

УДК 621.311.26

DOI: 10.24160/1993-6982-2018-4-53-57

Прогноз выработки электроэнергии фотоэлектрическими электростанциями (на сутки вперед) с использованием машинного обучения

Д.В. Воротынцев, М.Г. Тягунов

Уменьшение стоимости производства, повышение коэффициента полезного действия солнечных панелей и сопряженного с генерацией оборудования являются основными путями развития солнечной энергетики в мире. Разработка и внедрение систем прогнозирования выработки объектов возобновляемой энергетики, в частности, солнечных электростанций — одно из недооцененных направлений развития возобновляемой энергетики.

Цель исследования заключается в увеличении точности прогноза на сутки, недели, месяцы, годы вперед, что приводит как к возрастанию рентабельности работы объектов ВИЭ, так и к увеличению надежности функционирования энергетической системы, что особенно важно в связи с увеличением доли ВИЭ в генерации электроэнергии России.

Возможный путь решения данной проблемы состоит в создании моделей, основанных на машинном обучении. Для их разработки и использования требуются измерения количественных параметров состояния атмосферы (температуры окружающего воздуха, скорости и направления ветра, влажности, облачности) вблизи рассматриваемой фотоэлектрической электростанции и информация об объемах генерации при данных параметрах атмосферы. Преимуществом настоящего подхода является общая универсальность и простота разработки. Однако необходимость в наличии продолжительной выборки, требуемой для тренировки модели, не позволяет использовать его для строящихся или новых фотоэлектрических электростанций.

Наиболее простая и надежная модель машинного обучения, зарекомендовавшая себя в задачах с относительно небольшой обучающей выборкой, — модель линейной регрессии, используемая в данной работе для прогноза почасовой выработки фотоэлектрической электростанции установленной мощностью 10 МВт на сутки вперед. Она позволяет снизить среднюю абсолютную погрешность прогноза на 19 % по сравнению с применяемой в настоящий момент времени моделью.

Ключевые слова: прогноз выработки, машинное обучение, солнечная энергетика.

Для цитирования: Воротынцев Д.В., Тягунов М.Г. Прогноз выработки электроэнергии фотоэлектрическими электростанциями (на сутки вперед) с использованием машинного обучения // Вестник МЭИ. 2018. № 4. С. 53—57. DOI: 10.24160/1993-6982-2018-4-53-57.

Forecasting the Power Output Produced by Photovoltaic Power Plants (for the day ahead) Using Machine Learning Techniques

D.V. Vorotyntsev, M.G. Tyagunov

Reducing the cost for manufacturing solar panels and increasing the efficiency of the panels themselves and the equipment associated with electricity generation are the main ways of developing solar energy around the world. The development and implementation of systems for forecasting the output generated by renewable energy sources (RES), in particular, solar power plants, is presently one of underestimated lines in the development of renewable energy.

The aim of the study is to improve the accuracy of forecasts made for the day, weeks, months, and years ahead, information that will help achieve more economically efficient operation of RES-based facilities, as well as more reliable operation of the power system, which is especially important in view of a growing share of RES in the generation of electricity in Russia.

One possible way to solve this problem is to develop models based on the use of machine learning techniques. For developing and using these models, it is necessary to arrange measurements of the quantitative parameters characterizing the state of the atmosphere (ambient air temperature, wind velocity and direction, humidity, and cloudiness) near the photovoltaic power station under consideration, as well as information on the amounts of generation at the given atmospheric parameters. The advantage of the suggested approach lies in its versatility and simplicity of its development. However, since an array of data sampled for a long period of time is necessary for training the model, this approach cannot be used for new photovoltaic power plants or those that are under construction.

In this study, we use the linear regression model, which is the simplest and most reliable model of machine learning that has positively proven itself in problems with a relatively small learning sample, to predict the hourly output produced by the photovoltaic power plant with an installed capacity of 10 MW for the day ahead. The use of the proposed model makes it possible to reduce the average absolute error of the forecast by 19% in comparison with that obtained with the aid of the currently applied model.

Key words: production forecast, machine learning, solar power.

For citation: Vorotyntsev D.V., Tyagunov M.G. Forecasting the Power Output Produced by Photovoltaic Power Plants (for the day ahead) Using Machine Learning Techniques. MPEI Vestnik. 2018;4:53—57. (in Russian). DOI: 10.24160/1993-6982-2018-4-53-57.

