

УДК 620.91

А.М. Якупов

## ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДИКИ КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВЫРАБОТКИ СЭС

Уфимский государственный авиационный технический университет

Для обеспечения надежной работы электротехнических комплексов в составе с солнечными электростанциями важным является разработка и исследование методик краткосрочного прогнозирования выработки электрической энергии. Статья посвящена исследованию методики, основанной на применении искусственной нейронной сети. В качестве объекта для проведения исследований выбрана Республика Башкортостан. Установлены недостатки методики, заключающиеся в неточном прогнозировании при изменении погодных условий в течение 24 часов. Это связано с тем, что для удаленных от экватора регионов необходимо учитывать характерные месяцы или использовать годовые часы. Также причиной снижения точности прогноза является использование излишне высокого порядка производной функции изменения солнечной радиации. Для устранения указанных проблем авторы использовали первую производную функции изменения солнечной радиации. Показано, что внесенные во входные данные искусственной нейронной сети изменения способствовали повышению точности прогнозирования. Установлено, что для большего увеличения точности прогнозирования требуется учет длительности погодных условий. Для этого предложено использовать метод исторического подобия, заключающийся в поиске исторически подобных интервалов, что выравнивает вероятность прогнозирования облачных и ясных дней.

**Ключевые слова:** возобновляемые источники энергии, искусственные нейронные сети, метод исторического подобия, солнечная электростанция, солнечное излучение.

### 1. Введение

В настоящее время активно используются возобновляемые источники энергии, в том числе и солнечные электростанции (СЭС). Большинство СЭС работают в составе электрической сети и могут оказывать сильное влияние на сеть. В связи с этим, для точного управления сетью, содержащей СЭС, очень важно точное прогнозирование выработки электрической энергии СЭС. Существующие виды прогнозирования выработки электрической энергии СЭС можно разделить на две категории: статистические и физические. Физические модели основаны на математических уравнениях, описывающих физическое состояние, динамические изменения в атмосфере. Физические методы характеризуются сложными нелинейными уравнениями, решение которых требует больших вычислитель-

ных мощностей. К физическим методам можно отнести и численные методы прогнозирования [1-3]. Численные методы прогнозирования используют примерные решения уравнений, описывающих физические методы. Погрешности численных методов прогнозирования очень сильно варьируются и могут достигать больших значений, погрешности зависят от различных климатических факторов и динамического движения атмосферы в рассматриваемой области.

Статические модели включают в себя модели временных рядов [4], модели, основанные на данных со спутника [5, 6], модели, основанные на облачности [7], модели с искусственной нейронной сетью (ИНС) и основанные на вейвлет-анализе [8-10]. В работе [4] представлено сравнение статистических моделей, основанных на временных рядах, применяемых для прогнозирования полусуточных значений глобальной солнечной радиации диапазоном на 3 дня. В качестве входных данных используются данные за последние полдня. Набор данных наземной солнечной радиации используется станциями Испанской национальной метеорологической службы. Проверяются модели авторегрессивные, нейронные сети и модели нечеткой логики. Наилучший подход к прогнозированию полусуточных значений солнечной радиации – это модели нейронных сетей, за исключением станции Lerida, где модели, основанные на индексе четкости, имеют меньшую неопределенность, поскольку эта величина имеет линейное поведение и ее легче моделировать.

В работе [6] описывается применение статистического метода для обнаружения движения облачных структур из спутниковых изображений. Экстраполируя временное развитие облачной ситуации, солнечная радиация может быть предсказана для временных масштабов с 30 мин до 2 час. В работе представлен пример применения алгоритма прогнозирования выходной мощности солнечной панели. Ошибки спутниковых данных и прогнозы на основе изображений неба, предложенные в работах [5, 6] резко возрастают при низких углах восхода солнца, высоких пространственных вариациях и низких условиях солнечной радиации.

В работе [8] представлен практический метод прогнозирования солнечной радиации с использованием искусственной нейронной сети. Предложенная искусственная нейронная сеть, состоящая из многослойного перцептрона, позволяет прогнозировать солнечную радиацию на основе данных за 24 часа, используя настоящие значения средней дневной солнечной радиации и температуры воздуха. В качестве экспериментальной базы для данных применялась информация о солнечной радиации и данные о температуре воздуха (за период 01.07.2008 по 23.05.2009 и с 23.11.2009 по 24.01.2010). База данных была собрана в Триесте (широта 45°40'N, долгота 13°46'E). Результаты показывают, что предлагаемая мо-

дель хорошо работает, а коэффициент корреляции находится в диапазоне 98-99 % для солнечных дней и 94-96 % для пасмурных дней.

