

ПОВЫШЕНИЕ НАДЕЖНОСТИ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

В статье описана методика краткосрочного прогнозирования электропотребления региональной электроэнергетической системы (ЭЭС) на основе искусственной нейронной сети (ИНС). Данная процедура на базе нейронных технологий дает прогнозную оценку электроэнергии для преобразования ее в конечный продукт потребителями при минимальном участии людей и обеспечивает повышение надежности энергоснабжения с точки зрения бесперебойного питания электроэнергией, снижения срывов производства и аварий в электрической и технологической части. Для практического применения метода прогнозирования потребления электроэнергии на основе ИНС разработана компьютерная программа расчета прогнозных значений электропотребления энергосистемы. Программный продукт обеспечивает автоматизированный выбор оптимального набора входных параметров нейронной сети, позволяющий повысить точность прогноза нейросетевой модели и электропотребления в любой региональной энергосистеме.

Ключевые слова: электроэнергетическая система, потребление электроэнергии, искусственная нейронная сеть, краткосрочное прогнозирование электропотребления.

ВВЕДЕНИЕ

В условиях рыночной экономики актуальной является задача разработки методов и соответствующих программ для прогнозирования электропотребления высокой степени точности с целью повышения точности планирования оптимального режима и надежности ЭЭС [1-3]. В настоящее время с развитием теории искусственного интеллекта решение задачи прогнозирования потребления электроэнергии предложено с помощью ИНС. Метод краткосрочного прогнозирования нагрузки на основе ИНС является наиболее точным и перспективным. Преимуществом ИНС по сравнению с «классическими методами» является описание сложных нелинейных зависимостей между входными переменными [2, 4, 5]. Важнейшее свойство нейронной сети – параллельная обработка информации одновременно всеми нейронами. Известно множество способов объединения нейронов в нейронную сеть [1, 6]. Наиболее точный прогноз нагрузки выполняется ИНС прямого распространения.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Построение модели ИНС требует выполнения следующих этапов: выбор оптимального набора входных переменных; выбор архитектуры и обучение ИНС; тестирование полученной модели.

Первый этап – это выбор переменных, описывающих изучаемый процесс. В настоящее время отмечается сложность определения оптимального набора входных параметров для первоначального обучения нейронной сети. Входные переменные выбираются на основе экспертных оценок, т.е. чисто интуитивно, на основании опыта эксплуатации данной энергосистемы [1-5]. В то же время уровень качества прогнозной модели напрямую зависит от выбора и установления зависимостей между переменными на входе. Таким образом, еще до начала обучения ИНС необходимо вы-

полнить выбор оптимального набора входных данных, чтобы значительно сократить время обучения и диагностики модели и повысить достоверность прогноза обученной модели.

В [7] с помощью разработанной программы реализован автоматизированный выбор оптимального набора входных данных ИНС. Целью автоматизации выбора является обеспечение способности модели до начала обучения автоматически учитывать необходимые входные параметры, содержащие наиболее существенную и значимую информацию о выходном сигнале. Автоматизированный выбор оптимального набора входных переменных осуществляется в модели ИНС по следующим основным критериям.

Модель должна учитывать:

- статистику потребления электроэнергии - фактические данные по электропотреблению, которые имеют наиболее сильную корреляционную зависимость с выходным значением, т.е. оказывают наиболее сильное влияние на суточный график потребления электроэнергии в регионе;
- набор входных данных должен содержать необходимый минимальный объем ретроспективной информации, обеспечивающей требуемый уровень точности прогноза;
- влияние температуры наружного воздуха;
- влияние сезонности;
- тип дня.

С помощью программы определен оптимальный набор входных переменных ИНС при краткосрочном прогнозировании потребления электроэнергии региональной ЭЭС. Он состоит из пяти дискретных значений фактического электропотребления ЭЭС, в МВт·ч, и уравнения зависимости электропотребления от температуры наружного воздуха для учета влияния метеофакторов [7-9]. Методика учета температуры в представленной модели отличается от предыдущих работ [1, 2, 4, 5, 10-13] тем, что в качестве входного параметра в модели ИНС выступает уравнение ап-

проксимирующей кривой - зависимость электропотребления от температуры, т.е. непрерывная величина.

