

Имитационная модель обработки данных ветроэлектростанции на основе нейронной сети

А.Г. Лалаян, Р.Г. Болбаков, Н.В. Братусь

Аннотация — В настоящее время растет спрос на экологически безопасную энергию. При увеличении уровня внедрения такого типа электростанций в энергетику, растет потребность в прогнозировании выработки этих станций. Прогнозирование выработки электроэнергии является необходимым процессом для любой электростанции, сложность его варьируется в зависимости от типа станции. Одним из самых сложных в техническом плане является прогнозирование выработки ВЭС.

Сложность данного процесса можно связать со строгой зависимостью станции от погодных условий и тем, каким образом ветряки будут затенять друг друга при тех или иных погодных условиях. Также сложность данных вычислений заключается в том, что непосредственно на ветряных установках не размещаются метеовышки, поэтому необходимо рассчитать математическую модель прогнозирования метеоданных, опираясь на данные с ближайших метеовышек.

Для прогнозирования данных используются нейронные сети с методом обратного распределения ошибки для обновления весов перцептрона.

В этой статье рассматривается подход к прогнозированию выработки ВЭС с помощью нейронной сети. Рассматриваются подходящие процессу математические модели и сравнивается их точность. Описана архитектура нейронов, подходящий для подобных вычислений тип нейросети, метод вычисления весов в ней, функции активации сети и метод вычисления градиента.

Ключевые слова — ВЭС, прогнозирование, Нейронная сеть.

I. ВВЕДЕНИЕ

В современном мире все больше и больше уделяется внимания зеленой энергетике. Потребность в прогнозировании текущей продуктивности ВЭС зависит от уровня внедрения ветровой энергетике. Считается, что при части установленной мощности ВЭС в общем объеме генерирующих мощностей на уровне 5 % необходимость в точном прогнозировании становится высокой, а для уровня 10 % и выше – критически необходимой, так как при возрастании уровня внедрения ветровой энергетике, растет влияние случайных факторов на всю энергосистему, что усложняет ее планирование. При этом растет

необходимость в резервных мощностях энергосистемы. Поэтому для интегрирования ВЭС в энергосистему, особенно при больших мощностях, необходимо иметь инструмент для предсказания их предстоящей выработки. Методы прогнозирования выработки ВЭС в Европе разрабатываются на протяжении последних 20 лет, при этом обычно рассматривают 48-часовой интервал времени. Сложность методов выбирается в зависимости от степени внедрения ветроэнергетики и требований местных операторов сетей.

В основном принимают, что скорость ветра и направление ветра взаимно независимы. Поэтому поправочные коэффициенты скорости и направления ветра можно использовать по отдельности, внутри сектора направлений ветра одно и то же направление ветра меняется независимо от его скорости.

Как правило, в реальных условиях невозможно определить опорную точку, в которой можно провести измерения без влияния различных изменений, вызванных работой ВЭС. В таком случае для оценки ветровых характеристик в опорной точке проводят сопоставления ветрового режима до возведения ВЭС с помощью дополнительных измерений, проведенных за пределами территории ВЭС.

Основной принцип сравнения измерений в опорной точке скорости ветра и направления с измерениями в дополнительной точке и является использованием метода группировки данных. Группировку данных, полученных в результате измерений в дополнительной точке, проводят по направлениям ветра в секторах не больше 30°. На каждый сектор направления накладывается линейная регрессия для установления связи между данными по скорости ветра в дополнительной точке измерений и данными, полученными в опорной точке. Также вычисляют сдвиг среднего значения направления по данным направления ветра, полученным одновременно в двух местах.

II. Разработка статистических моделей прогнозирования

Для прогнозирования выработки ВЭС используются метеорологические данные ветра, то есть его скорость и направление. Особенно это важно для ВЭС, располагающихся на территориях с непростым ландшафтом. Такие метеоданные имеют пространственную зависимость. Такие зависимости, хоть и имеют значительные колебания, образуют на больших интервалах (годовых, например) статистическую сходимости. Методы прогнозирования ветровой энергии можно разделить на две категории – физические и статистические. Первые исследуют ряд физических особенностей атмосферы и ее

А.Г. Лалаян, РТУ МИРЭА (e-mail: darksoul-22@mail.ru).

Р. Г. Болбаков, к.т.н. доцент, зав. каф. ИИПО института ИТ РТУ МИРЭА (e-mail: Bolbakov@mirea.ru).

