

І.П. Сініцин, В.Л. Шевченко, А.Ю. Дорошенко, О.А. Яценко

ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИРОБЛЕННЯ ТА СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ В УКРАЇНІ НА ОСНОВІ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Прогнозування попиту на ринках електроенергії є однією зі складових, яку необхідно втілити для успішного ведення бізнесу та оптимізації бізнес-процесів торговельних компаній. У статті, на основі моделі, розробленої в Інституті проблем моделювання в енергетиці НАНУ, поставлено задачу з розробки програмної системи прогнозування загроз в енергетиці України із використанням методів машинного навчання. Здійснено експерименти із застосування методів регресії для відновлення колонки з даними двосторонніх договорів для задачі прогнозування вироблення та споживання електроенергії. Результати із застосування алгоритмів машинного навчання на даних мирного часу показали, що можна із достатньою точністю прогнозувати обсяги ринку й тарифні плани на годину наперед і вийти за межі одноденного планування.

Ключові слова: електроенергія, алгоритм, машинне навчання, прогнозування, регресія, ринок двосторонніх договорів, ринок на добу наперед, внутрішньо-добовий ринок, балансуєчий ринок.

Вступ

В Інституті програмних систем НАН України тривалий час розробляються моделі організаційних рішень, безпеки та системи автоматизованої підтримки систем управління озброєнням Збройних Сил України [1–4].

Дана робота присвячена проблемі безпеки в енергетичному секторі, що є важливим аспектом для України, яка потерпає від агресивних дій Росії. Це безпосередньо впливає на інформаційну безпеку, інформаційні технології та телекомунікаційні галузі. Електрична мережа — це зона, де можна контролювати стан мережі, вимірювати різні характеристики та перерозподіляти потік електроенергії залежно від внутрішніх і зовнішніх загроз. Вузли (або електростанції) електричної мережі можна класифікувати наступним чином: генераторні станції, станції споживання, розподільчі станції, накопичувальні станції.

Метою контролю та моніторингу в цій сфері є оптимізація перетоку електроенергії між учасниками ринку, між європейськими партнерами та Україною. Важливо підтримувати баланс між виробниками та споживачами енергії. Випадки як надмірного, так і недостатнього забезпечення

енергією є ризиками для інфраструктури. Природа та класифікація загроз для електромережі України є темою окремого дослідження. Однак на початковому етапі можна виділити наступні проблеми:

- зміна погодних умов;
- амортизація обладнання;
- пошкодження в результаті авіанальоту;
- неузгоджений запуск або зупинка обладнання;
- стихійні лиха та зміни клімату;
- неоптимальний вибір контрагентів.

Зазначимо, що на зміну моделі оптового ринку електроенергії з єдиним покупцем прийшла ринкова модель, що базується на двосторонніх ринках, ринках на добу наперед і внутрішньодобових ринках. А також ринках балансуєчих і допоміжних послуг, де учасники можуть вільно торгувати електроенергією, а енергокомпанії можуть надавати послуги, що забезпечують стабільність енергосистеми та постачають електроенергію кінцевому споживачу [5].

Як відомо, ринок електричної енергії складається з чотирьох компонент:

- ринок двосторонніх договорів (РДД, bilateral market);
- ринок на добу наперед (РДН, day-ahead market);
- внутрішньо-добовий ринок (ВДР, intraday market);
- балансуєчий ринок (БР, balancing market).

Для реалізації торговельної стратегії та успішного ведення бізнесу, максимізації економічних результатів на зазначеному сегменті ринку важливо розуміти ринкову ситуацію та структуру попиту і пропозиції [6–8]. Торгівля на РДН відбувається за принципом маржинального ціноутворення — продавці подають заявки за мінімальною ціною, за якою вони готові продати, покупці — за максимальною ціною, за якою вони готові купити. За результатами аукціонів на РДН продавці продають за ціною не нижче своєї ставки, а покупці купляють за ціною не вищою за свою ставку.

Погодинний попит на РДН — це погодинна кількість електроенергії, яку клієнти заявляють і хочуть купувати на РДН за відповідними погодинними цінами. Ця сума безпосередньо впливає як на граничну ціну, яка буде створена, так і на кількість електроенергії, яка буде купуватися та продаватися. Відповідно до закону попиту і пропозиції, чим менший попит на товар, тим нижчою буде ціна; чим вищий попит, тим ціна буде вищою. Це безпосередньо впливає на обсяги, які будуть прийняті до продажу для продавців на РДН. Виникає необхідність прогнозувати попит на РДН. Але зараз в Україні немає механізмів, алгоритмів чи математичних моделей, які б дозволяли прогнозувати з низькою похибкою прогнозування.

Попит на РДН залежить від великої кількості факторів [9–11]:

- 1) обсяги укладених двосторонніх договорів;
- 2) сезонність;
- 3) знеструмлення внаслідок руйнування об'єктів критичної енергетичної інфраструктури;
- 4) день тижня;
- 5) інші фактори.

