місячний цикл	0.93471811	0.90462339	0.73591691	0.77787893
Річний цикл	0.93479404	0.90470696	0.73575183	0.77860211

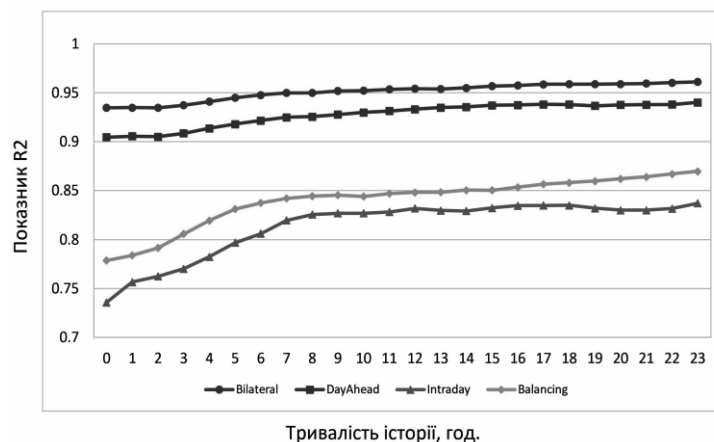


Рис. 4. Залежність показника R2 від тривалості історії в годинах

ся, це не складно з класом `SelectFromModel` із простору імен `sklearn.feature_selection` [6].

Цей метатрансформатор має бути забезпечений об'єктом оцінки, який, у свою чергу, може обчислити масив важливості ознак. Одним із таких класів є `RandomForestRegressor`, який отримує важливість ознак як функцію інформаційної ентропії. Конструктор для класу `SelectFromModel` також приймає пороговий параметр, який дозволяє варіювати кількість вибраних ознак. Оптимальні результати були отримані з 60 ознаками, взятими з 106 (див. Табл. 3).

Розподіл помилок прогнозування

24-годинну помилку передбачення для всіх чотирьох ринків можна виміряти на тестовому наборі, який становить 20 %

Порівняння алгоритмів регресії

Наразі всі результати були отримані з регресором k -найближчих сусідів, і має сенс дослідити продуктивність інших алгоритмів на тій же конфігурації стовпця. Вихідні параметри були обрані для 24-годинного прогнозування. Наведені нижче результати включають порівняння з класичними інструментами, такими як багатошаровий перцептрон [7], метод опорних векторів [8] і лінійна регресія [9].

Варто зазначити, що деякі алгоритми не підтримують нативну конфігурацію з кількома виходами, тому було необхідно використовувати клас `MultiOutputRegressor`, щоб подолати цю проблему та охопити чотири ринки електроенергії однією моделлю машинного навчання.

У Табл. 4 представлено показник R^2 для різних алгоритмів машинного навчання. Виявляється, що для даної конк-

Таблиця 4

Порівняння значень показника R^2 для алгоритмів регресії на тестовому наборі даних

Алгоритм регресії	Bilateral	DayAhead	Intraday	Balancing
Histogram Gradient Boosting	0.98734425	0.97273813	0.87836457	0.91963280
Ada Boost Regressor	0.98008607	0.96134363	0.85172910	0.90325404
Gradient Boosting Regressor	0.97878979	0.96317970	0.84666374	0.90112536
Extra Trees Regressor	0.97461940	0.95963273	0.86484512	0.89815645
Nearest Neighbors Regressor	0.96751227	0.94895676	0.86066507	0.87555149
Random Forest Regressor	0.96680397	0.94718425	0.83167183	0.87304825
Support Vector Machine	0.93841639	0.90790177	0.78281964	0.78573216
Multi-Layer Perceptron (QNO)	0.93589612	0.90409299	0.75444413	0.79110787
Multi-Layer Perceptron (SGD)	0.93414003	0.90877942	0.77358025	0.81562885
Elastic Net Regressor	0.92924816	0.90300302	0.75547081	0.77908284
Linear Regression	0.92921485	0.90297901	0.75552627	0.77906737
Bayes Ridge Regressor	0.92502565	0.89258447	0.74195841	0.77884534

вихідного набору даних. Для зручності представлення та аналізу тестовий набір був відсортований за реальним обсягом ринку. Прогнозовані значення відображені на Рис. 5 точками.

ретної задачі ансамблеві методи є набагато кращими, ніж інші, і алгоритм-переможець Histogram Gradient Boosting є одним із них.

Крім того, він є одним із найшвидших і може бездоганно обробляти набори даних із відсутніми значеннями. У поточному наборі даних етап навчання займає близько 20 секунд.

Покращення показника R2, отримані за допомогою вибору вхідної ознаки

	Bilateral	DayAhead	Intraday	Balancing
Повний набір: 106 ознак	0.96129509	0.94019898	0.83718184	0.86971889
60 вибраних ознак	0.96322701	0.94024491	0.85536199	0.87121345

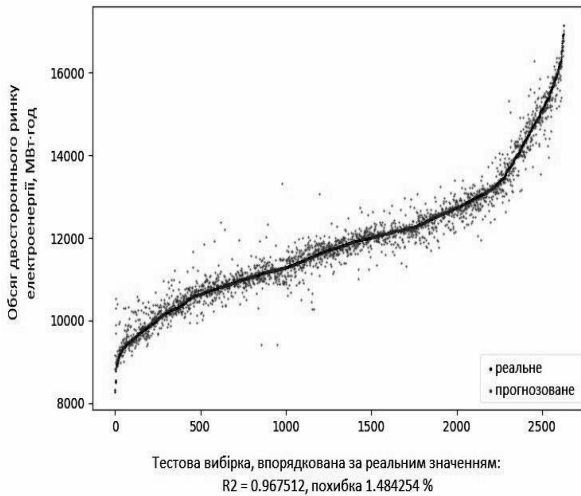


Рис. 5. Похибка прогнозу на 24 години вперед із застосуванням методу

k-найближчих сусідів, обсяг двостороннього ринку (МВт·год)