Н.В. Братусь, ассистент кафедры ИИПО Института ИТ РТУ МИРЭА (e-mail: bratus@mirea.ru)

взаимодействия с поверхностью земли, вторые базируются на статистических закономерностях среди массива результатов непосредственных измерений на данной площадке ВЭС. Обычно типовые методы используют одновременно как физические, так и статистические модели.

Статистическая модель:

Среднее значение скорости ветра V_{ci} и среднеквадратичное отклонение s_i вычислялись по формулам [1]:

$$\begin{aligned} V_{ci} &= 1/ni \\ &\times \sum_1^{ni} V_i \\ D_x &= 1/n \\ &\times \sum_1^n (V_i - V_c)^2 \\ \sigma_i &= \sqrt{1/n \times \sum_1^n (V_i - V_c)^2} \end{aligned}$$

Вероятность P_i появления тех или иных максимумов и минимумов скорости ветра вычисляется по формулам [2]:

$$\begin{aligned} \gamma &= \sigma/V_c \\ V_{max} &= V_c + t \times \sigma = V_c \times (1 + t \times \gamma) \\ V_{min} &= V_c - t \times \sigma = V_c \times (1 - t \times \gamma), \end{aligned}$$

где t - нормированное отклонение или стандарт,
 γ - коэффициент вариации скорости.

III. Вейвлет-анализ данных в прогнозировании

Вейвлет-преобразование — интегральное преобразование, которое представляет собой свертку вейвлет-функции с сигналом. Вейвлет-преобразование переводит сигнал из временного представления в частотно-временное [3].

Способ преобразования функции (или сигнала) в форму, которая или делает некоторые величины исходного сигнала более поддающимися изучению, или позволяет сжать исходный набор данных. Вейвлетное преобразование сигналов является обобщением спектрального анализа.

Анализ исходных данных является наиболее важной частью любой модели прогнозирования. На сегодняшний день для анализа данных широко применяется возможности вейвлет-преобразования. В отличие от классических форм, например, ряды Фурье, вейвлет-преобразование помогают рассмотреть необходимый временной ряд не только во временной, но и в частотной плоскости [4].

В качестве инструмента для анализа скорости ветра и электропотребления был принят аппарат дискретного вейвлет-преобразования. Материнской функцией принят вейвлет Добеши 4 порядка. Данный вейвлет представляет из себя вейвлет с компактным носителем и с m нулевыми моментами, необходимых для обеспечения хороших свойств, приближения вейвлет-

разложения, что наиболее важно в случае с временным рядом, не имеющим явной функции, которая его бы описывала [5].

Дискретное вейвлет-преобразование (DWT) — реализация вейвлет-преобразования. Для выделения составляющих графика скорости ветра и электропотребления на практике применяют декомпозицию ряда — разложение на аппроксимирующие и детализирующие компоненты. То есть ряд представляется в виде низкочастотных и высокочастотных составляющих. Многоуровневое одномерное вейвлет-преобразование, которое выполняет разложение сигнала до уровня N , вычисляет аппроксимирующие и детализирующие коэффициенты каждого уровня разложения [6].

$$f_0(x) = \sum c_n \times \phi_{0,n}(x) \times V_0$$

$$f_0(x) = \sum_1^k (c_k \times \phi_k(x)) + \sum_1^k (d_k \times \psi_k(x))$$

Как следствие и исходных сигнал будет представлен совокупностью коэффициентов. Так определяются дискретные ряды вейвлетов (DTWS) [7].

Далее восстанавливаются графики аппроксимирующей функции третьего уровня, детализирующей функций первого, второго третьего уровня.

Подход целесообразен, если прогнозируемый временной ряд включает в себя короткие компоненты с большой амплитудой и протяженные низкочастотные компоненты.

IV. Анализ алгоритмов нейросетей

Для реализации нейросети с данным функционалом стоит использовать метод обратного распространения ошибок.

Метод обратного распространения ошибки — метод вычисления градиента, который используется при обновлении весов многослойного перцептрона. Это итеративный градиентный алгоритм, который используется с целью минимизации ошибки работы многослойного перцептрона и получения желаемого выхода.

Основная идея этого метода состоит в распространении сигналов ошибки от выходов сети к её входам, в направлении обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы. Для возможности применения метода обратного распространения ошибки передаточная функция нейронов должна быть дифференцируема. Метод является изменением классического метода градиентного спуска.