Для отримання результатів прогнозу, максимально наближених до реальних даних, співробітниками Інституту проблем моделювання в енергетиці було запропоновано [12]:

- 1) використовувати результати торгів за останній доступний день;
- 2) використовувати зміну попиту між днем, на який доступні фактичні результати, і днем, на який зроблено прогноз;
- 3) враховувати зміну попиту, наприклад, за попередні 4 тижні між однаковими днями тижня.

Розроблено спеціалізований алгоритм прогнозування, в основі якого - можливість розгляду сформульованої задачі в параметричній формі, де як індикатори використовуються прогнозні та реальні дані погодинної потреби на РДН. Водночас, для знаходження прогнозного погодинного попиту на РДН — значень невідомих показників задачі — використовується ітераційний метод їх пошуку за статистичними даними обсягів закупівлі електроенергії на РДН, використовуючи принцип багатоітераційного аналізу зміни попиту за попередні аналогічні дні [13–15]. Розрахунки для запропонованих алгоритмів проводилися в пакеті MS Excel. Це забезпечує універсальність і зручність використання зазначених розрахунків, є зрозумілим і свідчить про високу швидкість вирішення поставлених завдань і низькі витрати на реалізацію алгоритму. Наведено формульний опис найбільш точного алгоритму.

У даній статті розглянуті основні задачі розробки програмної системи прогнозування загроз в енергетиці. Запропоновані засоби прогнозування об'єму ринку на добу наперед із застосуванням методів машинного навчання.

2. Проєкт програмної системи ідентифікації та прогнозування загроз енергетичній інфраструктурі

Існує декілька ринків електроенергії, і можна виділити два з них: внутрішньо-добовий та ринок наступного дня. Зазвичай контрагенти обмінюються електроенергією десятки разів на день. Важливо прогнозувати попит і пропозицію на поточний і

наступний день, оскільки контрагенти можуть перейняти свої технологічні процеси та досягти кращих економічних цілей. З точки зору машинного навчання це можна розглядати як конвеєр, що включає серію завдань «видобуток-перетворення-завантаження» (Extract-Transform-Load, ETL) [16], котрі передають результати в моделі глибокого машинного навчання, які формують прогнози та аналіз загроз.

Розроблювана програмна система прогнозування має враховувати економічні чинники і водночас екологічність. Відомо, що чиста енергія коштує дорожче. Тож, програмне забезпечення для моніторингу має допомогти вибрати правильний баланс і забезпечити видимість нових тенденцій у галузі, як-от зелений водень. Дані, доступні в системі, повинні допомогти перейти на відновлювані джерела енергії та, зрештою, досягти довгострокової стійкості в енергетичному секторі.

Технологічні параметри галузі добре структуровані. Зазначимо, що завдання ETL вимагають пакетної обробки вхідних даних для агрегування та попередньої обробки вхідних даних. Моделі глибокого машинного навчання потребують прискорення, зокрема, за допомогою графічних процесорів NVIDIA.

Довгострокове зберігання можна реалізувати за допомогою реляційної бази даних, такої як PostgreSQL [17]. Це широко розповсюджена система керування базами даних із відкритим вихідним кодом, що має численні варіанти розгортання, підтримується основними хмарними службами та постачальниками озер даних.

Програмний рівень системи доцільно представити кількома сервісами. Це допомагає уникнути таких крайнощів, як монолітність і мікросервіси. Служба повинна мати фасад REST API [18], щоб обмін інформацією між службами не залежав від мови та платформи. Крім того, протокол REST спрощує розробку веб-додатків і додатків для моніторингу.

У доменній області пропонується розробка наступних модулів (служб):

- 1) зберігання та пошуку даних;
- 2) аналізу даних та прогнозування;

- 3) моделювання та управління системою;
- 4) адміністрування користувачів і груп.

Система може бути реалізована мовами C# або Java. Ці мови забезпечують високу продуктивність і мають позитивний результат у сфері розробки корпоративних додатків. Моделі машинного навчання також можна розробляти мовою Python. Існують технології, що дозволяють перенести моделі, розроблені мовою Python, на веб-сервіси, реалізовані мовами C# або Java.

Інформаційні панелі моніторингу доцільно розробляти як веб-додатки. Інформаційна безпека може бути досягнута за допомогою протоколу HTTPS і веб-токенів JSON для автентифікації та авторизації. Деякі аспекти системи залежать від здатності приватних гравців брати участь у програмі. Загалом має сенс охопити наступні напрямки моніторингу:

- загрози, які можуть відображатися географічно;
- стан електростанцій і компонентів мережі;
- електрична енергія, вироблена електростанціями;
- електрична енергія, що використовується споживачами станціями;
- обсяг експорту енергії з України;
- обсяг імпортованої в Україну енергії;
- частка виробленої екологічно чистої енергії;
- частка виробленої екологічно брудної енергії;
- загальний розмір ринку електроенергії в Україні;
- середня вартість електроенергії в мегаватах;
- розмір ринку обміну електроенергією між Україною та ЄС.

3. Задачі прогнозування стосовно наявних даних

На даний час проведено експерименти із застосування методів машинного навчання для прогнозування вироблення та споживання електроенергії із викорис-

танням відкритого програмного забезпечення scikit-learn [19]. До складу цієї бібліотеки входять різні алгоритми машинного навчання, у тому числі призначені для задач класифікації, регресійного та кластерного аналізу даних, метод опорних векторів, випадкового лісу, алгоритм посилення градієнта, метод *k*-середніх та DBSCAN.