Висновки

У статті продемонстровано, що правильний вибір моделі прогнозування є багатоетапним процесом, який може включати вибір даних, попередню обробку даних, розширення даних, вибір алгоритму машинного навчання, оптимізацію гіперпараметрів тощо. Хоча всі обчислення для цієї роботи здійснювались на звичайному 8-ядерному процесорі, створення конвеєра MLOps може вимагати потужніших обчислювальних ресурсів.

Попередньо підготовлену модель можна зберегти у файл для подальшого повторного використання у виробничому середовищі. Серед розробників Python популярні два формати: `.joblib` і `.pickle`. Крім того, існує формат `.onnx`, який можна завантажувати не лише в Python, а й у швидші додатки на основі `.NET` або `Java` [10]. Варто зазначити, що Microsoft та інші вендори

інвестують значні ресурси в розвиток мультиплатформенних можливостей для машинного навчання [11].

Точність прогнозу, отримана для ринків електроенергії, різна. Тим не менш, похибка в 1% для 24-годинного прогнозу двостороннього ринку виглядає вражаюче. Такий прогноз може бути корисним у масштабі країни для забезпечення необхідного постачання палива, планування імпортно-експортних операцій, зниження вартості електроенергії тощо. Подібне дослідження можна провести для більш конкретних наборів даних комерційних і державних енергетичних підприємств.

References

1. A new model of the electricity market has been launched in Ukraine. [cited 04.03.2024]. <https://expro.com.ua/en/tidings/a-new-model-of-the-electricity-market-has-been-launched-in-ukraine>
2. M. Osińska, M. Kyzym, V. Khaustova, O. Plyash, T. Salashenko, Does the Ukrainian electricity market correspond to the European model?, in: Utilities Policy (2022), 1–14. doi: 10.1016/j.jup.2022.101436 [cited 04.03.2024]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095717872200100X>
3. A. Doroshenko, D. Zhora, O. Savchuk, O. Yatsenko, Application of machine learning techniques for forecasting electricity generation and consumption in Ukraine, in: Proceedings of IT&I 2023, 2023, pp. 136-146.
4. Van Wyk, Encoding Cyclical Features for Deep Learning. [cited 04.03.2024]. <https://www.kaggle.com/code/avanwyk/encoding-cyclical-features-for-deep-learning>
5. Scikit-learn: Machine Learning in Python. [accessed 04.03.2024]. <https://scikit-learn.org/stable/>
6. Feature selection with scikit-learn library. [cited 04.03.2024]. https://scikit-learn.org/stable/modules/feature_selection.html

7. S. Haykin, Neural networks: a comprehensive foundation, Prentice Hall, 1998.
8. V. N. Vapnik, Statistical learning theory, Wiley, 1998.
9. M. Bishop, Pattern recognition and machine learning, Springer, 2006. [cited 04.03.2024]. <https://www.microsoft.com/en-us/research/uploads/prod/2006/01/Bishop-Pattern-Recognition-and-Machine-Learning-2006.pdf>
10. G. Novack, Deploy Sci-kit Learn models in .NET Core Applications. [cited 04.03.2024]. <https://towardsdatascience.com/deploy-sci-kit-learn-models-in-net-core-applications-90e24e572f64>
11. X. Dupre, O. Grisel, Accelerate and simplify Scikit-learn model inference with ONNX Runtime. [cited 04.03.2024]. <https://cloudblogs.microsoft.com/opensource/2020/12/17/accelerate-simplify-scikit-learn-model-inference-onnx-runtime/>

Одержано: 29.03.2024

Внутрішня рецензія отримана: 12.04.2024

Зовнішня рецензія отримана: 20.04.2024

Про авторів:

^{1,2}*Дорошенко Анатолій Юхимович*, доктор фізико-математичних наук, завідувач відділу, професор
<http://orcid.org/0000-0002-8435-1451>.

¹*Жора Дмитро Володимирович*, кандидат фізико-математичних наук, старший науковий співробітник
<https://orcid.org/0009-0006-6073-7751>.

¹*Гайдукевич Владислав Олегович*, аспірант.
<https://orcid.org/0000-0002-0614-6778>.

¹*Гайдукевич Ярослав Олегович*, аспірант.
<http://orcid.org/0000-0002-6300-1778>.

¹*Яценко Олена Анатоліївна*, кандидат фізико-математичних наук, старший науковий співробітник.
<http://orcid.org/0000-0002-4700-6704>.

Місце роботи авторів:

¹Інститут програмних систем
НАН України,
тел. +38-044-526-60-33
E-mail: a-y-doroshenko@ukr.net,
dmitry.zhora@gmx.com,
gaidukevichvlad@gmail.com,
yarmcfly@gmail.com,
oayat@ukr.net

²Національний технічний університет
України «Київський політехнічний
інститут імені Ігоря Сікорського»,
факультет інформатики та обчислювальної
техніки,
тел. +38-044-204-86-10.