

УДК 621.311:519.2

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗА ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ ООО «ОМСКАЯ ЭНЕРГОСБЫТОВАЯ КОМПАНИЯ»

Потапов Виктор Ильич¹,
ivt@omgtu.ru

Грицай Александр Сергеевич¹,
aleksandr.gritsay@gmail.com

Тюньков Дмитрий Александрович¹,
dmitry.tyunkov@gmail.com

Синицин Глеб Эдуардович²,
sinitzin@yandex.ru

¹ Омский государственный технический университет,
Россия, 644050, г. Омск, пр. Мира, 11.

² ООО «Омская энергосбытовая компания»,
Россия, 644123, г. Омск, пр. Карла Маркса, 41/15.

Актуальность работы обусловлена требованиями действующего законодательства к прогнозированию электропотребления на рынке «на сутки вперед» для субъектов оптового рынка электроэнергии и мощности (ОРЭМ). Большая часть электроэнергии в России производится путем сжигания твердых полезных ископаемых. По данным отчета ОАО «Системный оператор Единой энергетической системы» за 2015 г. доля выработки электроэнергии по типам электростанций ЕЭС России составляет: 59,8 % – для тепловых электростанций, 15,6 % – для ветряных и солнечных электростанций, 19 % – для атомных электростанций и 5,6 % – для электростанций промышленных предприятий. При этом одной из основных задач, связанных с генерацией электрической энергии и ее потреблением, является задача поддержания баланса мощностей. С одной стороны, при увеличении плановой нагрузки могут возникнуть перебои в поставке электроэнергии, с другой стороны, уменьшение электропотребления приведет также к уменьшению КПД электростанций, и в конечном счете – к повышению стоимости на электроэнергию как для субъекта оптового рынка электроэнергии и мощности, так и для конечного потребителя. Увеличение точности прогнозирования электропотребления позволяет соблюдать баланс мощностей и эффективно использовать георесурсы для генерации электроэнергии, с учетом специфики потребителя. Для решения этих задач в России в 2004 г. был введен оптовый рынок электроэнергии и мощности, который функционирует и сейчас. В соответствии с правилами взаимодействия между субъектом оптового рынка электроэнергии и мощности и ОАО «АТС», субъекты оптового рынка электроэнергии и мощности обязаны осуществлять ежедневный почасовой прогноз в режиме «на сутки вперед». Для обеспечения качественного прогнозирования электропотребления субъектам оптового рынка электроэнергии и мощности необходимо подготовить нормативную базу, разработать методику построения прогноза электропотребления, а также просчитать риски, связанные с точностью используемых моделей. С одной стороны, сложность решаемой задачи характеризуется наличием данных по точкам поставки, так как не всегда субъект оптового рынка электроэнергии и мощности имеет возможность собрать данные о потреблении отдельных энергообъектов в почасовом режиме. С другой стороны, внедрение систем коммерческого учета позволяет решить эту проблему с вложением больших инвестиций на установку автоматизированной системы коммерческого учета электроэнергии, но, как правило, субъект оптового рынка электроэнергии и мощности идет на такие долгосрочно окупаемые затраты. Работа может быть полезна как специалистам энергосбытовых компаний, которые занимаются построением прогнозных моделей, так и специалистам субъектов оптового рынка электроэнергии и мощности, которые осуществляют прогнозы на оптовом рынке электроэнергии и мощности в режиме «на сутки вперед».

Цель работы: применение методики прогнозирования с использованием нейронной сети для построения прогностических моделей для ООО «Омская энергосбытовая компания».

Методы исследования: модели Холта–Винтерса, ARIMA, нейронные сети, температурно-ветровой индекс.

Результаты. Были рассмотрены методы построения прогностических моделей. Разработана методика построения прогноза ООО «Омская энергосбытовая компания» с использованием нейронной сети с учетом температурно-ветрового индекса и выделением общих типов дней по электропотреблению.

Ключевые слова:

Анализ данных, нейронные сети, прогнозирование, электропотребление, оптовый рынок электроэнергии и мощности.