Введение

В настоящее время в России для регулирования отношений между крупными покупателями электроэнергии и генерирующими компаниями, работающими в объединенной энергосистеме, действует оптовый рынок электроэнергии и мощности. Он делится на три сектора: долгосрочных двусторонних договоров, на сутки вперед и балансирующий [2]. На рынке двусторонних договоров торговля электрической энергией осуществляется по регулируемым (РД) и свободным двусторонним договорам (СДД). В секторе регулируемых договоров ФАС России устанавливает тарифы на электроэнергию, поставляемую на оптовый рынок и покупаемую с рынка. Поставщиков и покупателей определяет администратор торговой системы. При заключении свободных двусторонних договоров участники рынка сами определяют контрагентов, цены и объемы поставки. Поставщики электроэнергии обязаны предоставить объем электроэнергии, предусмотренный договором, либо произвести его на собственных генерирующих объектах, либо приобретя по свободным двусторонним договорам или на рынке на сутки вперед (РСВ).

На РСВ продаются (покупаются) лишние (недостающие) объемы планового почасового производства или потребления электроэнергии относительно объемов регулируемых договоров. Торговля электроэнергией происходит по цене, устанавливаемой под влиянием спроса и предложения. Равновесная цена электрической энергии определяется, исходя из ценовых заявок поставщиков и покупателей соответствующей ценовой зоны с учетом необходимости обеспечения перетоков [3].

Балансирующий рынок представляет собой рынок отклонений фактического почасового производства и потребления электроэнергии от планового торгового графика и предназначен для обеспечения баланса производства и потребления в реальном времени. Генераторы, изменившие производство электроэнергии по инициативе системного оператора, получают премию. Генераторы, снизившие производство по собственной инициативе, и потребители, увеличившие нагрузку, нагружаются дополнительной платой. На балансирующем рынке поставщики подают заявки системному оператору на загрузку (отклонение «вверх») и разгрузку (отклонение «вниз») своих мощностей по сравнению с плановыми объемами, сформировавшимися на рынке на сутки вперед. В заявках указываются цены и возможные объемы увеличения производства электроэнергии, а также цены за отклонение «вниз» по инициативе системного оператора. Заявки потребителей на возможное снижение нагрузки рассматриваются наравне с заявками генерирующих компаний на увеличение производства. При возникновении небаланса в энергосистеме системный оператор увеличивает про-

изводство электроэнергии или ограничивает нагрузку потребителей-регуляторов, начиная с указавших минимальные цены в заявках [4].

Мощность генерации фотоэлектрических электростанций (ФЭС) без накопителей может меняться в течение дня в пределах от нуля до установленной мощности. Это вызвано не только изменением освещенности в течение дня, но и другими параметрами атмосферы: облачностью, осадками, скоростью ветра, температурой, влажностью [5]. С другой стороны, станция, работающая в ЕЭС России, должна вырабатывать мощность согласно заданному графику. Любое отклонение приведет либо к штрафам (в случае недовыработки), либо к недополучению прибыли (в случае перевыработки). В подобных условиях создание системы прогнозирования часовой выработки электроэнергии объектов ВИЭ на сутки вперед, в частности солнечных электростанций, позволит повысить экономическую эффективность подобных объектов.

Описание исходных данных

Цель данной работы — разработка более точной системы прогнозирования почасовой выработки ФЭС на сутки вперед. Для ее достижения разработана математическая модель с использованием теоретических часовых значений прихода прямой и диффузной составляющих солнечного излучения (СИ) и с учетом фактической погоды.

Исходными данными послужили фактические часовые значения выработанной энергии ФЭС за период с марта 2014 по июль 2016 гг. Из исходной выборки исключены часы с пониженной выработкой, связанной с ремонтом оборудования станции или выходом из строя ЛЭП или оборудования ФЭС (аварийные и послеаварийные часы отмечены в архиве специальным маркером).

Архив погоды, состоящий из температуры атмосферного воздуха T , относительной влажности RH , облачности нижнего Cl и верхнего Ch ярусов на метеорологической станции в Кош-Агаче за тот же период с шагом в три часа получен из архива погодного информационного сайта. Удаленность метеорологической станции от ФЭС не превышает трех километров, что свидетельствует о малом расхождении наблюдаемой погоды на метеостанции и на ФЭС. Для получения состояния атмосферы для каждого часа использовалась линейная интерполяция промежутка между соседними трехчасовыми наблюдениями.

Среднемесячные часовые значения прихода прямой R_{dir} и диффузной R_{dif} составляющих СИ на горизонтальную приемную площадку при средних условиях облачности получены из базы данных [6]. Коэффициент пересчета прихода прямой составляющей СИ с горизонтальной площадки на произвольно-ориентированную $k_{dir}(t)$ для каждого часа рассчитан по формуле [7]:

$$k_{dir}(t) = \frac{\sin(\beta) \cos(a_c(t)) \cos(A_{mn} - A_c(t)) + \cos(\beta) \sin(a_c(t))}{\sin(a_c(t))},$$

где β — угол наклона солнечных панелей; A_{mn} — азимут солнечных панелей; $a_c(t)$, $A_c(t)$ — высота и азимут Солнца в момент времени t .