Об'єм кожного з чотирьох ринків, згаданих у вступі, обліковується за кожну годину доби у мегаватах за годину. Приклад, наведений на рис. 1, агрегує усі дані по ринках електричної енергії в Україні. Для порівняння, у Європі об'єми ринку обліковуються кожні 15 хвилин.

	A	B	C	D	E	F
1	TradeDate	TradeHour	Bilateral	DayAhead	Intraday	Balancing
8775	2020-06-30	14		3509.7	654.7	-3202.1
8776	2020-06-30	15		3525.4	651.7	-2857
8777	2020-06-30	16		3472.4	668	-2871.5
8778	2020-06-30	17		3448.7	657.7	-2747.5
8779	2020-06-30	18		3418.1	631.4	-2326.3
8780	2020-06-30	19		3420.3	625.4	-1435
8781	2020-06-30	20		3358.9	634.8	-1013
8782	2020-06-30	21		3162.4	637.8	-747.2
8783	2020-06-30	22		3377.9	659.1	-448.1
8784	2020-06-30	23		3430	714.1	-124.2
8785	2020-06-30	24		3277.3	441.9	0
8786	2020-07-01	1	11746.78	2494	1018.2	-2101
8787	2020-07-01	2	11654.98	2697.1	660.3	-2249.5
8788	2020-07-01	3	11606.28	2606.8	624	-2398.8
8789	2020-07-01	4	11637.28	2507.7	614.7	-2681.5
8790	2020-07-01	5	11614.58	2487.2	607.7	-2666.2
8791	2020-07-01	6	11645.48	2629.3	605	-2832
8792	2020-07-01	7	11696.58	2937	610.6	-2455.8
8793	2020-07-01	8	12160.58	3110.5	690.3	-2275.5
8794	2020-07-01	9	12232.48	3399.6	761.4	-2542.5
8795	2020-07-01	10	12357.98	3560.6	770.7	-3038.6
8796	2020-07-01	11	12373.78	3554.5	782.2	-3104.2
8797	2020-07-01	12	12376.88	3505.4	777.1	-3606.8
8798	2020-07-01	13	12398.98	3504.7	809.2	-3770

Рис. 1. Дані по ринках електричної енергії в Україні. Чорним виділені клітинки, що використовувалися в початковій версії алгоритму

Можна виділити наступні задачі для яких є доцільним застосування методів машинного навчання:

- відтворення відсутніх значень у базі даних;

- погодинне прогнозування ринку на 24 години наперед з використанням попередніх даних за декілька годин та методу ковзаючого вікна для їх вибірки;

- прогнозування ринку з доповнюючим використанням даних за попередній рік.

Відновлення колонки з даними двосторонніх договорів. З історичних причин дані про двосторонні договори відсутні за період з липня 2019 по червень 2020 року. Першою задачею машинного навчання є відтворення цієї колонки даних з використанням одного з алгоритмів регресії.

Спочатку версія алгоритму використовувала клітинки, відзначені на рисунку чорним кольором. Вихідне значення має бути записано у клітинку, виділену сірим. Потім, вже спрогнозоване значення колонки Bilateral за 24-ту годину, подавалося як вхідне значення алгоритму для прогнозування на 23-ту годину, і так далі. Іншими словами, було застосовано ковзаюче вікно для інтерпретації вхідних даних, яке рухається по таблиці наверх — для заповнення даних у минулому.

Початковий набір вхідних параметрів, що їх було використано, є таким: Bilateral1, DayAhead, Intraday та Balancing. Тут Bilateral1 позначає значення колонки Bilateral на одну годину наперед.

Таблиця 1

Результати застосування алгоритмів регресії

Назва алгоритму регресії	Метрика R2 (у спадному порядку)	Похибка MAPE (%)
k-nearest neighbors	0,957113	1,830244
Random forest	0,956206	1,809735
Extra trees	0,955950	1,799991
Gradient boosting	0,955913	1,835777
NU support vector machine	0,955321	1,838009
3-layer perceptron	0,953522	1,861381
Linear regression	0,952627	1,855467

Алгоритми регресії з бібліотеки scikit-learn, використані для цієї задачі, представлені у табл. 1. Гіперпараметри алгоритмів були оптимізовані вручну. Засто-

сована метрика R^2 є аналогом коефіцієнта кореляції. Найкращий результат показав метод k -найближчих сусідів. Водночас, непоганий результат дає й алгоритм лінійної регресії. Це демонструє, що ця задача прогнозування має переважно лінійну природу. Для даного набору вхідних параметрів слід відзначити низьку абсолютну похибку алгоритмів “extra trees” та “random forest”.

Для формування навчальної та тестової вибірок використовувалися дані з липня 2020-го по грудень 2021-го року. Для заповнення колонки Bilateral було застосовано метод k -найближчих сусідів. Оптимальні гіперпараметри: кількість сусідів — 14, метрика — манхетенська, алгоритм враховує відстань до кожного сусіда. У випадку чотирьох вхідних параметрів, зазначених вище, було експериментально доведено, що зменшення цього набору погіршує результати.