Зависимость электропотребления от температуры описана в работе [7] с помощью построения упорядоченного графика (рис. 1).

Для построения графика использовались статистические данные по электропотреблению и температуре наружного воздуха Самарской энергосистемы. Аппроксимация зависимости указанных переменных выполнена с помощью полиномиального тренда. Это уравнение аппроксимирующей кривой на входе нейронной сети обеспечивает учет влияния температуры воздуха в прогнозной модели. При нормировании этого уравнения в скрытый слой нейронов для нелинейной обработки подается диапазон значений потребления электроэнергии в зависимости от конкретных зна-

чений температуры для каждого из сезонов года данного региона с соответствующим весовым коэффициентом. Это позволяет вместе с влиянием температуры одновременно учитывать влияние сезонности на новом, более точном уровне [7]. В качестве дополнительных входных параметров ИНС-модели приняты номер недели в году, номер дня недели, признак праздничных суток. Эти факторы входят в структуру ИНС как дополнительная уточняющая информация, они не являются отдельными входными элементами и неразрывно связаны с каждым из входных нейронов сети в представленной модели.

На втором этапе построена архитектура и выполнено обучение ИНС. На рис. 2 представлена нейросетевая структура для краткосрочного прогнозирования электропотребления в энергосистеме.

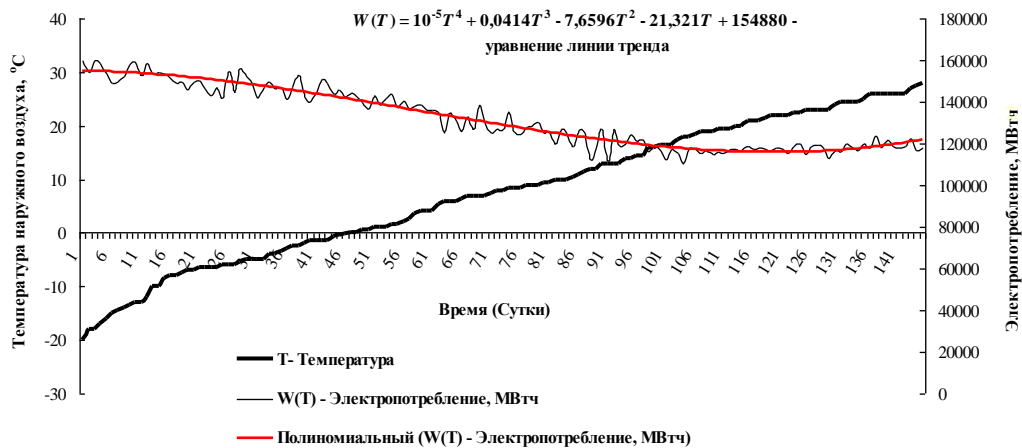


Рис. 1. График зависимости электропотребления от температуры воздуха в энергосистеме

