

ПРОГНОЗУВАННЯ НАДХОДЖЕННЯ СОНЯЧНОЇ РАДІАЦІЇ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ: ОГЛЯД

Дьомін Д.А., аспірант, Гаєвський О.Ю., проф., д.ф.-м.н.

КПІ ім. Ігоря Сікорського, кафедра відновлюваних джерел енергії

Вступ. Моделювання і прогнозування сонячної радіації часто виконується за допомогою штучних нейронних мереж (НМ). В якості вхідних даних можуть використовуватися географічні координати, метеорологічні параметри, результати прогнозування іншими методами. Навчання НС здійснюється на основі вибірок від локальних метео- та фотостанцій. До теперішнього часу опубліковано безліч робіт по прогнозуванню сонячної радіації, в яких використовуються різні моделі НС і набори вхідних даних, різні алгоритми навчання та способи оцінки результатів тестування і похибок прогнозування.

Мета роботи. Провести огляд та порівняння існуючих моделей штучних НМ для прогнозування надходження сонячної радіації. Порівняння результатів, ресурсемності обчислень та точності прогнозування на основі співставлення вхідних параметрів, моделей НМ, алгоритмів навчання НМ та точності моделей.

Матеріали і результати досліджень. Нами проаналізовано публікації останніх років, метою яких є підвищення точності прогнозів надходження сонячної радіації, як короткотермінових (хвилини, години) так і середньотермінових (доба, тиждень, місяць). Поширені параметри оцінки математичних моделей прогнозування, в тому числі за допомогою штучних НМ:

- Коефіцієнт кореляції (Correlation Coefficient – R);
- Середньоквадратичне відхилення (Root Mean Square Error – RMSE);
- (Нормалізоване) Середнє абсолютне відхилення ((Normalized) Mean Absolute Error – (n)MAE);
- (Нормалізоване) середнє абсолютне зміщення ((Normalized) Mean Bias Error – (n)MBE).

В дослідженні Корнаро та ін. [1] було розглянуто моделі прогнозування на горизонті 24 години, які застосовують результати числового прогнозу погоди (NWP), різні статистичні моделі та їх комбінації. Виключно статистична модель показала вище значення середньоквадратичного відхилення (RMSE) ніж модель на основі числового прогнозу погоди за рівного значення нормалізованого середнього абсолютного відхилення (nMAE). Різниця в RMSE обумовлено різними джерелами помилок прогнозування. NWP-моделі демонструють кращі прогнози на добових горизонтах, але мало придатні для часових прогнозів через низькі просторову та годинну роздільну здатність. Найбільшу точність згідно [1] показала комбінована модель ECMWF-MOSNN (Developed Model Output Statistic model based on ANN and ECMWF NWP data), яка заснована на нейронній мережі, стохастичних навчальних технологіях і

чисельному прогнозуванні NWP. Модель ECMWF-MOSNN дає поліпшення за RMSE на 30% в порівнянні з моделями, на яких вона заснована.

Ґрунтовний огляд моделей прогнозування надходження сонячної радіації станом на 2015 рік представлений Квазі та ін. [2]. Серед понад 370 розглянутих публікацій представлено як емпіричні, статистичні, так і моделі на основі штучних НМ. З огляду на це, моделі НМ є значно ефективнішими для задач прогнозування надходження сонячної радіації у різних кліматичних умовах. Така перевага досягається завдяки тому, що, зазвичай, модель може приймати значно більшу кількість вхідних параметрів відносно емпіричних моделей, що підвищує надійність таких прогнозів. Більше того, розглянуті моделі адаптивних нейронних систем із застосуванням нечіткої логіки, моделі багаторівневого перцептрона покращують прогнозування надходження сонячної радіації як в місячному, так і щогодинному прогнозуванні, та показують кращі результати, чим статистичні, лінійні, нелінійні та моделі, які побудовані виключно на нечіткій логіці.

Дослідження Паолі та ін. [3], а також Ахмад та ін. [4], вказує на більшу точність прогнозування надходження сонячної радіації в розрізі доби порівняно із традиційно статистичними методами: рядами Маркова, підходом Байєса, авторегресією та авторегресією із плаваючим середнім значенням (ARMA). Застосування попередньої обробки даних дозволило досягнути значення нормалізованого середньоквадратичного відхилення (nMAE) нижче 21% [3].