Пошук оптимального набору вхідних параметрів. Наступним кроком слід спробувати використати більшу кількість параметрів, зокрема, з колонки Bilateral. Оптимальна кількість вхідних параметрів для алгоритму машинного навчання завжди є обмеженою. Йдеться про те, що зі збільшенням кількості вхідних параметрів алгоритм починає співвідносити випадкові флуктуації у вхідних даних із вихідним значенням. Цей ефект зазвичай називають прокляттям розмірності (curse of dimensionality).

Емпіричним шляхом було отримано набір вхідних параметрів, що показані на рис. 2 чорним кольором. Значення Bilateral1 та Bilateral2 були використані на вході моделі машинного навчання більш ніж один раз, деталі є наявними у Додатках 1 і 2. Змінилося оптимальне значення гіперпараметра щодо оптимальної кількості сусідів, тепер це значення складає 4. Результати прогнозування даних для різних алгоритмів наведені у табл. 2.

На рис. 3 показані відхилення прогнозованих значень від реальних для тестової вибірки. Як видно з графіка, ймовірний розподіл похибки прогнозування наближається до нормального.

На рис. 4 зображені проміжні результати прогнозування зі збільшенням кілько-

сті клітинок у колонці Bilateral. Це дослідження доводить, що для прогнозування ринку двосторонніх договорів оптимально використовувати десь 10–11 значень із наявної історії даних.

	A	B	C	D	E	F
1	TradeDate	TradeHour	Bilateral	DayAhead	Intraday	Balancing
8775	2020-06-30	14		3509.7	654.7	-3202.1
8776	2020-06-30	15		3525.4	651.7	-2857
8777	2020-06-30	16		3472.4	668	-2871.5
8778	2020-06-30	17		3448.7	657.7	-2747.5
8779	2020-06-30	18		3418.1	631.4	-2326.3
8780	2020-06-30	19		3420.3	625.4	-1435
8781	2020-06-30	20		3358.9	634.8	-1013
8782	2020-06-30	21		3162.4	637.8	-747.2
8783	2020-06-30	22		3377.9	659.1	-448.1
8784	2020-06-30	23		3430	714.1	-124.2
8785	2020-06-30	24		3277.3	441.9	0
8786	2020-07-01	1	11746.78	2494	1018.2	-2101
8787	2020-07-01	2	11654.98	2697.1	660.3	-2249.5
8788	2020-07-01	3	11606.28	2606.8	624	-2398.8
8789	2020-07-01	4	11637.28	2507.7	614.7	-2681.5
8790	2020-07-01	5	11614.58	2487.2	607.7	-2666.2
8791	2020-07-01	6	11645.48	2629.3	605	-2832
8792	2020-07-01	7	11696.58	2937	610.6	-2455.8
8793	2020-07-01	8	12160.58	3110.5	690.3	-2275.5
8794	2020-07-01	9	12232.48	3399.6	761.4	-2542.5
8795	2020-07-01	10	12357.98	3560.6	770.7	-3038.6
8796	2020-07-01	11	12373.78	3554.5	782.2	-3104.2
8797	2020-07-01	12	12376.88	3505.4	777.1	-3606.8
8798	2020-07-01	13	12398.98	3504.7	809.2	-3770

Рис. 2. Дані по ринкам електричної енергії в Україні. Чорним виділені клітинки з параметрами, отриманими емпіричним шляхом

Таблиця 2

Результати застосування алгоритмів регресії

Назва алгоритму регресії	Метрика R2 (у спадному порядку)	Похибка MAPE (%)
k-nearest neighbors	0,986813	0,851226
NU support vector machine	0,982378	1,058797
Gradient boosting	0,982066	1,111225
Extra trees	0,981980	1,076558
Random forest	0,981101	1,113339
3-layer perceptron	0,977275	1,335506
Linear regression	0,969278	1,509372

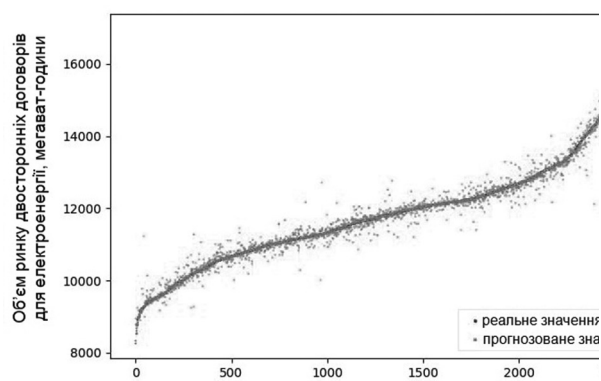


Рис. 3. Відновлення колонки Bilateral із застосуванням методу k-найближчих сусідів