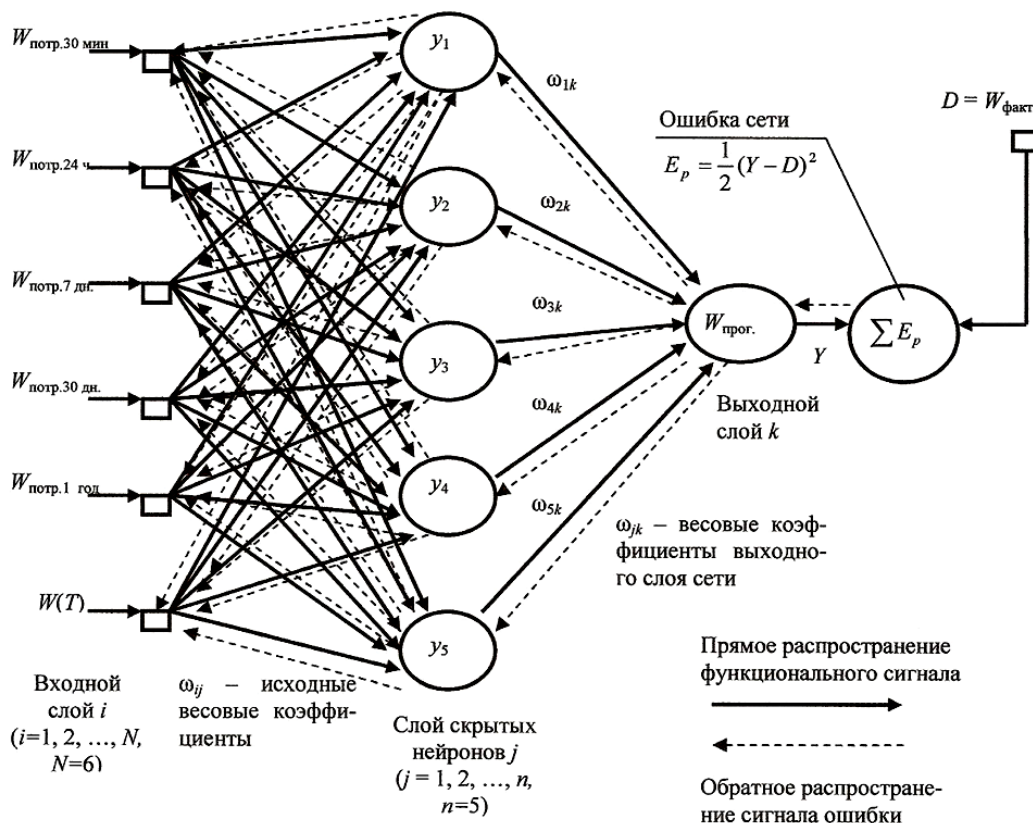


Рис. 2. Нейросетевая структура для краткосрочного прогнозирования электропотребления в энергосистеме

Архитектура ИНС состоит из трех слоев. На входе – 6 нейронов. С помощью разработанной программы в [7] проводилось исследование нейросетевых структур с разным количеством слоев и нейронов для оценки влияния изменения структуры ИНС на качество прогнозирования (табл. 1, 2). Сеть с пятью нейронами в скрытом слое и шестью нейронами – на входе показала наилучшие результаты. Установлено, что ввод температуры на вход ИНС в качестве шестого параметра уменьшает ошибку прогноза примерно в 1,5 раза [7]. На выходе – один нейрон, который представляет собой искомое прогнозное значение электропотребления.

Эта трехслойная нейромодель дает минимальное значение средней ошибки за период обучения (см. табл. 2) и является оптимальной для прогнозирования потребления электроэнергии в ЭЭС, выполняя расчет прогнозных значений «на сутки вперед» на основании ретроспективных данных по электропотреблению с учетом влияния температуры наружного воздуха, сезонности и типа дня недели [7].

Обучение ИНС выполнено с помощью алгоритма обратного распространения ошибки с «учителем». В качестве «учителя» выступали известные ретроспективные значения фактического электропотребления $W_{\text{факт}}$ (см. рис. 2).

Для успешного обучения сети выборка данных разделена на две части: обучающая и проверочная (тестовая). В [7] обучающая выборка представлена в виде фактических значений электропотребления энергосистемы Самарского региона за 2005-2006 гг. Для преодоления проблемы переобучения ИНС часть данных из обучающей выборки принимались в качестве контрольной выборки для независимого контроля результата. Проверочная выборка – фактические значения потребления электроэнергии за 2007 г. Такое представление входной информации при обучении ИНС в виде трех множеств данных – обучающее, контрольное, тестовое позволило обеспечить должную надежность представленной модели.

На третьем этапе выполнено тестирование построенной модели. Сравнение результатов прогнозирования представлено в табл. 3.

Проведена диагностика модели – оценка способности ИНС к обобщению накопленных знаний. В качестве критерия этой оценки в работе [7] принята относительная погрешность прогноза электропотребления. По результатам расчетов на примере Самарской ЭЭС по методу с использованием ИНС получены наименьшие значения погрешности прогноза (см. табл. 3).