Алгоритмы построения краткосрочных прогнозов электропотребления (ЭП) на рынке на сутки вперед (РСВ) являются актуальными, а методы их реализации – востребованными для субъектов оптового рынка электроэнергии и мощности (ОРЭМ). В конечном счете от этого зависит экономический эффект субъекта ОРЭМ, а для энергос-

бытовой компании – и конечный тариф для потребителя. За время функционирования ОРЭМ было предложено большое количество методов краткосрочного прогнозирования ЭП. В начале функционирования ОРЭМ, в 2006 году, доля приобретаемой электроэнергии на рынке «на сутки вперед» составляла лишь 5 %, а эксперты не обладали ин-

струментами и достаточным опытом построения моделей краткосрочного прогнозирования ЭП, поэтому широкое распространение получили статистические методы. Особой популярностью пользовался метод Холта–Винтерса [1]. Этот метод не накладывает каких-либо сложных требований как ко входным данным, так и к его программной реализации и дает ожидаемые результаты, если в структуре данных есть сложившиеся тренд и сезонность. Существует большое количество разновидностей этого метода [2–4]. В работе [5] авторы предложили усовершенствовать метод путем одновременного использования сразу двух параметров сезонной компоненты – для дневного и недельного циклов.

В работе [6] авторы опираются на метод ARIMA (интегрированного скользящего среднего), которые являются усовершенствованием метода Холта–Винтерса. При этом в работе [7] авторы показывают, что точность таких методов оставляет желать лучшего и средняя ошибка составляет 9,59 %.

В работе [8] был предложен метод главных компонент для краткосрочного прогнозирования ЭП. Принцип данного метода состоит в преобразовании одномерного ряда в многомерный. После преобразования временной ряд рассматривается как набор простых составляющих – сезонных, суточных и шумовых компонентов ряда. В источнике [9] произведен анализ существующих методов прогнозирования и представлена их классификация.

В настоящее время, при построении краткосрочных прогнозов ЭП, широкое распространение получили методы структурных моделей, такие как нейронные сети, метод опорных векторов [10–14]. Существует большое количество подходов, связанных с формированием обучающей выборки, построением структуры нейронной сети, выбором функции активации нейронов. Как правило, субъект оптового рынка электроэнергии и мощности при составлении прогноза оперирует данными автоматизированной системы коммерческого учета электроэнергии (АСКУЭ) в формате XML 80020. Однако целесообразно использовать фактические данные метеоцентра.

Фрагмент ретроспективных данных ООО «Омская энергосбытовая компания» об ЭП, полученных путем преобразования макета XML 80020 в табличный вид, представлен в табл. 1.

Таблица 1. Ретроспективные данные ООО «Омская энергосбытовая компания» об электропотреблении

Table 1. Retrospective data of LLC «Omsk Energy Retail Company» on electric energy consumption

Дата Date	Час суток Hour	Температура, °C Temperature, °C	Электропотребление, МВт/ч Electricity load, MWh
01.01.2015	1:00AM	-12	718290,0
	2:00AM		695724,0
	3:0M		678426,0

Очевидно, что при разработке модели прогнозирования, целесообразно сгруппировать дни недели, схожие по ЭП. В работе [15] был предложен подход, позволяющий выделить следующие типы дней в неделе:

- рабочий день;
- выходной день;
- праздничный день.

Такой подход оправдан, поскольку характер ЭП по этим дням различается. Так, например, в рабочие дни ЭП в большей степени зависит от технологических процессов промышленных предприятий, планов выпуска продукции, графика рабочего времени, в то время как в выходные и праздничные дни больший вес имеют социальные явления, период светового дня и другие факторы.

Предложенная математическая модель прогнозируемого объема ЭП – это функция от следующих переменных:

$$V_{230}(t) = \{M, N, T_{cp}, n, h, V_{130}\},$$

где V_{230} – объем потребления электроэнергии, который необходимо спрогнозировать в формате X-1 (на сутки вперед), МВт; t – часовой интервал времени; M – порядковый номер месяца в году; N – порядковый день месяца (необходим для отслеживания суточной динамики потребления энергии); T_{cp} – среднесуточная температура окружающего воздуха (данный параметр является важнейшим, от него напрямую зависит потребление электрической энергии), °C; n – порядковый номер дня в неделе; h – признак, указывающий на то, является ли день выходным или рабочим (при $h=1$ – выходной день, $h=0$ – рабочий день), как известно, динамика потребления электроэнергии сильно различается в выходной и рабочий день; V_{130} – объем потребленной энергии за прошлые сутки, аналогичные текущему временному периоду, МВт.