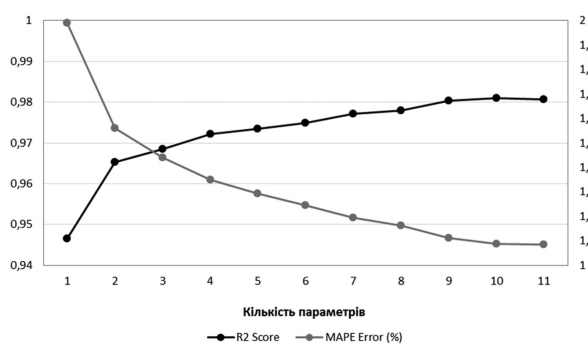


Рис. 4. Залежність метрики R2 від кількості параметрів з колонки Bilateral

Прогнозування об’єму ринку на добу наперед. Є декілька питань, які слід прояснити у рамках дослідження. По-перше, яку оптимальну глибину історичних даних (у годинах) слід використовувати для прогнозування. Ця глибина може бути різною для різних ринків електроенергії. Інша дилема стосується ітеративного підходу. Можна прогнозувати дані 24 рази по одній годині наперед, але й можна прогнозувати відразу на всі 24 години, маючи фіксований стан вікна з вхідними даними.

Враховання почасових даних за попередній рік. Використання даних за попередній рік у прогнозуванні може бути корисним із різних точок зору. Наприклад, потужність сонячно-, вітро- та гідро-генеруючих станцій суттєво залежить від сезону. Можливості сонячних станцій залежать навіть від часу доби. Спалювання вугілля з екологічних міркувань можливе лише у разі, коли інші джерела енергії вже працюють на повну потужність. Дані за попе-

редній рік уже враховують перетікання обсягів електроенергії з одного ринку в інший. Проте, корисність торішніх даних має бути з’ясована експериментально.

Висновки

Прогнозування попиту на ринках електроенергії є однією зі складових, яку необхідно втілити для успішного ведення бізнесу та оптимізації бізнес-процесів. Поставлено задачу з розробки програмної системи прогнозування загроз в енергетиці України із використанням методів машинного навчання. Здійснені експерименти із застосування методів регресії для відновлення колонки з даними двосторонніх договорів для задачі прогнозування вироблення та споживання електроенергії. Результати із застосування алгоритмів машинного навчання на даних мирного часу показують, що можна з точністю порядку 1 % прогнозувати обсяги ринку та тарифні плани на годину наперед. Така точність має дозволити вийти за межі одноденного планування у майбутньому.

Література

1. Ільїна О.П., Сініцин І.П., Слабоспицька О.О. Принципи та моделі експертно-аналітичної методології підтримки формування адаптивних організаційних рішень за умов глибокої невизначеності. Проблеми програмування. 2022. № 3–4. Р. 364–375.
2. Петрівський В.Я., Петрівський Я.Б., Шевченко В.Л., Сініцин І.П. Оптимізація траєкторії руху датчиків з урахуванням важливості ділянок територій моніторингу та ймовірності виявлення об’єктів. *Проблеми керування та інформатики*. 2022. № 2. С. 6–21.
3. Rodin Y.S., Sinitsyn I.P. Security basic model for applied tasks of the distributed information system. *Problems in programming*. 2021. N 2. Р. 16–23.
4. Сініцин І.П., Ігнатенко П.П., Слабоспицька О.О. Архітектурні рішення з автоматизованої підтримки експертно-аналітичного моніторингу ефективності системи управління озброєнням Збройних Сил України. *Створення та модернізація озброєння і військової техніки в сучасних умовах : зб. пр.*