В работе [9], чтобы получить более высокую точность прогнозирования солнечной радиации, были объединены искусственная нейронная сеть и вейвлет-анализ. В статье последовательность данных солнечной радиации в качестве образцов отображается на несколько частотно-временных областей с использованием вейвлет-преобразования, и для каждой области устанавливается рекуррентная сеть обратного распространения. Прогнозируемое солнечное излучение равно алгебраической сумме компонентов, которые были предсказаны соответственно установленными сетями во всех частотно – временных областях. На основе исторических ежедневных отчетов о солнечной радиации в Шанхае представлен пример прогнозирования полной солнечной радиации.

## II. Цель работы

По результатам проведенного анализа работ видно, что существует большое количество методик для краткосрочного прогнозирования выработки электрической энергии солнечными панелями. Анализ показал, численные методы могут содержать значительную погрешность. Статистические модели, основывающиеся на авторегрессии и спутниковых данных, также обладают значительной погрешностью. Из проведенного обзора видно, что наиболее удобными и точными методами для прогнозирования являются методы, основанные на использовании искусственных нейронных сетей. Но по результатам работы [6] видно, что использование для краткосрочного прогнозирования только ИНС дает менее точные результаты, чем при использовании ИНС с вейвлет-преобразованием, но при применении вейвлет-преобразования сильно усложняется процесс прогнозирования. Поэтому актуальной научно – технической задачей является разработка методики краткосрочного прогнозирования солнечных панелей или улучшения существующих методик.

## III. Традиционная методика краткосрочного прогнозирования

В разработанных методиках краткосрочного прогнозирования с помощью ИНС традиционно используются следующие входные: средняя поверхностная солнечная радиация  $G_{SAVG}$ , производная 3 порядка функции солнечной радиации  $TOD_{max}$ , средняя квадратичная разница  $NDD$ , средняя температура за рассматриваемый период (24 часа)  $T_{AVR}$ , время  $n$ :

$$G_{ANN} = [G_{SAVG}, TOD_{max}, NDD, T_{AVR}, n]. \quad (1)$$

Но при использовании данной методики есть проблема прогнозирования при изменении погодных условий. Результаты апробирования показаны ниже. Для реализации методики использовался инструмент nntool

Matlab. В качестве алгоритма принимается алгоритм Левенберга-Марквардта, т.к. по проведенному обзору он показал лучшие результаты в других моделях.

#### IV. Исследование традиционной методики краткосрочного прогнозирования

Для выявления недостатков разработки ИНС по представленным входным данным и для улучшения методики прогнозирования, разработаны и опробованы ИНС, основывающиеся на современных исследованиях. В качестве исходных данных для обучения ИНС выбраны исторические измерения для любой точки уголка земли с интервалом измерений час. Для проверки берутся один облачный день и один ясный день.

Всего на вход ИНС подается матрица размером [8760 x 5] в качестве входного параметра, и матрица [8760 x 1] в качестве выходного параметра, фрагмент входных и выходных данных показан в табл. 1. Обучение ИНС состоит из трех этапов: обучение, проверка, тестирование. Принимается 70% данных для обучения, 15% – для проверки, 15% – для тестирования. Количество скрытых слоев принимается равным 30.

Таблица 1.  
Фрагмент подготовленных данных для ввода в ИНС

Входной параметр ИНС					Выходной параметр ИНС
$G_{AVG}$ , рад/м <sup>2</sup>	$TOD$	$NDD$	$T_{AVR}$ , С <sup>o</sup>	$n$ , час	$G_{out}$ , рад/м <sup>2</sup>
0	0	1,176807	17,0	1	0
0	0	1,176807	18,0	2	0
...	...	...	...	...	...

Прогнозирование ясного дня в ясный день не имеет смысла, т.к. результат будет точным. Поэтому для выявления недостатка ИНС, проводится проверка прогноза облачного дня в ясный день. Для этого подаются на вход данные за последние 24 часа, для прогнозирования облачного дня был выбран ясный день, причем входные данные брались из таблицы, использованной для обучения, то есть сходимость результата расчетного с поверяемым должна быть высокой. Результаты прогнозирования и поверяемая функция солнечной радиации представлены на рис. 1. Как видно из рис. 1, прогнозные данные на облачный день оказались недостаточно достоверными (максимальная абсолютная погрешность 1000 рад/м<sup>2</sup>), хотя ИНС обучилась с большой точностью и нехарактерной малой погрешностью. В связи с этим необходимо проанализировать и выяснить причины данных неточностей. Результаты обучения ИНС показан на рис. 1. Также необходимо проверить прогноз ясного дня в облачный день. Для этого на вход обученной ИНС подается данные облачного дня. Из рис. 2 видно, что

при прогнозировании графика поверхностной солнечной радиации, когда на вход ИНС подаются данные за предыдущие сутки облачного дня, ИНС выдает график с колебаниями, что не совсем соответствует действительности. Таким образом, представленная методика ввода и анализа данных не совсем точно позволяет прогнозировать при изменении климатических параметров. Анализируя недостатки данного метода, можно сделать вывод, что необходимо разработать методику прогнозирования, которая бы опиралась не только на измерения последних суток.

