

УДК 681.518.54

Алексенко С.Д. аспірант спеціальності 141 Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка

Науковий керівник: Ципленков Д. В., к.т.н., доцент, ¹завідувач кафедри електротехніки¹, науковий співробітник відділу безпеки життєдіяльності, охорони праці та промислової безпеки лабораторії інженерно-технічних досліджень, експерт з дослідження технічної експлуатації електроустановок²

¹(Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», м. Дніпро, Україна)

²(Дніпропетровський науково-дослідний інститут судової експертизи)

ПРОГНОЗУВАННЯ ГЕНЕРАЦІЇ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИХ СТАНЦІЙ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Швидкі темпи впровадження відновлювальних джерел енергії призвели до того, що виробники електроенергії та мережеві оператори із серйозними проблемами під час інтеграції фотоелектричних систем у електричні мережі. Проблеми пов'язані насамперед із мінливістю та невизначеністю генерації енергії фотоелектричними станціями. Правильне та максимально точне передбачення обсягів виробництва електроенергії є критично важливим для забезпечення надійності енергопостачання, оптимізації роботи електромереж і зниження витрат. [1]

Штучний інтелект (ШІ) та машинне навчання активно використовуються для оптимізації процесів виробництва енергії та управління енергетичними ресурсами. Окрім цього, ШІ також допомагає при виборі оптимальних місць для будівництва об'єктів відновлюваної енергетики, таких як вітрові, сонячні чи геотермальні електростанції. Це здійснюється за рахунок аналізу кліматичних і географічних умов, а також тенденцій змін клімату. Використовуючи прогнози погоди, оцінку технічного стану обладнання та визначення найефективніших режимів роботи, можна суттєво підвищити продуктивність обладнання та енергомереж. ШІ, аналізуючи історичні погодні дані, реальні вимірювання швидкості вітру та інтенсивності сонячного випромінювання за допомогою датчиків, а також опрацьовуючи супутникові зображення (наприклад, для визначення хмарності), здатен формувати точні короткострокові прогнози генерації електроенергії. [2]

Значна кількість досліджень вже зосереджена на використанні штучного інтелекту для прогнозування роботи сонячних електростанцій, а також для розробки систем підтримки прийняття рішень у різних сферах електроенергетичних мереж. Широкий спектр успішно реалізованих дослідниками застосувань підкреслює універсальність технологій штучного інтелекту. Наприклад, ШІ використовувався для розробки інструментів торгівлі енергією, прогнозування генерації сонячної енергії на день вперед, прогнозування швидкості вітру, оцінювання сонячної радіації, моніторингу фотоелектричних систем, виявлення та діагностики несправностей у вітроенергетичних системах, а також для прогнозування навантаження.

Методи ШІ активно впроваджуються у сферу прогнозування сонячної енергетики завдяки їх здатності виявляти складні нелінійні залежності між численними вхідними параметрами. Використання алгоритмів машинного навчання та глибоких нейронних мереж дозволяє ефективно аналізувати великі обсяги історичних даних, враховувати метеорологічні умови та інші фактори, що впливають на виробництво електроенергії.

Термін «штучний інтелект» часто використовується як загальний, який охоплює багато різноманітних методів, серед яких машинне навчання, навчання з учителем, оптимізаційні алгоритми, методи розпізнавання образів і регресійні моделі. Однією з основних переваг, що притаманні методам штучного інтелекту, є їхня здатність розв'язувати складні задачі, для яких неможливо знайти явні алгоритми або математичні рішення. Часто до таких задач належить розпізнавання закономірностей у великих

наборах даних, коли основні принципи чи залежності є надзвичайно складними або невідомими. Зростання застосування методів штучного інтелекту останнім часом було підтримано суттєвим збільшенням обчислювальних потужностей протягом останніх десятиліть [3]. Одним із найчастіше використовуваних методів ШІ для прогнозування роботи сонячних електростанцій, є штучні нейронні мережі (ANN). Перевага ANN полягає в тому, що вони не потребують глибоких знань програмування для вирішення широкого кола складних задач. Зокрема, нелінійні, стохастичні або математично погано визначені задачі (наприклад, розпізнавання образів або класифікація) особливо добре підходять для ANN.