Таблица 1

Нейронная сеть с двумя скрытыми слоями

Количество нейронов на входе ИНС	Количество нейронов в скрытом слое ИНС		Длительность обучения (количество эпох)	Средняя ошибка, МВт·ч
	Слой № 1	Слой № 2		
5	2	2	20000	10470
5	3	3	20000	10115
5	4	4	20000	9525
5	5	5	20000	9180
6	5	5	20000	6135
6	6	6	20000	6500
6	7	7	20000	6300
6	8	8	20000	6920

Таблица 2

Нейронная сеть с одним скрытым слоем

Количество нейронов на входе ИНС	Количество нейронов в скрытом слое ИНС	Длительность обучения (количество эпох)	Средняя ошибка, МВт·ч
5	2	20000	6980
5	3	20000	6743
5	4	20000	6350
5	5	20000	6125
6	5	20000	4083
6	6	20000	4340
6	7	20000	4265
6	8	20000	4620

Сравнение результатов прогнозирования электропотребления ЭЭС

Месяц 2007 г.	Погрешность прогнозирования от фактического значения, %		
	Метод Сааренда	Метод экспоненциального сглаживания	Метод ИНС
Январь	5,50	15,0	2,30
Февраль	9,00	11,4	1,97
Март	0,02	10,5	3,30
Апрель	6,00	12,2	1,95
Май	2,30	6,0	2,10
Июнь	1,10	14,5	1,96
Июль	3,20	8,3	1,94
Август	5,60	4,8	1,90
Сентябрь	6,10	7,6	1,95
Октябрь	9,20	20,4	1,80
Ноябрь	6,60	14,2	2,20
Декабрь	11,20	13,7	1,87
Среднее значение	5,50	11,5	2,10

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе [7] выполнено сравнение метода прогнозирования потребления электроэнергии на основе ИНС с традиционными методами [14, 15]. Значение относительной погрешности прогнозирования по методу ИНС составляет 2,1 % (см. табл. 3). Полученная погрешность является минимальной и оптимальной для энергосистемы.