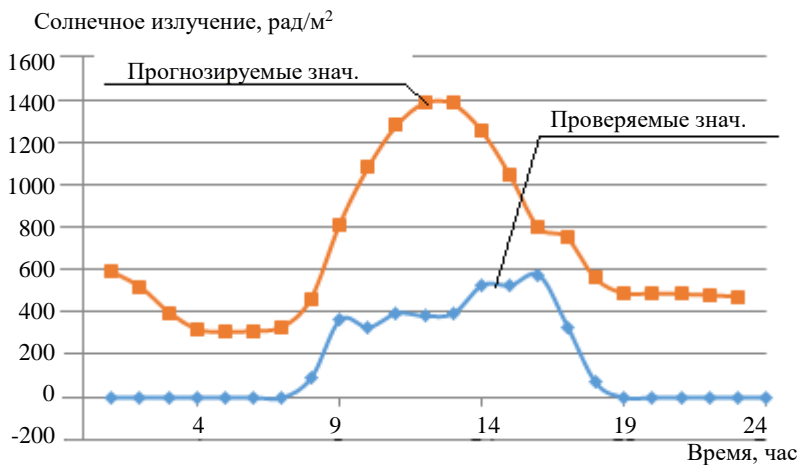


Рис. 1. Результат проверки ИНС на облачном дне

Отчасти такое неточное прогнозирование возникает, т.к. данные, которые подаются за нулевой момент времени, позволяют нейронной сети только сопоставлять с данными числом месяца, не учитывая месяц, к примеру, данная проблема очень актуальна для России, так как для России характерно изменение графика солнечной радиации на поверхности в разные месяцы, рис. 3. На рис. 3 видно, что средняя месячная солнечная радиация на поверхности на территории РБ имеет сильные перепады и варьируется в пределах от 0 до 600 рад/м<sup>2</sup>/день с 2000 – 2004.



Рис. 2. Результаты проверки на ясный день

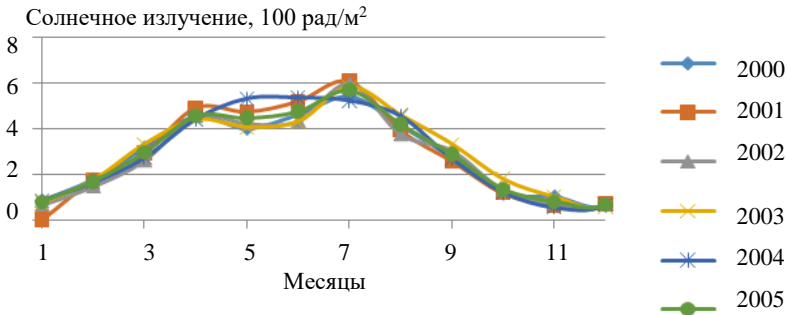


Рис. 3. Изменение графика функции солнечного излучения в течение года

Исходя из этого, делаем вывод, что для правильного обучения искусственной нейронной сети для стран, не находящихся на экваторе или близко к нему, с учетом того, что величина поверхностной солнечной радиации в зависимости от времени года изменяется из-за изменения светового дня, изменения угла падения солнечных лучей, а также перепадов температуры, необходимо обучать нейронную сеть в зависимости от месяца, либо принять в качестве параметра  $n$  годовой час ( $n = 1 - 8760$ ). Во втором случае точность будет выше, и выборка ИНС по параметру средней температуры  $T_{AVR}$ , нормированной поверхностной солнечной радиации,

нормированной внешней солнечной радиации за последние сутки будет более точной.

Несмотря на то, что представленные результаты прогнозирования для ясного дня во многих работах являются достаточно точным, они плохо работают при изменении климатических данных (к примеру, если в ясный день прогнозировать облачный или в облачный день прогнозировать ясный, результаты исследования показаны выше), поэтому необходимо обратить внимание на прогнозирование суммарной энергии на различных интервалах т.к. применение СЭС подразумевает применение АКБ или интегрирование в сеть, что позволяет нивелировать проблему непостоянства, поэтому решающее значение имеет количество средней энергии, выработанное за определенный интервал, это позволит абстрагироваться от проблемы случайных флуктуаций и заострить внимание на оценке необходимого запаса электрической энергии и снизит погрешность прогнозирования.