Функции активации такой сети:

Для активации чаще всего используются следующие сигмоиды [8]:

- Экспоненциальная сигмоида

$$f(s) = 1/(1 + e^{-2as})$$

- Рациональная сигмоида

$$f(s) = s/(|s| + \alpha)$$

- Гиперболический тангенс

$$f(s) = th(s/\alpha)$$

Наименьшее количество процессорного времени, по сравнению с другими сигмоидами, требует расчет рациональной сигмоиды. Для вычисления гиперболического тангенса требуется больше всего времени. Если же сравнивать с пороговыми функциями активации, то сигмоиды рассчитываются очень медленно. Если после суммирования в пороговой функции сразу можно начинать сравнение с определенной величиной (порогом), то в случае сигмоидальной функции активации нужно рассчитать сигмоид (затратить время в лучшем случае на три операции: взятие модуля, сложение и деление), и только потом сравнивать с пороговой величиной (например, нулем). Если считать, что все простейшие операции рассчитываются процессором за примерно одинаковое время, то работа сигмоидальной функции активации после произведенного суммирования (которое займет одинаковое время) будет медленнее пороговой функции активации в 4 раза [9].

V. Описание метода

Метод используется для эффективного обучения нейронной сети с помощью так называемого цепного правила (правила дифференцирования сложной функции). Проще говоря, после каждого прохода по сети обратное распространение выполняет проход в обратную сторону и регулирует параметры модели (веса и смещения) [10]. Имеет вид многослойного перцептрона.

Состоит из: входного слоя, скрытого слоя, выходного слоя [11].

- Входной слой содержит изначальные данные
- Скрытый слой содержит скрытые нейроны, в которых конечные значения вычисляются с использованием z – взвешенных входов в слое i и a_i активаций в слое L . Уравнения вычисления:

$$z_i = W_{i-1}a_{i-1} + b_{i-1}$$

$$a_i = f(z_i)$$

- Выходной слой содержит прогнозируемые значения:

$$s_i = W_i a_i$$

Процесс прохождения данных по нейронной сети имеет вид [12]:

1. входной слой

2. значение нейрона на первом скрытом слое
3. значение активации на первом скрытом слое
4. значение нейрона на втором скрытом слое
5. значение активации на втором скрытом уровне
6. выходной слой

Обратное распространение направлено на минимизацию функции потерь путем корректировки весов и смещений сети. Степень корректировки определяется градиентами функции потерь по отношению к этим параметрам [13].

Градиентом функции $C(x_1, x_2, \dots, x_m)$ в точке x называется вектор частных производных C по x [14].

$$\delta C / \delta x = [\delta C / \delta x_1, \delta C / \delta x_2, \dots, \delta C / \delta x_m]$$

Производная функции C отражает чувствительность к изменению значения функции (выходного значения) относительно изменения ее аргумента x (входного значения). Другими словами, производная говорит нам в каком направлении движется C [15].

Градиент показывает, насколько необходимо изменить параметр x (в положительную или отрицательную сторону), чтобы минимизировать C [16].

Вычисление этих градиентов происходит с помощью метода, называемого цепным правилом.

VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной статье были рассмотрены и сравнены между собой математические методы прогнозирования метеоданных. Рассмотрены принципы и средства программной поддержки ветряных электростанций в прогнозировании выработки электроэнергии, основываясь на метеоданных.

Рассмотрены архитектура, создание и механика обучения нейронной сети.

В статье было введено понятие мета-генератора как программы, производящей генераторы проблемно-ориентированных программ на основе их исходного кода. Описывается структура программы мета-генератора.

Дальнейшее развитие указанной в статье проблематики подразумевает внедрение описанной программы и рассмотрение смежных подходов, обладающих синергетическим потенциалом по отношению к предложенному методу.

БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] Елистратов В. В., Чернова А. В. Долгосрочное прогнозирование параметров энергетических комплексов ВЭС-ГЭС

