

УДК 620.91:004.032.26

ПРИМЕНЕНИЕ LSTM НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КОЛИЧЕСТВА ВЫРАБАТЫВАЕМОЙ СОЛНЕЧНОЙ ЭНЕРГИИ

П.Ю. Бучацкий

Адыгейский государственный университет
Россия, 385000, Майкоп, Первомайская ул., 208
E-mail: buch@adygnet.ru

С.В. Онищенко

Адыгейский государственный университет
Россия, 385000, Майкоп, Первомайская ул., 208
E-mail: osv@adygnet.ru

С.В. Теплоухов

Адыгейский государственный университет
Россия, 385000, Майкоп, Первомайская ул., 208
E-mail: tepl_sv@adygnet.ru

К.А. Кузьмин

Адыгейский государственный университет
Россия, 385000, Майкоп, Первомайская ул., 208
E-mail: k.kuzmin@adygnet.ru

Ключевые слова: прогнозирование, солнечная энергия, возобновляемые источники энергии, нейронные сети, LSTM-модель.

Аннотация: Вовлечение возобновляемых источников энергии в существующие энергетические системы сопровождается различными сложностями, одной из которых является весьма переменчивый характер таких источников энергии. В связи с этим, важной задачей является прогнозирование количества получаемой энергии в рамках определенного горизонта прогнозирования, что позволяет добиться большей гибкости в управлении и оптимизации эксплуатируемой энергетической системы. В работе рассмотрено применение LSTM-модели нейронной сети, позволяющей на основе набора исторических данных построить краткосрочный прогноз для определения количества вырабатываемой энергии с использованием солнечных преобразователей. Полученные в процессе верификации модели на тестовой выборке метрики качества и результаты, позволяют говорить о возможности использования предложенной модели в процессе эксплуатации энергетической системы с элементами фотоэлектрических преобразователей.

1. Введение

В последнее время большинство стран перешло к реализации политики энергетической трансформации, основная цель которой заключается в преобразовании энергетического сектора для достижения снижения общего уровня выбросов

парниковых и угарных газов в атмосферу, оказывающих пагубное влияние на экологическую обстановку в мире [1] (рис. 1).

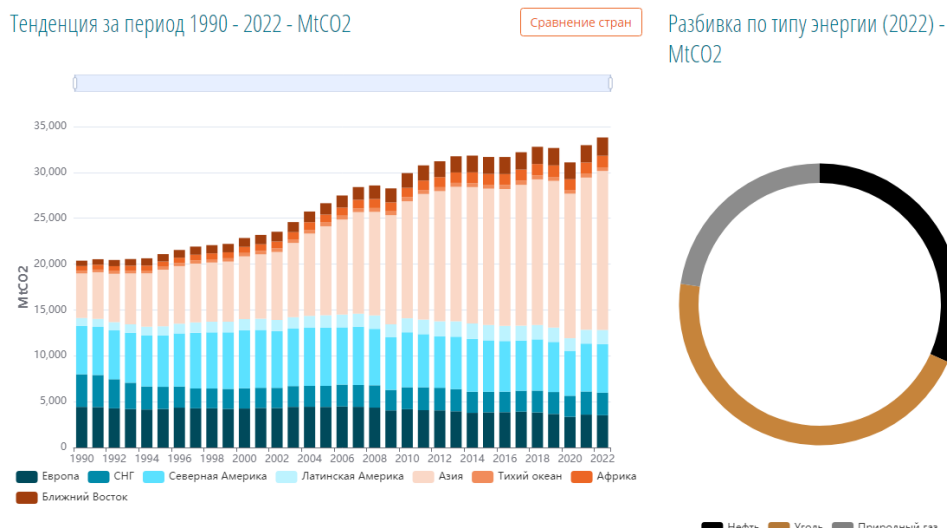


Рис. 1. Динамика выбросов CO₂ от сжигания различных видов топлива.

В качестве одного из основных инструментов реализации подобной трансформации рассматривают использование и активное вовлечение возобновляемых источников энергии, которая является более безопасной и чистой, в сравнении с традиционной энергетикой, основанной на использовании углеводородных ресурсов [2, 3].

Для эффективного вовлечения возобновляемой энергетики необходимо организовывать сложные энергетические системы, позволяющие реализовать комплексную стратегию использования нескольких источников альтернативной энергии, а также последних технологий в сфере распределения энергии и управлению эксплуатируемыми преобразователями энергии [4]. Так, на передний план выходят ключевые особенности возобновляемых источников энергии, основной из которых является неопределенность и непостоянство их характера [5, 6], в связи с чем, необходимо организовывать системы накопления перераспределения энергии, позволяющие осуществить эффективную и устойчивую эксплуатацию альтернативных видов энергии.