- 20-ї наук.-техн. конф. Чернігів : Вид. Брагінець, 2020. С. 95–96.
5. Закон України. Про внесення змін до деяких законодавчих актів України у зв'язку з відокремленням діяльності з транспортування природного газу. [Електронний ресурс]. Доступ до ресурсу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2019-19#Text> (дата звернення: 29.08.2023).
 6. Careri F., Genesi C., Marannino P., Montagna M., Rossi S., Siviero I. Bidding strategies in day-ahead energy markets: system marginal price vs. pay as bid. *7th International Conference on the European Energy Market*. 2010. P. 1–7. [Електронний ресурс]. Доступ до ресурсу: <https://doi.org/10.1109/EEM.2010.5558675> (дата звернення: 29.08.2023).
 7. Wang F., Ge X., Li K., Mi Z. Day-ahead market optimal bidding strategy and quantitative compensation mechanism design for load aggregator engaging demand response. *2019 IEEE/IAS 55th Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference (I&CPS)*. 2019. P. 1–8. [Електронний ресурс]. Доступ до ресурсу: <https://doi.org/10.1109/ICPS.2019.8733349> (дата звернення: 29.08.2023).
 8. Євдокімов В.А., Полухін А.В. Оптимізація доходу учасників ринку «на добу наперед» через моделювання процесів визначення ціни на цьому ринку. *Електронне моделювання*. 2022. Том 44, № 4. С. 121–129. [Електронний ресурс]. Доступ до ресурсу: <https://doi.org/10.15407/emodel.44.04.121> (дата звернення: 29.08.2023).
 9. Singh A.K., Ibraheem S.K., Muazzam M. An overview of electricity demand forecasting techniques. *Network and Complex Systems*. 2013. Vol. 3. P. 38–48. [Електронний ресурс]. Доступ до ресурсу: <https://www.iiste.org/Journals/index.php/NCS/article/view/6072/6026> (дата звернення: 29.08.2023).
 10. Solyali D. A comparative analysis of machine learning approaches for short-/long-term electricity load forecasting in Cyprus. *Sustainability*. 2020. Vol. 12, N 9. [Електронний ресурс]. Доступ до ресурсу: <https://doi.org/10.3390/su12093612> (дата звернення: 29.08.2023).
 11. Krut'syak M.O. Forecasting demand on the domestic electricity market on the basis of the results of social and economic indicators dynamics analysis. *Ekonomichnuu analiz*. 2018. Vol. 28. P. 37–46. [Електронний ресурс]. Доступ до ресурсу: <http://dx.doi.org/10.35774/econa2018.03.037> (дата звернення: 29.08.2023).
 12. Polukhin A., Evdokimov V. Conceptual principles of forecasting demand on the day-ahead market using changes in hourly bidded demand between previous similar days (у друці)
 13. Shah I., Lisi F. Day-ahead electricity demand forecasting with nonparametric functional models. *12th International Conference on the European Energy Market (EEM)*. 2015. P. 1–5. [Електронний ресурс]. Доступ до ресурсу: <https://doi.org/10.1109/EEM.2015.7216741> (дата звернення: 29.08.2023).
 14. Vilar J.M., Cao R., Aneiros G. Forecasting next-day electricity demand and price using nonparametric functional methods. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2012. Vol. 39, N 1. P. 48–55. [Електронний ресурс]. Доступ до ресурсу: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2012.01.004> (дата звернення: 29.08.2023).
 15. Ferraty W.F., Vieu P. Nonparametric functional data analysis: theory and practice. *Computational Statistics*. 2008. Vol. 23. P. 341–342. [Електронний ресурс]. Доступ до ресурсу: <https://doi.org/10.1007/s00180-008-0111-2> (дата звернення: 29.08.2023).
 16. What Is ETL (Extract Transform Load)? [Електронний ресурс]. Доступ до ресурсу: <https://aws.amazon.com/what-is/etl> (дата звернення: 29.08.2023).
 17. PostgreSQL: The world's most advanced open source database [Електронний ресурс]. Доступ до ресурсу: <https://www.postgresql.org> (дата звернення: 29.08.2023).
 18. Pautasso C., Wilde E., Alarcon R. REST: advanced research topics and practical applications. New York: Springer, 2014. 219 p.
 19. Scikit-learn. Machine learning in Python. [Електронний ресурс]. Доступ до ресурсу: <https://scikit-learn.org/stable> (дата звернення: 29.08.2023).

References

1. Illina, O.P., Sinitsyn, I.P. & Slabospitska, O.O. (2022) Principles and models of expert-analytical methodology for adaptive organizational decisions forming under deep

