

ОПТИМІЗАЦІЯ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ГЕНЕРУВАННЯ СОНЯЧНИХ ЕЛЕКТРОСТАНЦІЙ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ РЕКУРЕНТНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Вінницький національний технічний університет

Анотація:

Підвищення точності прогнозування генерування відновлюваних джерел енергії (ВДЕ) є актуальним питанням сьогодення. Через мінливий характер генерування ВДЕ, точність прогнозу генерування має вагомий вплив на підтримку балансу енергосистеми. Запропонований метод дозволяє врахувати сучасні вимоги до якісного прогнозування та спрощує сам процес з точки зору аналізу, обробки та використання даних.

Ключові слова: електроенергетична система, ФЕС, прогнозування.

Abstract:

Improving the accuracy of renewable energy generation forecasting is a pressing issue today. Due to the variable nature of RES generation, the accuracy of the generation forecast has a significant impact on maintaining the balance of the power system. The proposed method allows to take into account modern requirements for high-quality forecasting and simplifies the process itself in terms of data analysis, processing, and use.

Keywords: electricity system, renewable energy sources (RES), forecasting.

Вступ

Інтеграція фотоелектричних станцій (ФЕС) у сучасні енергосистеми є ключовим фактором декарбонізації та розвитку відновлюваної енергетики. ФЕС забезпечують генерацію електроенергії без шкідливих викидів, знижуючи залежність від викопних палив. Проте їх масове впровадження супроводжується низкою технічних викликів, зокрема через високу залежність від погодних умов. На відміну від класичних енергогенеруючих джерел, виробіток ФЕС має стохастичний характер: коливання сонячної радіації, зміни хмарності, температура повітря, а також сезонні цикли призводять до суттєвих флуктуацій у генеруванні.

Нестабільність генерування створює серйозні ризики для енергосистеми, особливо за умов високої проникності ВДЕ. Хибно спрогнозоване зниження виробітку призводить до дисбалансів, змушує операторів залучати резервні потужності або обмежувати генерацію. Це не лише знижує економічну ефективність, а й ускладнює забезпечення надійності та гнучкості роботи мереж. Проблема посилюється в регіонах з високою кліматичною мінливістю, де відносна похибка прогнозу може досягати 20–30%, а також у перехідні періоди року (весна, осінь), коли погодні зміни відбуваються швидко й непередбачувано [1].

Результати дослідження

Проблема точного прогнозування графіків генерування фотоелектричних станцій (ФЕС) на короткостроковий період є ключовим завданням для сучасних енергосистем. Одним із перспективних методів для її вирішення є використання адаптивної моделі Sensitivity-Enhanced Recurrent Neural Network (SERNN), яка поєднує в собі переваги рекурентних нейронних мереж і механізму чутливості до змінних зовнішніх факторів. Завдяки цій особливості модель дозволяє не лише враховувати динаміку змін погоди, але й виділяти ключові фактори, що мають найбільший вплив на генерацію ФЕС.

Для побудови моделі було використано набір даних, який включав ретроспективні значення сонячної радіації, температури повітря, хмарності, вологості та кількості опадів [2]. Ці параметри відображають ключові фактори, що визначають продуктивність ФЕС у різних погодних умовах. Дані охоплювали період у 12 місяців із погодинним інтервалом, що дозволило моделі врахувати сезонні та добові коливання.

Першим кроком дослідження стала підготовка даних. Вхідні значення були нормалізовані до діапазону $[0, 1]$, що забезпечило однакову вагу різним змінним. Додатково були додані циклічні змінні, що представляли час доби, що дозволило моделі ефективніше враховувати періодичність змін освітленості. Для зменшення впливу аномальних значень було застосовано методи очищення даних, такі як тримінг екстремальних значень та фільтрація за критеріями консистентності.

Модель SERNN навчалася з використанням 80% вибірки, тоді як решта 20% даних використовувалася для тестування. Під час навчання використовувався механізм уваги, який дозволив виділяти найбільш значущі змінні для кожного періоду часу. Це забезпечило високий рівень адаптивності моделі до локальних кліматичних умов, що є критично важливим для експлуатації ФЕС.

Підготовка даних включала наступні етапи:

1. **Нормалізація.** Значення всіх числових змінних було приведено до діапазону $[0, 1]$. Це забезпечило рівний внесок кожної змінної у процес навчання.
2. **Фільтрація даних.** Використовувалися методи видалення аномалій, такі як тримінг п'яти відсотків крайніх значень та аналіз викидів за міжквартильним діапазоном.
3. **Перетворення часу доби.** Оскільки освітленість упродовж доби змінюється циклічно (з максимумом у полудень і мінімумом уночі), традиційне числове представлення часу (наприклад, у годинах від 0 до 23) є неоптимальним для моделей машинного навчання - між 23:00 та 00:00 виникає штучний «розрив». Щоб уникнути цього, час було перетворено у дві окремі змінні:
 - $\sin(2\pi t / 24)$,
 - $\cos(2\pi t / 24)$, де t - година доби.

Таке подання дозволяє моделі сприймати час як безперервне коло, де початок і кінець (наприклад, 0:00 і 24:00) плавно переходять один в одного. Це особливо важливо для відображення добового профілю генерації сонячної енергії, який має виражену циклічну форму - відсутність генерації вночі, наростання вранці, пік у середині дня та спад у другій половині доби.

4. **Формування часових вікон.** Для прогнозування генерування на наступну годину використовувалися дані за попередні 24 години.