Построение подобных энергетических систем невозможно без использования моделей, применяемых для оценки энергетического потенциала [7, 8], позволяющих оценить эффективность использования конкретного вида энергетического ресурса в рассматриваемой области. Вторым важным типом используемых моделей являются модели прогнозирования на основе искусственного интеллекта [9], применение которых позволяет оценить количество приходящей энергии, объемы генерации или потребления энергии в рамках определенного горизонта прогнозирования, что используется для оптимизации процесса управления подобными энергетическими сетями, позволяя по полученным результатам заранее корректировать режимы функционирования гибридных энергетических систем, за счет вовлечения дополнительных источников генерации или используемых систем накопления энергии [10].

В связи с этим, в данной работе предлагается рассмотреть использование LSTM-модели нейронной сети для построения прогноза выработки энергии при использовании солнечных панелей.

2. Предлагаемый подход и используемые данные

Для проведения части исследования использовались различные методы искусственного интеллекта, применяемые как для организации процесса предварительной обработки данных, так и для построения прогнозных моделей, из которых были опробованы следующие подходы: экспоненциальное сглаживание, модель деревьев решений, модели с долгой краткосрочной памятью LSTM. Поскольку не все модели показали высокую степень адекватности и точности в ходе проверки, остановимся более подробно лишь модели прогнозирования вырабатываемой мощности на основе использования комбинации экспоненциального сглаживания на этапе предварительной обработки данных, используемой для получения более гладкой линии тренда, и нейронной сети типа LSTM. Предлагаемая схема организации гибридной модели прогнозирования вырабатываемой мощности представлена на рисунке 2.

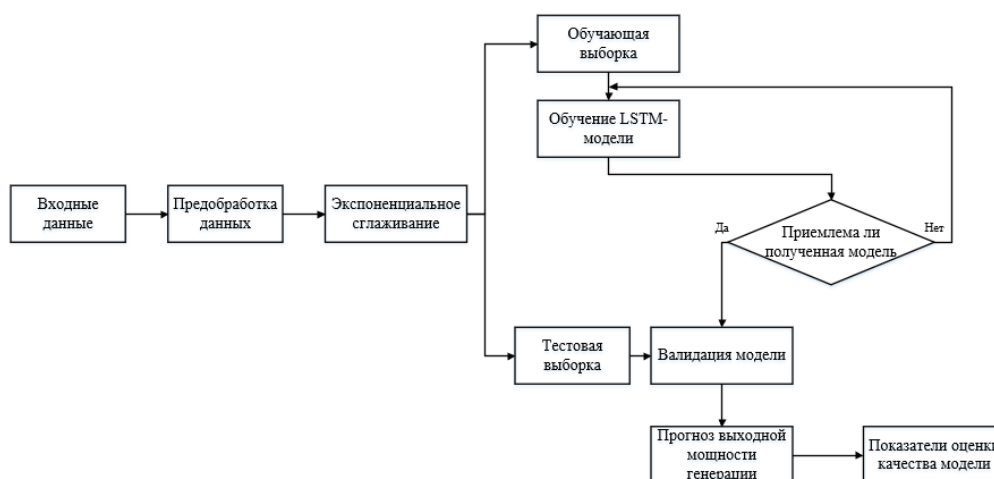


Рис. 2. Структурная схема предложенного метода прогнозирования на основе LSTM-модели.

В качестве набора данных использовались сведения о выработке количества энергии (г. Москва, географическая широта 55.65°) при использовании фотоэлектрической панели за срок около 1.5 месяцев в результате чего в модели используются данные за промежутки в 33 дня [11]. Установленная солнечная панель лишена различных эффектов затенения, а рабочее время генерации энергии лежит в интервале от 05:00 до 19:00. Таким образом, 30 дней используются для организации обучающей выборки и 3 дня в качестве тестовой выборки.

Данные записывались с интервалов в одну минуту, таким образом за один день наблюдений мы имеем 1440 записей. Важным этапом при организации модели обучения является процесс предварительной обработки данных, который позволяет избежать наличия пиковых и нестационарных элементов в исходном наборе данных (выбросов), которые пагубно влияют на эффективность использования обученной на подобных данных модели. Следовательно, методы предварительной обработки данных используются для экономии, устранения пропущенных значений и масштабирования функций.

4. Результаты

По сути, вся реализация предлагаемого подхода может быть выражена в 6 основных этапах:

- процедура предварительной обработки данных;
- осуществление экспоненциального сглаживания;
- построение тренда исходных данных;
- определения LSTM-модели;
- обучения модели LSTM;
- осуществления прогнозирования с использованием полученной модели.

В рамках реализации процедуры предварительной обработки данных был реализован алгоритм случайного леса, позволяющий строить краткосрочный прогноз для отсутствующих значений. Из-за большого числа измерений в исходных данных появились дополнительные выбросы, которые могут негативно сказываться на эффективности будущей модели, поэтому вторым этапом реализации является применение процедур экспоненциального сглаживания [Ошибка! Источник ссылки не найден.], позволяющего получить общий тренд изменения величины уровня напряжения, получаемого с фотоэлектрических панелей, результат чего представлен на рис. 3.