Формула расчета коэффициента пересчета прямой составляющей СИ верна при условии, что $a_c > 0$ (Солнце находится над горизонтом) и $A_c + 90^\circ > A_{mn} > A_c - 90^\circ$, в противном случае $k_{dir}(t) = 0$. Угол наклона солнечных панелей ФЭС β составляет 35° , они направлены строго на юг, $A_{mn} = 180^\circ$. Высота и азимут Солнца рассчитаны по алгоритму, разработанному национальной лабораторией возобновляемых источников энергии [8].

Коэффициент пересчета диффузной составляющей СИ k_{dif} с горизонтальной площадки на произвольно-ориентированную для каждого часа определен исходя из предположения о равномерности распределения диффузной составляющей солнечного излучения по небосводу [9]:

$$k_{dif} = (180^\circ - \beta) / 180^\circ.$$

Математическая модель

Для прогнозирования выработки ФЭС использована модель линейной регрессии. Задача прогнозирования сводится к задаче минимизации целевой функции $J(\theta)$:

$$J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (y_i - h_\theta(x_i))^2,$$

где m — число наблюдений в выборке; y_i — фактическая выработка солнечной электростанции для i -го часа; $h_\theta(x_i)$ — прогноз выработки для i -го часа,

$$h_\theta(x)_i = \sum_{j=1}^n x_j^i \theta_j,$$

где x_j^i — зависимые переменные для i -го наблюдения; θ_j — весовые коэффициенты; n — количество зависимых переменных.

Для поиска минимума функции $J(\theta)$ был использован градиентный спуск [10]:

$$\theta = \theta - \lambda \nabla J(\theta),$$

где λ — шаг градиентного спуска (принят постоянным); $\nabla J(\theta)$ — градиент функции $J(\theta)$.

В начале расчета весовые коэффициенты θ_j равны нулю.

В качестве функции прогноза рассмотрена модель с восьмью независимыми переменными: R_{dir} , R_{dif} , k_{dir} , k_{dif} , T , RH , Cl , Ch . В ней предполагалось, что мощность ФЭС пропорциональна произведению теоретического

прихода СИ на произведение температуры атмосферного воздуха, относительной влажности, облачности нижнего и верхнего ярусов атмосферы, заданных степенными полиномами

$$P(t) \sim (R_{dir}(t)k_{dir}(t) + R_{dif}(t)k_{dif}(t)) \sum_{i_1=0}^{n_1} T^{i_1}(t) \times \sum_{i_2=0}^{n_2} RH^{i_2}(t) \sum_{i_3=0}^{n_3} Cl^{i_3}(t) \sum_{i_4=0}^{n_4} Ch^{i_4}(t),$$

где $n_1 - n_4$ — степени соответствующего полинома.

Функция $h_\theta(x)$, получается в результате раскрытия скобок и умножения каждого члена на весовой коэффициент θ_j .

Результаты и обсуждение

За метрику качества прогноза в данной работе приняты среднеквадратическая (MSE) и средняя абсолютная (MAE) ошибки модели:

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - h_\theta(x_i))^2;$$

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - h_\theta(x_i)|,$$

где y — среднее арифметическое значение всех наблюдений; m — количество наблюдений в выборке.

Разработанную модель оценивали с помощью перекрестной проверки с $k = 5$. Ее суть состоит в том, что исходная выборка наблюдений делится на k примерно равных частей. Затем на $k - 1$ частях данных проводится обучение модели, а оставшаяся часть данных используется для тестирования. Процедура повторяется k раз. В итоге каждая из k частей данных используется для тестирования. В качестве оценки качества модели берутся средние значения по k частям:

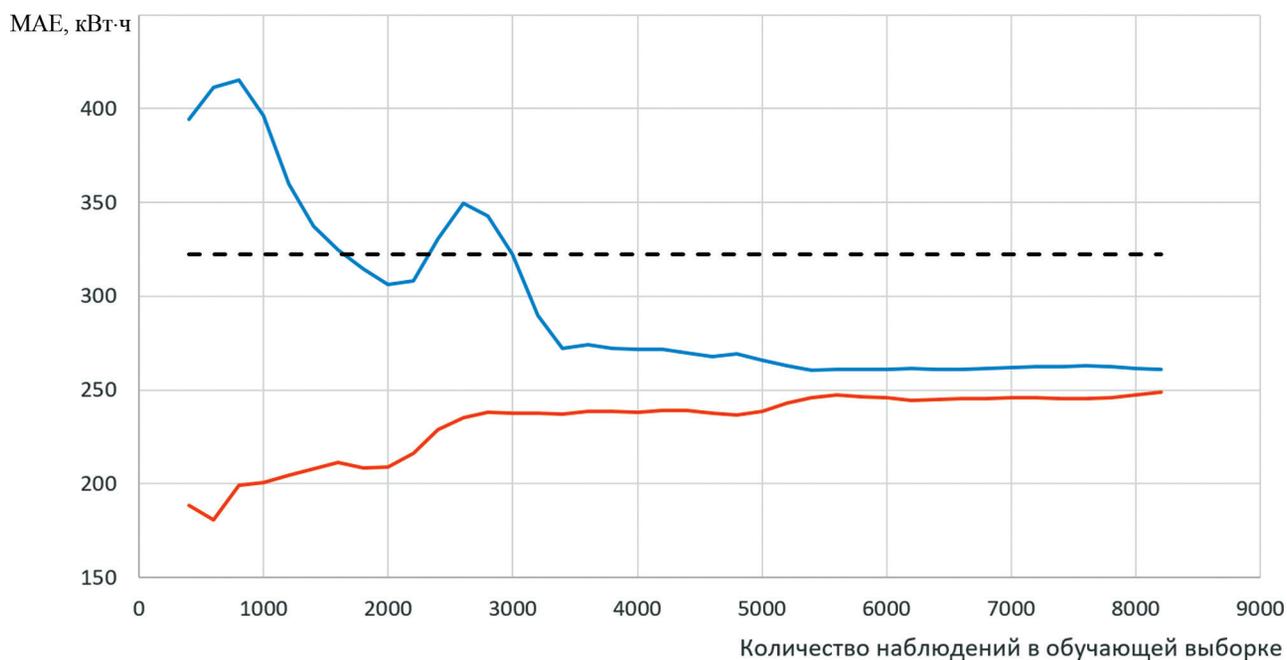
$$MSE = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \left(\frac{1}{m_k^{test}} \sum_{i=1}^{m_k^{test}} (y_i - h_\theta(x_i))^2 \right);$$

$$MAE = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \left(\frac{1}{m_k^{test}} \sum_{i=1}^{m_k^{test}} |y_i - h_\theta(x_i)| \right),$$

где k — количество делений исходной выборки; m_k^{test} — количество наблюдений для тестирования в k -й подвыборке.

Оценка качества используемой в настоящий момент модели выполнена за период с марта по октябрь 2015 г. по прогнозам и фактической выработанной мощности ФЭС за данный период. Показатели качества модели приведены в таблице, а кривая обучения изображена на рисунке.

Средняя абсолютная ошибка прогноза описанной модели ниже, чем у используемой в настоящее время на 61,11 кВт·ч (снижение на 19%). Это получается бла-



Кривая обучения модели

Результаты тестирования моделей

Модель	Количество наблюдений в тестовой выборке	MSE, (кВт·ч) ²	MAE, кВт·ч
Используемая в настоящий момент	6768	474704	322,30
Предложенная	2790	241170	261,19

годаря учету погоды при прогнозировании выработки ФЭС. Однако, как видно из кривой обучения, значительное улучшение модели происходит на отрезке от 200 до примерно 5500 наблюдений, после чего точность модели увеличивается незначительно.

Заключение

Описано создание более точной системы прогнозирования почасовой выработки ФЭС на сутки вперед. Полученные результаты свидетельствуют о том, что при длине выборки от 3000 наблюдений разработанная математическая модель обладает большей точностью прогноза, чем существующая и используемая в настоящее время. К преимуществам разработанной модели можно отнести возможность гибкой подстройки под конкретную электростанцию при наличии архивов информации о выработанной мощности и фактической погоде.

Литература

1. **Renewable Energy Prospects for the Russian Federation (REmap working paper)** [Электрон. ресурс] http://irena.org/remap/IRENA_REmap_Russia_findings_2017_RU.pdf (дата обращения 05.04.2017).

2. **Постановление** Правительства Российской Федерации № 1172 от 27.12.2010 «Об утверждении Правил оптового рынка электрической энергии и мощности и о внесении изменений в некоторые акты Правительства Российской Федерации по вопросам организации функционирования оптового рынка электрической энергии и мощности».

3. **Максимов Б.К., Молодюк В.В.** Теоретические и практические основы рынка электроэнергетики. М.: Изд-во МЭИ, 2008.