Інші популярні методи включають сезонну авторегресійна інтегрована модель ковзного середнього (SARIMA - Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average), метод опорних векторів (SVM), метод k-найближчих сусідів (kNN), метод випадковий ліс (Random Forest), інтелектуальні алгоритми оптимізації та ланцюги Маркова. Широкого застосування також набуло керування на основі нечіткої логіки (Fuzzy Logic Control, FLC) для контролю фотоелектричних систем та розумних мереж. Цей підхід дозволяє використовувати велику кількість вхідних параметрів і враховувати експертні знання людини без застосування складних математичних виразів [4].

Методи прогнозування генерації електроенергії мають різні характеристики щодо ефективності, стійкості до шуму, врахування сезонності й трендів, а також складності налаштувань гіперпараметрів. Наприклад, штучні нейронні мережі (ANN) мають низьку ефективність для великих мереж через високу обчислювальну складність, середню стійкість до шуму та здатні враховувати тренди, однак сезонність необхідно задавати вручну. Налаштування ANN складне і включає визначення кількості шарів, нейронів і швидкості навчання. Метод SARIMA має високу обчислювальну ефективність для одновимірних даних, проте низьку для багатовимірних, характеризується середньою стійкістю до шуму і враховує сезонність і тренди з простими налаштуваннями параметрів (p, d, q, P, D, Q). Метод опорних векторів (SVM) демонструють середню ефективність, яка залежить від обсягу даних та обраного ядра, мають високу стійкість до шуму за умови правильного вибору ядра, але не враховують сезонність без попередньої обробки даних. Метод kNN є малоефективним для великих наборів даних через значні вимоги до пам'яті, але має високу стійкість до шуму, хоча й не враховує сезонність без введення додаткових ознак та має мінімальні вимоги до налаштувань (кількість сусідів, метрика відстані). Нарешті, метод випадкового лісу (Random Forest) має високу ефективність завдяки можливості паралельних обчислень, дуже високу стійкість до шуму через усереднення результатів, але не враховує сезонність без додаткової обробки та потребує налаштування кількості дерев, глибини дерев і ознак. [5]

Впровадження ШІ в може охоплювати декілька напрямів в енергетиці і підкреслює універсальність та потенціал технологій штучного інтелекту в сучасній енергетичній галузі. Таким чином, впровадження ШІ та машинного навчання є перспективним напрямком для підвищення ефективності та надійності енергетичних систем, особливо в контексті інтеграції відновлюваних джерел енергії.

Перелік посилань:

1. Iheanetu, Kelachukwu. (2022). Solar Photovoltaic Power Forecasting: A Review. Sustainability. 14. 17005. 10.3390/su142417005.
2. Штучний інтелект в енергетиці : аналіт. доповідь / Суходоля О. М.– К. : НІСД, 2022. – 49 с. – <https://doi.org/10.53679/NISS-analytrep.2022.09>
3. Tanveer Ahmad, Dongdong Zhang, Chao Huang, Hongcai Zhang, Ningyi Dai, Yonghua Song, Huanxin Chen, Artificial intelligence in sustainable energy industry: Status Quo, challenges and opportunities, Journal of Cleaner Production, Volume 289, 2021, 125834, ISSN 0959-6526, <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.125834>
4. Sobrina Sobri, Sam Koohi-Kamali, Nasrudin Abd. Rahim, Solar photovoltaic

generation forecasting methods: A review, *Energy Conversion and Management*, Volume 156, 2018, Pages 459-497, ISSN 0196-8904, <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2017.11.019>

5. Barhmi K, Heynen C, Golroodbari S, van Sark W. A Review of Solar Forecasting Techniques and the Role of Artificial Intelligence. *Solar*. 2024; 4(1):99-135. <https://doi.org/10.3390/solar4010005>