#### **V. Подбор и анализ входных данных ИНС**

Как было сказано выше, для точного прогнозирования необходимо либо обучаемые данные разделить по месяцам и характерным датам, либо ввести новый параметр годового дня, которой позволил бы ИНС учитывать угол наклона солнечных лучей (соответственно выработку СЭС) и максимально возможную солнечную радиацию за рассматриваемый период. В предыдущем разделе было озвучено, что необходимо использование годового часа для учета сезонного изменения поверхностного солнечного излучения. Для этого, вместо суточного часа введем годовой, исключим  $NDD$ , так как она не улучшает прогноз. Также в качестве производной принимаем производную первого порядка. Таким образом, в качестве входным параметров ИНС будут использоваться следующие параметры:

$$G_{ANN} = [G_{SAVG}, SOD, T_{AVR}, n], \quad (2)$$

где  $SOD$  – первая производная.

Результат применения входных показан на рис. 3.

#### **VI. Результаты и выводы**

Несмотря на переработку входных параметров ИНС и улучшения ее работы, ИНС не может точно прогнозировать при изменении климатических факторов, рис. 3. Результатом работы ИНС всегда получается прогноз ясного дня в определенные дни, это вызвано тем, что для обучения ИНС использовалось мало данных и то, что в ИНС не учитывается интервал времени, предшествовавшего моменту прогнозирования, тем самым, если в году наиболее вероятно солнечный день, то ИНС будет прогнозировать ясный день, хотя при длительном не изменении погодных условий, веро-

ятность изменения погодных условий увеличивается. Для учета интервалов времени и учета погодных условий, предшествовавших прогнозируемому дню, целесообразно использование метода исторического подобию.

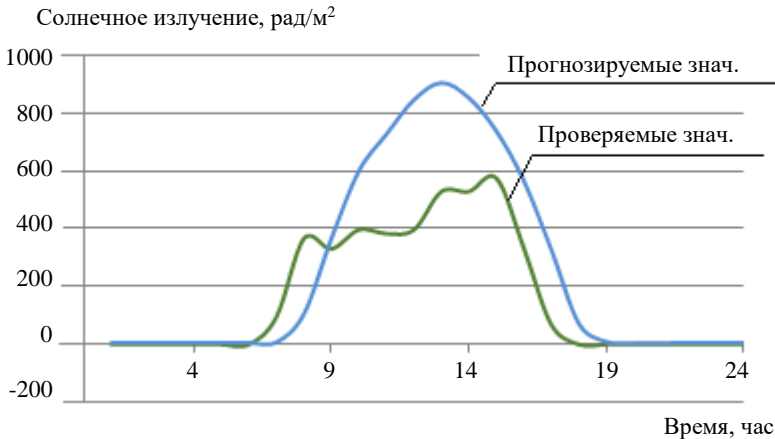


Рис. 3. Результат проверки ИНС на облачном дне

© Якупов А.М., 2018

### Библиографический список

- [1] Hammer A., Heinemann D., Lorenz E., Lücke B. Short-term forecasting of solar radiation: A statistical approach using satellite data // *Solar Energy*. 1999. № 67 (1-3). С. 139-150.
- [2] Nova J.C., Cunha J.B., de Moura Oliveira P.B. Solar irradiation forecast model using time series analysis and sky images // *Proc. 5th conf. of the European Federation for Information Technology in Agriculture, Food and Environment*, July 25-28, 2005, Vila Real, Portugal.
- [3] Mellit A., Pavan A.M. A 24-h forecast of solar irradiance using artificial neural network: Application for performance prediction of a grid-connected PV plant at Trieste, Italy // *Solar Energy*. 2010. № 84 (5). С. 807-821.
- [4] Cao J.C., Cao S.H. Study of forecasting solar irradiance using neural networks with preprocessing sample data by wavelet analysis // *Energy*. 2006. № 31 (15). С. 3435-3445.
- [5] Cao S., Cao J. Forecast of solar irradiance using recurrent neural networks combined with wavelet analysis // *Applied Thermal Engineering*. 2005. № 25 (2-3). С. 161-172.
- [6] Kavasseri R.G., Seetharaman K. Day-ahead wind speed forecasting using f-ARIMA models // *Renewable Energy*. 2009. № 34 (5). С. 1388-1393.