4. **Договор** о присоединении к торговой системе оптового рынка. Прил. 12. Регламент определения объемов, инициатив и стоимости отклонений [Электрон. ресурс] <http://www.np-sr.ru/regulation/joining/reglaments/?ssFolderId=58> (дата обращения 05.04.2017).

5. **Touati F.A., Al-Hitmi M.A., Bouchech H.J.** Study of the Effects of Dust, Relative Humidity, and Temperature on Solar PV Performance in Doha: Comparison between Monocrystalline and Amorphous PVS // Intern. J. Green Energy. 2013. V. 10. No. 7. Pp. 680—689.

6. **Научно-прикладной справочник** по климату СССР. СПб.: Гидрометеоздат, 1993. Сер. 3. Вып. 20. С. 96—104.

7. **Jäger K. e. a.** Solar Energy-fundamentals, Technology, and Systems. Delft: Delft University of Techn., 2014. Pp. 241—242.

8. **Reda I., Andreas A.** Solar Position Algorithm for Solar Radiation Applications // Solar energy. 2004. V. 76. No. 5. Pp. 577—589.

9. **Виссарионов В.И. и др.** Солнечная энергетика. М.: Издательский дом МЭИ, 2008. С. 126—128.

10. **Глебов Н.И., Кочетов Ю.А., Плясунов А.В.** Методы оптимизации. Новосибирск: Изд-во НГУ, 2000. С. 66—68.

References

1. **Renewable** Energy Prospects for the Russian Federation (REmap working paper) [Elektron. Resurs] http://irena.org/remap/IRENA_REmap_Russia_findings_2017_RU.pdf (Data Obrashcheniya 05.04.2017).

2. **Postanovlenie** Pravitel'stva Rossiyskoy Federatsii № 1172 ot 27.12.2010 «Ob Utverzhdenii Pravil Optovogo Rynka Elektricheskoy Energii i Moshchnosti i o Vnesenii Izmeneniy v Nekotorye Akty Pravitel'stva Rossiyskoy Federatsii po Voprosam Organizatsii Funktsionirovaniya Optovogo Rynka Elektricheskoy Energii i Moshchnosti». (in Russian).

3. **Maksimov B.K., Molodyuk V.V.** Teoreticheskie i Prakticheskie Osnovy Rynka Elektroenergii. M.: Izd-vo MPEI, 2008. (in Russian).

4. **Dogovor** o Prisoedinenii k Torgovoy Sisteme Optovogo Rynka. Pril. 12. Reglament Opredeleniya Ob'emov, Initsiativ i Stoimosti Otkloneniy [Elektron. Resurs] <http://www.np-sr.ru/regulation/joining/reglaments/?ssFolderId=58> (Data Obrashcheniya 05.04.2017). (in Russian).

5. **Touati F.A., Al-Hitmi M.A., Bouchech H.J.** Study of the Effects of Dust, Relative Humidity, and Temperature on Solar PV Performance in Doha: Comparison between Monocrystalline and Amorphous PVS. Intern. J. Green Energy. 2013;10;7:680—689.

6. **Nauchno-prikladnoy Spravochnik** po Klimatu SSSR. SPb.: Gidrometeoizdat, 1993;3;20:96—104. (in Russian).

7. **Jäger K. e. a.** Solar Energy-fundamentals, Technology, and Systems. Delft: Delft University of Techn., 2014:241—242.

8. **Reda I., Andreas A.** Solar Position Algorithm for Solar Radiation Applications. Solar energy. 2004;76;5: 577—589.

9. **Vissarionov V.I. i dr.** Solnechnaya Energetika. M.: Izdatel'skiy Dom MPEI, 2008:126—128. (in Russian).

10. **Glebov N.I., Kochetov Yu.A., Plyasunov A.V.** Metody Optimizatsii. Novosibirsk: Izd-vo NGU, 2000: 66—68. (in Russian).

Сведения об авторах

Воротынцев Денис Владимирович — магистрант НИУ «МЭИ»

Тягунов Михаил Георгиевич — доктор технических наук, профессор кафедры гидроэнергетики и возобновляемых источников энергии НИУ «МЭИ», e-mail: nvie@fee.mpei.ac.ru

Information about authors

Vorotyntsev Denis V. — Undergraduate of NRU MPEI
Tyagunov Mikhail G. — Dr.Sci. (Techn.), Professor of Hydro Power Engineering and Renewable Energy Sources Dept., NRU MPEI, e-mail: nvie@fee.mpei.ac.ru

Статья поступила в редакцию 15.08.2017