Навчання моделі здійснювалося протягом 100 епох із застосуванням регуляризації (dropout 0.2) для уникнення перенавчання. Модель також використовувала функцію ранньої зупинки для припинення навчання при відсутності покращень на валідаційних даних.

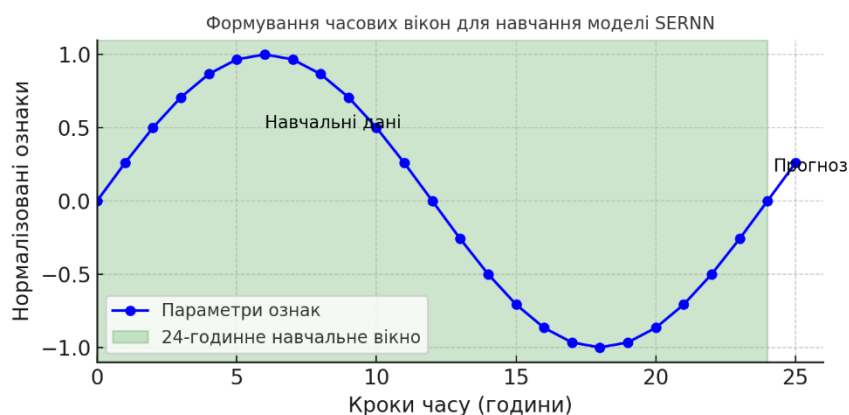


Рис. 1 - Процес формування часових вікон для навчання моделі

На рис. 1 представлено процес формування часових вікон для навчання моделі SERNN, що є ключовим елементом при роботі з часовими рядами. Кожне прогнозоване значення (наприклад, потужність генерування на найближчу годину) обчислюється на основі історичних даних, отриманих із різними варіантами ретроспективного вікна - зокрема, були протестовані підходи із використанням попередніх 24 годин, тієї ж години за кілька попередніх діб, а також інтервалу $T \pm 2$ години. Порівняння результатів дозволило підібрати оптимальну конфігурацію вікна. Цей підхід дозволяє моделі враховувати як короткострокові коливання, так і добові цикли зміни метеоумов. Синя лінія на графіку відображає динаміку вхідних ознак - нормалізованих значень, що включають сонячна радіація, температура повітря, хмарність тощо. Червоний маркер позначає точку прогнозу

- момент, для якого модель формує передбачення на основі попереднього контексту. Така структура навчання дозволяє SERNN ефективно захоплювати часові залежності, виявляти значущі патерни у даних і формувати більш точні прогнози у складних умовах. Додаткове маркування «Training Data» вказує на інтервал, який безпосередньо використовується для оптимізації ваг моделі на кожному кроці навчання. Цей підхід є стандартом для побудови рекурентних моделей, що працюють у режимі онлайн-оновлення прогнозів. Модель побудована на основі рекурентних нейронних мереж (RNN) і включає кілька ключових компонентів: вхідний шар, блок LSTM [3] (Long Short-Term Memory), механізм уваги (Attention Mechanism) та вихідний шар для формування прогнозу. Блок LSTM виступає основним елементом, що враховує довготривалі залежності у часових рядах - це особливо важливо для задач прогнозування генерування ФЕС.

Механізм уваги доповнює модель, дозволяючи зосереджуватися на найбільш впливових змінних для кожного періоду часу, що значно підвищує точність прогнозів. Вихідний шар забезпечує генерацію результатів у відносних одиницях, що робить модель гнучкою для роботи з різними масштабами даних.

Вхідні дані, що складаються з часових рядів, спочатку обробляються блоком LSTM для аналізу залежностей, після чого проходять через механізм уваги для визначення найбільш значущих змінних. Остаточний прогноз формується у вихідному шарі, адаптуючи модель до специфічних умов даних.

Висновок

Якісне прогнозування генерування ФЕС має позитивний вплив на забезпечення стійкого функціонування електроенергетичної системи особливо в умовах обмежених ресурсів гарантованого генерування. У порівнянні з лінійною регресією та базовими нейромережами LSTM, SERNN забезпечує нижчі значення MAE та RMSE, що підтверджує її здатність відтворювати нелінійні залежності між вхідними змінними та цільовим параметром генерування. Модель демонструє стійкість до помірної зміни умов - зокрема, зберігає прийнятну точність у хмарні дні або при різкій зміні радіаційного профілю. Важливо й те, що SERNN не потребує індивідуального переналаштування під кожну ФЕС - універсальна схема попередньої обробки (нормалізація, побудова циклічних змінних, фільтрація аномалій) забезпечує достатню гнучкість у типових випадках.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. A. Loureno et al. "Comparison of forecasting models for photovoltaic power generation". Energy Conversion and Management, 118, 2016, 404-418.
2. Ковальчук О. А., Лежнюк П. Д., Комар В. О., Кравчук С. В. Прогнозування графіка генерування фотоелектричних станцій на наступну добу.
3. Zaruba D. S., Shvets M. Y., Khokhlov Y. V. Machine Learning for Power Consumption and Generation Prediction.

Кулик Володимир Володимирович - д. т. н., доц. каф. ЕСС, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: volodymyrvkulyk@gmail.com

Затхей Максим Вікторович - аспірант, факультет електроенергетики та електромеханіки, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: maxzathey@gmail.com

Kulyk Volodymyr V. Doctor of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Electrical Engineering, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: volodymyrvkulyk@gmail.com

Zathey Maksym V. - student, Department of Electricity, Electromechanics and Electrical Engineering, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: maxzathey@gmail.com