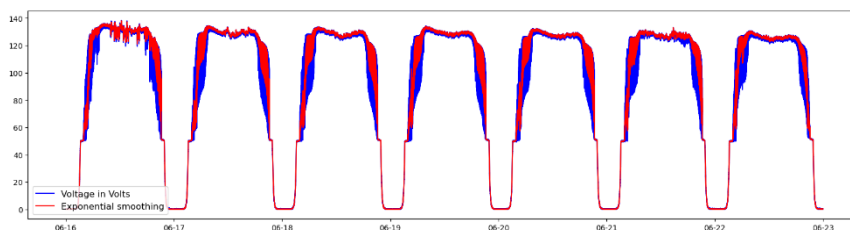


Рис. 3. Результат использования случайного леса для заполнения пропусков и процедуры экспоненциального сглаживания.

Следующий этап подразумевает построение тренда по полученным данным экспоненциального сглаживания, для чего использовалось скользящее среднее. После этого приступаем к проверке модели на тестовой выборке, результаты чего представлены на рис. 4: на рисунках ниже представлено построение прогноза для различных горизонтов прогнозирования: один, два и три дня соответственно.



Рис. 4. Результаты прогнозирования на три дня вперед.

Для определения качества полученной модели были использованы метрики оценки, результаты чего представлены в таблице 1.

Таблица 1. Метрики оценки точности прогноза предлагаемого подхода

Горизонт прогнозирования	Метрика оценки				R ²
	MAE	MAPE	RMSE	rRSME	
1 день	2.3037	34.2641	5.1870	0.0586	0.9893
2 дня	4.7504	35.4937	5.6153	0.0622	0.9871
3 дня	11.4981	59.3267	20.2237	0.2530	0.8479

5. Заключение

В данной работе была рассмотрена модель прогнозирования количества вырабатываемой энергии при использовании солнечных панелей, основанная на использовании интеллектуальных подходов, применяемых на всех основных этапах реализации предлагаемого подхода. В ходе финальной проверки с помощью метрик оценки точности и адекватности модели были получены хорошие результаты, позволяющие говорить о возможности использования рассмотренной модели для построения прогноза в энергетических системах с использованием преобразователей солнечной энергии. Полученные краткосрочные прогнозы могут быть применены в процессе управления эксплуатируемой энергетической системы, позволяя заранее оценить изменения в объеме генерации энергии и вовремя включить в работу дополнительные источники энергии или используемые системы для ее накопления.

Список литературы

1. Симанков В.С., Бучацкий П.Ю., Онищенко С.В., Теплоухов С.В. Обзор моделей оценки и прогнозирования поступления солнечной энергии // *Фундаментальные и прикладные аспекты геологии, геофизики и геоэкологии с использованием современных информационных технологий: материалы VII Международной научно-практической конференции*. Майкоп, 15-19 мая 2023 года. Майкоп: Индивидуальный предприниматель Кучеренко Вячеслав Олегович, 2023. С. 167-174.
2. Belaid F., Al-Sarhi A., Al-Mestneer, R. Balancing climate mitigation and energy security goals amid converging global energy crises: The role of green investments // *Renew. Energy*. 2023. Vol. 205. P.534-542.
3. Panwar N.L., Kaushik S.C., Kothari S. Role of renewable energy sources in environmental protection: A review // *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2011. Vol. 15. P.1513-1524.
4. Tazvinga H. et al. Distributed renewable energy technologies. *Handbook of Distributed Generation: Electric Power Technologies, Economics and Environmental Impacts*. 2017. 67 с.
5. Koutsoyiannis D. The unavoidable uncertainty of renewable energy and its management // *Proceedings of the EGU General Assembly Conference*. Vienna, Austria, 2016. P. 17-22.
6. Wang J. et al. Inherent spatiotemporal uncertainty of renewable power in China // *Nature Communications*. 2023. Vol. 14, No. 1. P. 53-79.
7. Simankov V.S., Buchatskiy P.Y., Onishchenko S.V., Teploukhov S.V. Review of Models for Estimating and Predicting the Amount of Energy Produced by Solar Energy Systems // *Russian Journal of Earth Sciences*. 2023. No. 5. P. 1-17.
8. Simankov V., Buchatskiy P., Teploukhov S., Onishchenko S., Kazak A., Chetyrbok P. Review of Estimating and Predicting Models of the Wind Energy Amount // *Energies*. 2023. Vol. 16, P. 5926.
9. Jailani N.L.M., et al. Investigating the Power of LSTM-Based Models in Solar Energy Forecasting // *Processes*. 2023. Vol. 11, No. 5. P. 1382.
10. Das C.K., et al. Overview of energy storage systems in distribution networks: Placement, sizing, operation, and power quality // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2018. Vol. 91. P. 1205-1230.
11. Датасеты – Центр интеллектуальной цифровой электроэнергетики ИПУ РАН <https://energy.ipu.ru/datasets/#power-climate-2020> (дата обращения 15.01.2024).
12. Billah B., et al. Exponential smoothing model selection for forecasting // *International journal of forecasting*. 2006. Vol. 22, No. 2. P. 239-247.