- //Альтернативная энергетика и экология. – 2014. – №. 6 (146). – С. 36-44.
- [2] Манусов В. З. и др. Повышение степени интеграции ветроэнергетических станций в энергосистему путем использования у системного оператора математических моделей прогнозирования ветра и электропотребления //Проблемы региональной энергетики. – 2017. – №. 3 (35).
- [3] Хаймович И. Н., Мартынов И. В. ПОЛУЧЕНИЕ МОДЕЛЕЙ ЗАВИСИМОСТИ ВРЕМЕНИ РАБОТЫ АЛГОРИТМА ФЛОЙДА И АЛГОРИТМА ДЕЙКСТРЫ ОТ КОЛИЧЕСТВА ВЕРШИН В ГРАФЕ В СУБД POSTGRESQL //Вестник Международного института рынка. – 2018. – №. 2. – С. 137-141.
- [4] Курбачкий В. Г., Шакиров В. А. Методическое и программное обеспечение для оценки ветроэнергетического потенциала северо-востока России //Вестник Иркутского государственного технического университета. – 2020. – Т. 24. – №. 1 (150). – С. 145-163.
- [5] Романов Д. Е. Нейронные сети обратного распространения ошибки //Инженерный вестник Дона. – 2009. – Т. 9. – №. 3.
- [6] Ивановский М. Н., Шафеева О. П. Применение метода обратного распространения ошибки для обучения нейронной сети //ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В НАУКЕ И ПРОИЗВОДСТВЕ. – 2018. – С. 39-43.
- [7] Горелова А. В., Любимова Т. В. Алгоритм обратного распространения ошибки //Наука и современность. – 2015. – №. 38.
- [8] Кадетова А. А., Осипенко Н. Б. РЕАЛИЗАЦИЯ ОДНОСЛОЙНОГО ПЕРСЕПТРОНА НА ЯЗЫКЕ PYTHON. – 2020.
- [9] Мировой опыт интеграции ветропарков значительной мощности в энергосистему // [http://www.ewa.org/051215 Grid report.pdf](http://www.ewa.org/051215%20Grid%20report.pdf)
- [10] Зорин В.В., Тисленко В.В. Системы электроснабжения общего назначения.- Чернигов: ЧГТУ, 2005.- 341 с.
- [11] Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс. Пер. с англ. Н. Н. Куцусуль, А. Ю. Шелестова. 2-е изд., испр. — М.: Издательский дом Вильямс, 2008, 1103 с.
- [12] Chang, W.Y. "Short Term Wind Power Forecasting Using EPSO Based Hybrid Method. Energies", 2013, no. 6, pp. 4879-4896. <http://dx.doi.org/10.3390/en6094879>.
- [13] Manusov V.Z., Khaldarov Sh.K., Boiko K.N. [Development of a device for flexible regulation of active and reactive power flows for effective integration of wind power plants into the power system]. Materialy XIII mezhdunarodnoi konferentsii «Aktual'nye problemy elektronnoy priborostroeniya» APEP-2014, V 7 tomakh [The Materials of the XIII International Conference "Actual Problems of Electronic Instrument Engineering" APEIE-2014, In 7 volumes]. Novosibirsk, 2016, pp. 64-66. (In Russian).
- [14] Chang, W.Y. "Comparison of Three Short Term Wind Power Forecasting Systems. Advanced Materials Research", 2013, no. 684, pp. 671-675. <http://dx.doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.684.671>.
- [15] Sideratos G., Hatzigiorgiou N.D. "An Advanced Statistical Method for Wind Power Forecasting". IEEE Transactions on Power Systems, 2007, no. 22, pp. 258-265. <http://dx.doi.org/10.1109/TPWRS.2006.889078>.
- [16] Lange M., Focken U. "New Developments in Wind Energy Forecasting". Proceedings of the 2008 IEEE Power and Energy Society General meeting, Pittsburgh, 20-24 July 2008, pp. 1-8.

Simulation model for data processing of a wind farm based on a neural network

A.G. Lalaian, R.G. Bolbakov, N.V. Bratus

Annotation — There is a growing demand for environmentally friendly energy. With an increase in the level of implementation of this type of power plants in the energy sector, the need for forecasting the generation of these plants is growing. Electricity generation forecasting is a necessary process for any power plant, its complexity varies depending on the type of plant. One of the most technically difficult is forecasting the generation of wind farms.

The complexity of this process can be associated with the strict dependence of the station on weather conditions and how the windmills will shade each other under certain weather conditions. Also, the complexity of these calculations lies in the fact that meteorological towers are not placed directly on wind turbines, so it is necessary to calculate a mathematical model for forecasting meteorological data based on data from nearby meteorological towers.

To predict the data, neural networks are used with the method of inverse error distribution to update the weights of the perceptron.

This article discusses an approach to forecasting the generation of wind farms using a neural network. Mathematical models suitable for the process are considered and their accuracy is compared. The architecture of neurons, the type of neural network suitable for such calculations, the method for calculating weights in it, the activation functions of the network, and the method for calculating the gradient are described.