- [7] Liu H., Tian H., Li Y. Comparison of two new ARIMA-ANN and ARIMA-Kalman hybrid methods for wind speed prediction // *Applied Energy*. 2012. № 98 (C). С. 415-424.
- [8] Filik T. Improved Spatio-temporal linear models for very short-term wind speed forecasting // *Energies*. 2016. № 9 (3). С. 168.
- [9] Zhang C., Wei H., Zhao X., Liu T., Zhang K. A Gaussian process regression based hybrid approach for short-term wind speed prediction // *Energy Conversion and Management*. 2016. № 126. С. 1084-1092.
- [10] Jiang P., Wang Z., Zhang K., Yang W. An innovative hybrid model based on data pre-processing and modified optimization algorithm and its application in wind speed forecasting // *Energies*. 2017. № 10 (7). С. 954.

**A.M. Yakupov**

## **METHOD OF SHORT-TERM FORECASTING OF SOLAR POWER PLANTS PRODUCTION**

Ufa State Aviation Technical University,  
Ufa, Russia

**Abstract.** In order to ensure the reliable operation of electrical complexes with solar power plants, it is important to develop and research short-term forecasting methods for generating electrical energy. The article is devoted to the study of methods based on the use of an artificial neural network. The relevance of the study is associated with the widespread use of such techniques. The Republic of Bashkortostan was chosen as the object of research. The drawbacks of the technique, consisting in inaccurate forecasting when changing weather conditions within 24 hours, are established. This is due to the fact that for regions remote from the equator, it is necessary to take into account characteristic months or to use annual hours. Also, the reason for the decrease in the accuracy of the forecast is the use of an unnecessarily high order of the derivative function of the change in solar radiation. To eliminate these problems, the authors used the first derivative of the function of change in solar radiation. It is shown that the changes made to the input data of the artificial neural network contributed to improving the prediction accuracy. It has been established that it is necessary to take into account the duration of weather conditions to increase the forecasting accuracy. The method of historical similarity, which consists in finding historically similar intervals, which evens out the probability of forecasting cloudy and clear days was proposed for this purpose.

**Keywords:** artificial neural networks, method of historical similarity, renewable energy sources, solar power station, solar radiation.

**References**

- [1] A. Hammer, D. Heinemann, E. Lorenz, and B. Lückehe, «Short-term forecasting of solar radiation: a statistical approach using satellite data», *Solar Energy*, vol. 67, no. 1-3, pp. 139-150, July 1999.
- [2] J.C. Nova, J.B. Cunha and P.B. de Moura Oliveira, «Solar irradiation forecast model using time series analysis and sky images», in *proc. 5th Conference of the European Federation for Information Technology in Agriculture, Food and Environment*, July 25-28, 2005, Vila Real, Portugal.
- [3] A. Mellit and A.M. Pavan, «A 24-h forecast of solar irradiance using artificial neural network: Application for performance prediction of a grid-connected PV plant at Trieste, Italy», *Solar Energy*, vol. 84, no. 5, pp. 807-821, May 2010.
- [4] J.C. Cao and S.H. Cao, «Study of forecasting solar irradiance using neural networks with preprocessing sample data by wavelet analysis», *Energy*, vol. 31, no. 15, pp. 3435-3445, Dec. 2006.
- [5] S. Cao and J. Cao, «Forecast of solar irradiance using recurrent neural networks combined with wavelet analysis», *Applied Thermal Engineering*, vol. 25, no. 2-3, pp. 161-172, Feb. 2005.
- [6] R.G. Kavasseri and K. Seetharaman, «Day-ahead wind speed forecasting using f-ARIMA models», *Renewable Energy*, vol. 34, no. 5, pp. 1388-1393, May 2009.
- [7] H. Liu, H. Tian and Y. Li, «Comparison of two new ARIMA-ANN and ARIMA-Kalman hybrid methods for wind speed prediction», *Applied Energy*, vol. 98, no. C, pp. 415-424, 2012.
- [8] T. Filik, «Improved Spatio-temporal linear models for very short-term wind speed forecasting», *Energies*, vol. 9, no. 3, p. 168, Mar. 2016.
- [9] C. Zhang, H. Wei, X. Zhao, T. Liu and K. Zhang, «A Gaussian process regression based hybrid approach for short-term wind speed prediction», *Energy Conversion and Management*, vol. 126, pp. 1084-1092, Oct. 2016.
- [10] P. Jiang, Z. Wang, K. Zhang and W. Yang, «An innovative hybrid model based on data pre – processing and modified optimization algorithm and its application in wind speed forecasting», *Energies*, vol. 10, no. 7, p. 954, July 2017.