- uncertainty. *Problems in programming*. (3–4). p. 364-375. (in Ukrainian)
2. Petrivskiy, V.Ya., Petrivskiy, Ya.B., Shevchenko, V.L. & Sinitsyn, I.P. (2022) Optimization of the trajectory of sensors motion taking into account the importance of the areas of the monitoring area segments and the probability of detection of objects. *Problems of control and informatics*. 67 (2). p. 6-21. (in Ukrainian)
 3. Rodin, Y.S. & Sinitsyn, I.P. (2021) Security basic model for applied tasks of the distributed information system. *Problems in programming*. (2). p. 16-23.
 4. Sinitsyn, I.P., Ignatenko, P.P. & Slabospitska, O.O. (2020) Architectural solutions for automated support of expert-analytical monitoring of the effectiveness of the weapons management system of the Armed Forces of Ukraine. *Proc. 20th Scientific and Technical Conference "Creation and modernization of weapons and military equipment in modern conditions"*. Chernihiv: *Brahinets*. p. 95-96. (in Ukrainian)
 5. Law of Ukraine. On Electricity Market. Available from: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2019-19?lang=en#Text> [Accessed 29/08/2023].
 6. Careri, F., Genesi, C., Marannino, P., Montagna, M., Rossi, S. & Siviero, I. (2010) Bidding strategies in day-ahead energy markets: system marginal price vs. pay as bid. *7th International Conference on the European Energy Market*. p. 1-7. [Online]. Available from: <https://doi.org/10.1109/EEM.2010.5558675> [Accessed 29/08/2023].
 7. Wang, F., Ge, X., Li, K. & Mi, Z. (2019) Day-ahead market optimal bidding strategy and quantitative compensation mechanism design for load aggregator engaging demand response. *2019 IEEE/IAS 55th Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference (I&CPS)*. p. 1-8. [Online]. Available from: <https://doi.org/10.1109/ICPS.2019.8733349> [Accessed 29/08/2023].
 8. Evdokimov, V.A. & Polukhin, A.V. (2022) Income optimization of market participants in the day ahead market by modeling of processes of price determination for day ahead market. *Electronic modeling*. 44 (4). p. 121-129. [Online]. Available from: <https://doi.org/10.15407/emodel.44.04.121> [Accessed 29/08/2023]. (in Ukrainian)
 9. Singh, A.K., Ibraheem, S.K. & Muazzam, M. (2013) An overview of electricity demand forecasting techniques. *Network and Complex Systems*. 3. p. 38-48. [Online]. Available from: <https://www.iiste.org/Journals/index.php/NCS/article/view/6072/6026> [Accessed 29/08/2023].
 10. Solyali, D. (2020) A comparative analysis of machine learning approaches for short-/long-term electricity load forecasting in Cyprus. *Sustainability*. 12 (9). [Online]. Available from: <https://doi.org/10.3390/su12093612> [Accessed 29/08/2023].
 11. Krutzyak, M.O. (2018) Forecasting demand on the domestic electricity market on the basis of the results of social and economic indicators dynamics analysis. *Ekonomichnyy analiz*. 28. p. 37-46. [Online]. Available from: <http://dx.doi.org/10.35774/econa2018.03.037> [Accessed 29/08/2023].
 12. Polukhin, A. & Evdokimov, V. Conceptual principles of forecasting demand on the day-ahead market using changes in hourly bidded demand between previous similar days (in print)
 13. Shah, I. & Lisi, F. (2015) Day-ahead electricity demand forecasting with nonparametric functional models. *12th International Conference on the European Energy Market (EEM)*. p. 1-5. [Online]. Available from: <https://doi.org/10.1109/EEM.2015.7216741> [Accessed 29/08/2023].
 14. Vilar, J.M., Cao, R. & Aneiros G. (2012) Forecasting next-day electricity demand and price using nonparametric functional methods. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 39 (1). p. 48-55. [Online]. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2012.01.004> [Accessed 29/08/2023].
 15. Ferraty, W.F. & Vieu, P. (2008) Nonparametric functional data analysis: theory and practice. *Computational Statistics*. 23. p. 341-342. [Online]. Available from: <https://doi.org/10.1007/s00180-008-0111-2> [Accessed 29/08/2023].
 16. What Is ETL (Extract Transform Load)? [Online]. Available from: <https://aws.amazon.com/what-is/etl> [Accessed 29/08/2023].
 17. PostgreSQL: The world's most advanced open source database [Online]. Available from: <https://www.postgresql.org> [Accessed 29/08/2023].

18. Pautasso, C., Wilde, E. & Alarcon, R. (2014) REST: advanced research topics and practical applications. New York: Springer.
19. Scikit-learn. Machine learning in Python. [Online]. Available from: <https://scikit-learn.org/stable> [Accessed 29/08/2023].

Додаток 1. Фрагмент алгоритму машинного навчання

```

output_names = ['Bilateral']
feature_names = ['Bilateral11',
                 'Bilateral10', 'Bilateral9', 'Bilateral8',
                 'Bilateral7', 'Bilateral6',
                 'Bilateral5', 'Bilateral4', 'Bilateral3',
                 'Bilateral2', 'Bilateral2', 'Bilateral1',
                 'Bilateral1', 'Bilateral1', 'Bilateral1',
                 'Bilateral1', 'Bilateral1', 'Bilateral1',
                 'Bilateral1', 'DayAhead1', 'Intraday1',
                 'DayAhead', 'Intraday']

print(F"Reading the datasets for bilateral
      column forecasting")
bilateral_dataset =
    pandas.read_csv('datasets/bilateral-
                   available-dataset.csv')
bilateral_training =
    pandas.read_csv('datasets/bilateral-
                   available-training.csv')
bilateral_testing =
    pandas.read_csv('datasets/bilateral-
                   available-testing.csv')

dataset_inputs =
    bilateral_dataset[feature_names]
dataset_outputs =
    bilateral_dataset[output_names]

training_inputs =
    bilateral_training[feature_names]
training_outputs =
    bilateral_training[output_names]

testing_inputs =
    bilateral_testing[feature_names]
testing_outputs =
    bilateral_testing[output_names]

print("Training the evaluation nearest
      neighbors regression model")
evaluation_regressor =
    KNeighborsRegressor(n_neighbors = 4,
                       weights = 'distance',
                       algorithm = 'auto', p = 1,
                       metric = 'minkowski', n_jobs = 8)

evaluation_regressor.fit(training_inputs,
                        training_outputs)
predicted_training_outputs =

```

```

evaluation_regressor.predict(training_inputs)
predicted_testing_outputs =
evaluation_regressor.predict(testing_inputs)

print_evaluation_metrics(training_outputs,
                        testing_outputs, predicted_training_outputs,
                        predicted_testing_outputs)