Key words— WPP, forecasting, Neural network.

REFERENCES

- [1] Elistratov V. V., Chernova A. V. Dolgosrochnoe prognozirovanie parametrov jenergeticheskikh kompleksov VJeS-GJeS //Alternativnaja jenergetika i jekologija. – 2014. – #. 6 (146). – S. 36-44.
- [2] Manusov V. Z. i dr. Povyshenie stepeni integracii vetrojenergeticheskikh stancij v jenergosistemu putem ispol'zovanija u sistemnogo operatora matematicheskikh modelej prognozirovanija vetra i jelektropotreblenija //Problemy regional'noj jenergetiki. – 2017. – #. 3 (35).
- [3] Hajmovich I. N., Martynov I. V. POLUCHENIE MODELEJ ZAVISIMOSTI VREMENI RABOTY ALGORITMA FLOJDA I ALGORITMA DEJKSTRY OT KOLICHESTVA VERSHIN V GRAFE V SUBD POSTGRESQL //Vestnik Mezhdunarodnogo instituta rynka. – 2018. – #. 2. – S. 137-141.
- [4] Kurbackij V. G., Shakirov V. A. Metodicheskoe i programmnoe obespechenie dlja ocenki vetrojenergeticheskogo potenciala severo-vostoka Rossii //Vestnik Irkutskogo gosudarstvennogo tehničeskogo universiteta. – 2020. – T. 24. – #. 1 (150). – S. 145-163.
- [5] Romanov D. E. Nejronnye seti obratnogo rasprostranenija oshibki //Inzhenernyj vestnik dona. – 2009. – T. 9. – #. 3.
- [6] Ivanovskij M. N., Shafeeva O. P. Primenenie metoda obratnogo rasprostranenija oshibki dlja obuchenija nejronnoj seti //INFORMACIONNYE TEHNOLOGII V NAUKE I PROIZVODSTVE. – 2018. – S. 39-43.
- [7] Gorelova A. V., Ljubimova T. V. Algoritm obratnogo rasprostranenija oshibki //Nauka i sovremennost'. – 2015. – #. 38.
- [8] Kadetova A. A., Osipenko N. B. REALIZACIJA ODNOSLOJNOGO PERSEPTRONA NA JaZYKE PYTHON. – 2020.
- [9] Mirovoj opyt integracii vetroparkov znachitel'noj moshhnosti v jenergosistemu // [http://www.ewa.org/051215 Grid report.pdf](http://www.ewa.org/051215%20Grid%20report.pdf)

- [10] Zorin V.V., Tislenko V.V. Sistemy jelektrosnabzhenija obshhego naznachenija.- Chernigov: ChGTU, 2005.- 341 s.
- [11] Hajkin S. Nejronnye seti: Polnyj kurs. Per. s angl. N. N. Kussul', A. Ju. Shelestova. 2-e izd., ispr. — M.: Izdatel'skij dom Vil'jams, 2008, 1103 s.
- [12] Chang, W.Y. "Short Term Wind Power Forecasting Using EPSO Based Hybrid Method. Energies", 2013, no. 6, pp. 4879-4896. <http://dx.doi.org/10.3390/en6094879>.
- [13] Manusov V.Z., Khaldarov Sh.K., Boiko K.N. [Development of a device for flexible regulation of active and reactive power flows for effective integration of wind power plants into the power system]. Materialy XIII mezhdunarodnoi konferentsii «Aktual'nye problemy elektronnoogo priborostroeniia» APEP-2014, V 7 tomakh [The Materials of the XIII International Conference "Actual Problems of Electronic Instrument Engineering" APEIE-2014, In 7 volumes]. Novosibirsk, 2016, pp. 64-66. (In Russian).
- [14] Chang, W.Y. "Comparison of Three Short Term Wind Power Forecasting Systems. Advanced Materials Research", 2013, no. 684, pp. 671-675. <http://dx.doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.684.671>.
- [15] Sideratos G., Hatzigiorgiou N.D. "An Advanced Statistical Method for Wind Power Forecasting". IEEE Transactions on Power Systems, 2007, no. 22, pp. 258-265. <http://dx.doi.org/10.1109/TPWRS.2006.889078>.
- [16] Lange M., Focken U. "New Developments in Wind Energy Forecasting". Proceedings of the 2008 IEEE Power and Energy Society General meeting, Pittsburgh, 20-24 July 2008, pp. 1-8.