Таким образом, метод на основе ИНС с автоматизированным выбором оптимального набора входных переменных позволяет повысить достоверность и качество прогноза электропотребления. Следовательно, применение этого метода целесообразно для повышения точности планирования оптимального режима энергосистемы, энергоэффективности и энергосбережения, а также повышения надежности ЭЭС с точки зрения бесперебойного питания электроэнергией, снижения срывов производства и аварий в электрической и технологической части. Результаты работы успешно внедрены и реализованы в филиале ОАО «СО ЕЭС» Самарское РДУ.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б. Прогнозирование электрических нагрузок при оперативном управлении электроэнергетическими системами на основе нейросетевых структур. Екатеринбург: УрО РАН, 2008. 88 с.
2. Макоклюев Б.И. Анализ и планирование электропотребления. М.: Энергоатомиздат, 2008. 296 с.
3. Папков Б.В. Надежность и эффективность электроснабжения: учеб. пособие. Н. Новгород: Нижегород. гос. техн. ун-т, 1996. 210 с.
4. Бэнн Д.В., Фармер Е.Д. Обзор методов краткосрочного прогнозирования в электроэнергетике // Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки энергосистем. М.: Энергоатомиздат, 1987. 260 с.
5. Бэнн Д.В., Фармер Е.Д. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки. М.: Энергоатомиздат, 1987. 200 с.
6. Хайкин Саймон Нейронные сети: полный курс: пер. с англ. 2-е изд. М.: Вильямс, 2006. 1104 с.
7. Алексеева И.Ю. Краткосрочное прогнозирование электропотребления в электроэнергетических системах с использованием искусственных нейронных сетей: автореф. дис. ... канд. техн. наук. Иваново: ИГЭУ им. В.И. Ленина, 2014. 20 с.
8. Алексеева И.Ю., Ведерников А.С., Скрипачев М.О. Прогнозирование электропотребления с использованием метода искусственных нейронных сетей // Вестник СамГТУ. Сер. Технические науки. 2010. №4(27). С. 135-138.
9. Алексеева И.Ю., Ведерников А.С. Определение набора входных данных искусственной нейронной сети при краткосрочном прогнозировании электропотребления // Электроэнергетика глазами молодежи: науч. труды междунар. науч.-техн. конференции. Самара: СамГТУ, 2011. Т.1. С. 253-255.
10. Шнейдер А.М., Такенава Т., Шиффман Д.А. Суточное прогнозирование нагрузки ЭЭС с учетом прогнозов температуры // Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки энергосистем. М.: Энергоатомиздат, 1987. 260 с.
11. Кендалл М., Стьюарт А. Многомерный статистический анализ и временные ряды: пер. с англ. М.: Наука, 1976. 540 с.
12. Родыгина С.В. Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок промышленных предприятий с применением интеллектуальных информационных технологий: автореф. дис. ... канд. техн. наук. Новосибирск: ФГОУ ВПО НГАСУ, 2010. 20 с.
13. Воронов И.В. Прогнозирование электропотребления промышленных предприятий с помощью искусственных нейронных сетей: автореф. дис. ... канд. техн. наук. Кемерово: КГТУ, 2010. 20 с.
14. Алексеева И.Ю., Степанов В.П., Ведерников А.С. Метод Сааренда в исследовании динамики бытового электропотребления населением г. Чапаевска Самарской губернии // Электротехнические системы и комплексы. 2008. №15. С. 196-201.
15. Алексеева И.Ю., Степанов В.П., Ведерников А.С. Метод экспоненциального сглаживания линии тренда временного ряда в сочетании с методом индексов сезонности при краткосрочном прогнозировании электропотребления // Вестник СамГТУ. Сер. Технические науки. 2008. №1(21). С. 137-143.

Поступила в редакцию после доработки 12 апреля 2016 г.

INFORMATION IN ENGLISH

IMPROVING THE RELIABILITY OF ELECTRIC ENERGY SYSTEMS ON THE BASIS OF NEURAL TECHNOLOGIES

Inna Yu. Alekseeva

Ph.D. (Eng.), Teaching Assistant, Department of industrial electric power supply, branch of Samara State Technical University in Syzran, Syzran, Samara region, Russia. E-mail: alekseeva.inna2012@yandex.ru.

The article describes the technique of short-term prediction of electricity consumption of regional electric energy system (EES) based on an artificial neural network (ANN). This procedure developed on the basis of neural technologies gives prognosis evaluation of electrical energy for its transformation into the final product with minimum participation of people and provides improving the reliability of energy supply from the standpoint of uninterrupted supply of electrical energy, the decrease in the number of the breakdowns of production and the failures in electrical and technological part. For practical application of the method of prediction of electrical energy consumption on the basis of ANN, a computer program was developed to the calculate the forecast values of electricity consumption of the energy system. The program product provides automatic choice of optimum composition of input variables of the ANN that make it possible to raise the exactness of the prediction of the neural network model and to predict electricity consumption in any regional energy system.

Keywords: Electric energy system, consumption of electrical energy, artificial neural network, short-term prediction of electricity consumption.