Лірі та Каббі [5] у своїй недавній публікації також акцентують увагу на попередній обробці даних. Застосування масок для вхідних даних (ніч, світанок, день, сутінки) дозволило досягти підвищення кореляції між вхідними та вихідними параметрами на 1.3%, також зобразило потенціал для покращення на 9.12%. Середньоквадратичне відхилення та середнє абсолютне відхилення також показали зменшення похибки між вхідними та вихідними параметрами.

Нелемегам та Амірзам [6], аналізуючи застосування різних алгоритмів навчання ШНМ для прогнозування місячного надходження сонячної радіації, підтвердили ефективність таких методів як градієнтний спуск, метод Левенберга-Марквардта, масштабований градієнт спряження.

Нижче наведемо таблицю з порівнянням різних моделей НМ для прогнозування надходження сонячної радіації.

Таблиця 1 – Порівняння результатів застосування різних моделей НМ для прогнозування сонячної радіації

Номер дослідження	Горизонт прогнозування	Вхідні параметри	Тип НМ	Кіль-ть нейронів	Максимальна похибка моделей НМ
1	2	3	4	5	6
1	години	Денне надходження радіації, середня денна температура	Feedforward	17	RMSE (%) 13.14 MBE (%) 19.00 R (%) 98.95
2	години	Місяць, день, година, температура, вологість	Feedforward	3	RMSE 0.1720 MAE 2.9971

1	2	3	4	5	6
3	години	Година, висота сонця, зенітний кут, сумарна радіації на горизонтальну поверхню, відбита сонячна радіація	Feedforward	40	RMSE (%) 6 RMAE (%) 3.5
4	години	Сумарна радіація на горизонтальну поверхню (часові ряди)	Feedforward	13	RMSE (Wh/m ²) 64.34 NRMSE 0.2003
5	місяць	Надходження сонячної радіації, тривалість сонячного періоду, температура, опади, прозорість атмосфери, вологість	Feedforward	7	MPE (%) 1.55 MBE (MJ/m ²) 0.040 RMSE (MJ/m ²) 0.746
6	місяць	Широта, довгота, висота, час	Багаторівнева Feedforward	13	RMSE (%) 8.8 (h) RMSE (mth) 4.5
7	місяць	Широта, довгота, висота, місяць, середня дифузна радіація	Feedforward з логістичною активаційною функцією	6	RMSE (%) 0.08 R ² 0.95 MPE (%) 4.96

Висновок. З аналізу застосування штучних НМ для задач прогнозування надходження сонячної радіації різних авторів, вимальовується тенденція щодо їх високої точності порівняно з іншими моделями. [1] - [3]. Крім того, попередня обробка даних суттєво підвищує якість моделей прогнозування [4], [5]. Проте, досить критичним для таких задач є якість і повнота набору даних для навчання, валідації та тестування моделей.

Перелік посилань

1. C. Cornaro, M. Pierro, and F. Bucci, "Master optimization process based on neural networks ensemble for 24-h solar irradiance forecast Numerical Weather Prediction model Model Output Statistic model," Sol. ENERGY, vol. 111, pp. 297–312, 2015.
2. A. Qazi, H. Fayaz, A. Wadi, R. Gopal, N. A. Rahim, and W. Ahmed, "The artificial neural network for solar radiation prediction and designing solar systems : a systematic literature review," J. Clean. Prod., vol. 104, pp. 1–12, 2015.
3. A. Paoli, C. Voyant, M. Muselli, and M. Nivet, "Solar radiation forecasting using ad-hoc time series preprocessing and neural networks 1."
4. T. T. L. A. Ahmad, T.N. Anderson and School, "Hourly Global Solar Irradiation Forecasting for New Zealand," p. 23.
5. D. O. Leary and J. Kubby, "Feature Selection and ANN Solar Power Prediction," J. Renew. Energy, vol. 2017, pp. 1–7, 2017.
6. P. Neelamegam and V. Arasu, "Prediction of solar radiation for solar systems by using ANN models with different back propagation algorithms," Rev. Mex. Trastor. Aliment., vol. 14, no. 3, pp. 206–214, 2016.