```

Додаток 2. Фрагмент алгоритму ковзаючого вікна

```

print("Populating the missing bilateral
      market data")

forecast_source_path = 'datasets/bilateral-
                       forecast-source.csv'
print(F"Reading the dataset from file
      {forecast_source_path}")
forecast_data_frame =
    pandas.read_csv(forecast_source_path)
forecast_data_frame_length =
    forecast_data_frame.shape[0]

for i in reversed(range(forecast_data_frame_
length)):

    if (i % 100 == 0): print(i)

    if (i == forecast_data_frame_length - 1):
        bilateral11 =
forecast_data_frame.iloc[i]["Bilateral11"]
        bilateral10 =
forecast_data_frame.iloc[i]["Bilateral10"]
        bilateral9 =
forecast_data_frame.iloc[i]["Bilateral9"]
        bilateral8 =
forecast_data_frame.iloc[i]["Bilateral8"]
        bilateral7 =
forecast_data_frame.iloc[i]["Bilateral7"]
        bilateral6 =
forecast_data_frame.iloc[i]["Bilateral6"]
        bilateral5 =
forecast_data_frame.iloc[i]["Bilateral5"]
        bilateral4 =
forecast_data_frame.iloc[i]["Bilateral4"]
        bilateral3 =
forecast_data_frame.iloc[i]["Bilateral3"]
        bilateral2 =
forecast_data_frame.iloc[i]["Bilateral2"]
        bilateral1 = forecast_data_frame.
iloc[i]["Bilateral1"]

    else:
        bilateral11 = bilateral10
        bilateral10 = bilateral9
        bilateral9 = bilateral8
        bilateral8 = bilateral7
        bilateral7 = bilateral6
        bilateral6 = bilateral5
        bilateral5 = bilateral4
        bilateral4 = bilateral3
        bilateral3 = bilateral2

```

```
bilateral2 = bilateral1
bilateral1 = bilateral

forecast_data_frame.loc[i,
    "Bilateral11"] = bilateral11
forecast_data_frame.loc[i,
    "Bilateral10"] = bilateral10
forecast_data_frame.loc[i,
    "Bilateral9"] = bilateral9
forecast_data_frame.loc[i,
    "Bilateral8"] = bilateral8
forecast_data_frame.loc[i,
    "Bilateral7"] = bilateral7
forecast_data_frame.loc[i,
    "Bilateral6"] = bilateral6
forecast_data_frame.loc[i,
    "Bilateral5"] = bilateral5
forecast_data_frame.loc[i,
    "Bilateral4"] = bilateral4
forecast_data_frame.loc[i,
    "Bilateral3"] = bilateral3
forecast_data_frame.loc[i,
    "Bilateral2"] = bilateral2
forecast_data_frame.loc[i,
    "Bilateral1"] = bilateral1

day_ahead1 =
    forecast_data_frame.iloc[i]["DayAhead1"]
intraday1 =
    forecast_data_frame.iloc[i]["Intraday1"]
day_ahead =
    forecast_data_frame.iloc[i]["DayAhead"]
intraday =
    forecast_data_frame.iloc[i]["Intraday"]

input_list = [bilateral11, bilateral10,
    bilateral9, bilateral8, bilateral7,
    bilateral6, bilateral5, bilateral4,
    bilateral3, bilateral2, bilateral2,
    bilateral1, bilateral1, bilateral1,
    bilateral1, bilateral1, bilateral1,
    bilateral1, bilateral1, day_ahead1,
    intraday1, day_ahead, intraday]

numpy_input =
    numpy.array(input_list).reshape(1, -1)
numpy_output =
    production_regressor.predict(numpy_input)
bilateral = round(numpy_output[0][0], 2)

forecast_data_frame.loc[i, "Bilateral"] =
    bilateral

forecast_target_path = 'datasets/bilateral-
    forecast-target.csv'
print(F"Writing the dataset to file
    {forecast_target_path}")
forecast_data_frame.to_csv(
    forecast_target_path, index = False)
```

Одержано: 11.09.2023

Про авторів:

Сініцин Ігор Петрович,
доктор технічних наук, директор.
Кількість наукових публікацій
в українських виданнях – 124.
Кількість наукових публікацій
в зарубіжних виданнях – 11.
Індекс Гірша – 6.
<https://orcid.org/0000-0002-4120-0784>,

Шевченко Віктор Леонідович,
доктор технічних наук,
заступник директора з наукової роботи.
Кількість наукових публікацій
в українських виданнях – понад 300.
Кількість наукових публікацій
в зарубіжних виданнях – 17.
Індекс Гірша – 4.
<https://orcid.org/0000-0002-9457-7454>,

Дорошенко Анатолій Юхимович,
доктор фізико-математичних наук,
професор, завідувач відділу теорії
комп'ютерних обчислень, професор
кафедри інформаційних систем та
технологій НТУ України
«КПІ імені Ігоря Сікорського».
Кількість наукових публікацій
в українських виданнях – понад 200.
Кількість наукових публікацій
в зарубіжних виданнях – понад 80.
Індекс Гірша – 6.
<http://orcid.org/0000-0002-8435-1451>,

Яценко Олена Анатоліївна,
кандидат фізико-математичних наук,
старший науковий співробітник.
Кількість публікацій в українських
виданнях – 57.
Кількість зарубіжних публікацій – 21.
<http://orcid.org/0000-0002-4700-6704>.

Місце роботи авторів:

Інститут програмних систем НАН України,
03187, м. Київ,
проспект Академіка Глушкова, 40.
Тел.: (044) 526 3559.
E-mail: ips2014@ukr.net
a-y-doroshenko@ukr.net,
gii2014@ukr.net
oaayat@ukr.net