REFERENCES

- Shumilova G.P., Gotman N.E., Startseva T.B. *Prognozirovanie elektricheskikh nagruzok pri operativnom upravlении elektroenergeticheskimi sistemami na osnove neirosetevykh struktur* [Prediction of Electrical Loads for Operative Management of Electrical Energy Systems Based on Neural Network Structures]. Yekaterinburg, UrO RAS Publ., 2008. 88 p.
- Makoklyuev B.I. *Analiz i planirovanie elektropotrebleniya* [Analysis and Planning of Electricity Consumption]. Moscow, Energoatomizdat Publ., 2008. 296 p.
- Papkov B.V. *Nadezhnost i effektivnost elektroснабzheniya* [Reliability and Efficiency of Electrical Supply]. Textbook. – Nizhny Novgorod, Nizhny Novgorod State Technical University, 1996. 210 p.
- Benn D.V., Farmer E.D. Review of Methods of Short-term Prediction in Electrical Power Engineering. *Sravnitel'nye modeli prognozirovaniya elektricheskoy nagruzki energosistem* [Comparative models of prediction of electrical load of energy systems]. Moscow, Energoatomizdat Publ., 1987. 260 p.
- Benn D.V., Farmer E.D. *Sravnitelnye modeli prognozirovaniya elektricheskoy nagruzki* [Comparative Models of Prediction of Electrical Load]. Moscow, Energoatomizdat Publ., 1987. 200 p.
- Haykin Simon. *Neyronnye seti: polnyy kurs* [Neural networks. Complete course.]. 2nd ed. Moscow, Viliyams Publ., 2006. 1104 p.
- Alekseeva I.Y. *Kratkosrochnoe prognozirovanie elektropotrebleniya v elektroenergeticheskikh sistemakh s ispolzovaniem iskusstvennykh neironnykh setey*. Kand. Diss. [Short-term Prediction of Electricity Consumption in Electrical Energy Systems with Application of Artificial Neural Networks. PhD(Eng.). Diss.]. Ivanovo, 2014. 20 p.
- Alekseeva I.Y., Vedernikov A.S., Skripachev M.O. Prediction of Electrical Consumption by the Method of Artificial Neural Networks. *Vestnik SamGTU. Ser. Tekhnicheskie nauki* [Vestnik of Samara State Technical University. Technical Sciences Series], 2010, no.4(27), pp. 135-138. (in Russian).
- Alekseeva I.Y., Vedernikov A.S. Definition of the Set of Input Variables of Artificial Neural Network for Short-term Predicting of Electricity Consumption. *Elektroenergetika glazami molodezhi: nauch. trudy mezhdunar. nauch.-tekhn. konferentsii* [Electrical power engineering in eyes of young people. Scientific works of international scientific and technical conference]. Samara, 2011, vol.1, pp. 253-255. (in Russian).
- Shneyder A.M., Takenava T., Shiffman D.A. Daily Load Predicting of EES Based on Projected Temperature. *Sravnitel'nye modeli prognozirovaniya elektricheskoy nagruzki energosistem* [Comparative models of the prediction of electrical load of energy systems]. Moscow, Energoatomizdat Publ., 1987. 260 p.
- Kendall M., Stiyart A. Multi-dimensional statistic analysis and time series. Moscow, Science Publ., 1976. 540 p.
- Rodiygina S.V. *Kratkosrochnoe prognozirovanie elektricheskikh nagruzok promyshlennykh predpriyatiy s primeneniem intellektualnykh informatsionnykh tehnologiy*. Kand. Diss. [Short-term Prediction of Electrical Loads of Industrial Enterprises with Application of Intelligent Information Technologies. PhD(Eng.). Diss.]. Novosibirsk, 2010. 20 p.
- Voronov I.V. *Prognozirovanie elektropotrebleniya promyshlennykh predpriyatiy s pomoshchyu iskusstvennykh neyronnykh setey*. Kand. Diss. [Prediction of Electricity Consumption of Industrial Enterprises with the Help of Artificial Neural Networks. PhD(Eng.). Diss.]. Kemerovo, 2010. 20 p.
- Alekseeva I.Y., Stepanov V.P., Vedernikov A.S. Saarand's Method in the Study of Dynamics of Household Energy Consumption the Population of the City of Chapayevsk in the Samara Region. *Elektrotekhnicheskie sistemy i komplekсы* [Electrotechnical systems and complexes], 2008, no.15, pp. 196-201.
- Alekseeva I.Y., Stepanov V.P., Vedernikov A.S. Method of Exponential Smoothing of Trend Lines of Time Series in Combination with the Method of Seasonality Indices for Short-term Predicting of Electricity Consumption. *Vestnik SamGTU. Ser. Tekhnicheskie nauki* [Vestnik of Samara State Technical University. Technical Sciences Series], 2008, pp.137-143.