При создании обучающей выборки входные сигналы нейронной сети представляются параметрами $t, V_{130}, N, T_{cp}, n, h$, а эталонные значения – параметром V_{230} . Фрагмент обучающей выборки данных об ЭП ООО «Омская энергосбытовая компания» показан в табл. 2.

Таблица 2. Фрагмент обучающей выборки для нейронной сети

Table 2. Fragment of a training sample for neural network

Дата Date	Входы нейросети Input of neural network						Выход нейросети Output of neural network
	t	V_{130}	N	T_{cp}	n	h	V_{230}
1.04.16	1	1282	1	2	7	1	1296
	2	1282					1275
	3	1266					1260
	4	1254					1264
	5	1247					1251
	6	1244					1237

Структура нейронной сети для краткосрочного прогнозирования ЭП в режиме «на сутки вперед» представлена на рис. 1. Она состоит из 6 входных нейронов первого слоя, 5 нейронов скрытого слоя и 1 выходного нейрона. Функция активации нейрона – сигмоид [16]. Для настройки весов нейронной сети используется алгоритм обучения с учителем, известный как алгоритм обратного распространения ошибки [17, 18].

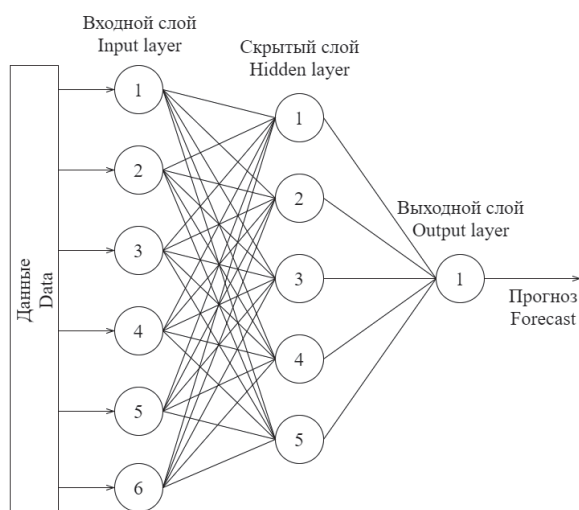


Рис. 1. Схема нейронной сети для построения прогноза ЭП

Fig. 1. Diagram of neural network for building forecast of electricity consumption

Количество нейронов входного слоя сети определяется входными параметрами, представленными в табл. 2. Метод определения количества нейронов скрытого слоя подробно рассмотрен в [19].

Алгоритм прогнозирования был реализован с использованием информационной аналитической системы Rapidminer, которая имеет свободно-распространяемую LGPL (Lesser General Public License) – версию системы. Исходный код платформы находится в открытом доступе. Кроме того, аналитическая платформа Rapidminer позволяет реализовать возможность разработки собственного оператора в виде разрабатываемого алгоритма модели, если представленных в системе операторов недостаточно. Расширение, реализующее алгоритм пользователя, в этом случае пишется на языке java в виде отдельно подключаемой библиотеки. Пример процесса прогнозирования ЭП с использованием аналитической системы Rapidminer представлен на рис. 2.

Реализованный алгоритм имеет модульную структуру. Для разработки собственного оператора необходимо реализовать объявленный в системе интерфейс. Более подробная информация об использовании интерфейса для расширения реализации представлена в [20].

На рис. 3 изображена UML-диаграмма построения прогноза ЭП с учетом температурно-ветрового индекса. Как было показано в [21], температурно-ветровой индекс целесообразно использовать при $T_{\text{ср}} = -20...22$ °C и скорости ветра выше 2 м/с. Таким образом, при обеспечении этих условий значения температуры преобразуются и позволяют получить более точный прогноз ЭП на заданный период времени.

В блоке «Предварительная обработка» происходит проверка на условие применения температурно-ветрового индекса, и в случае необходимости данные о температуре окружающей среды преобразуются в температуру с учетом данного индекса.

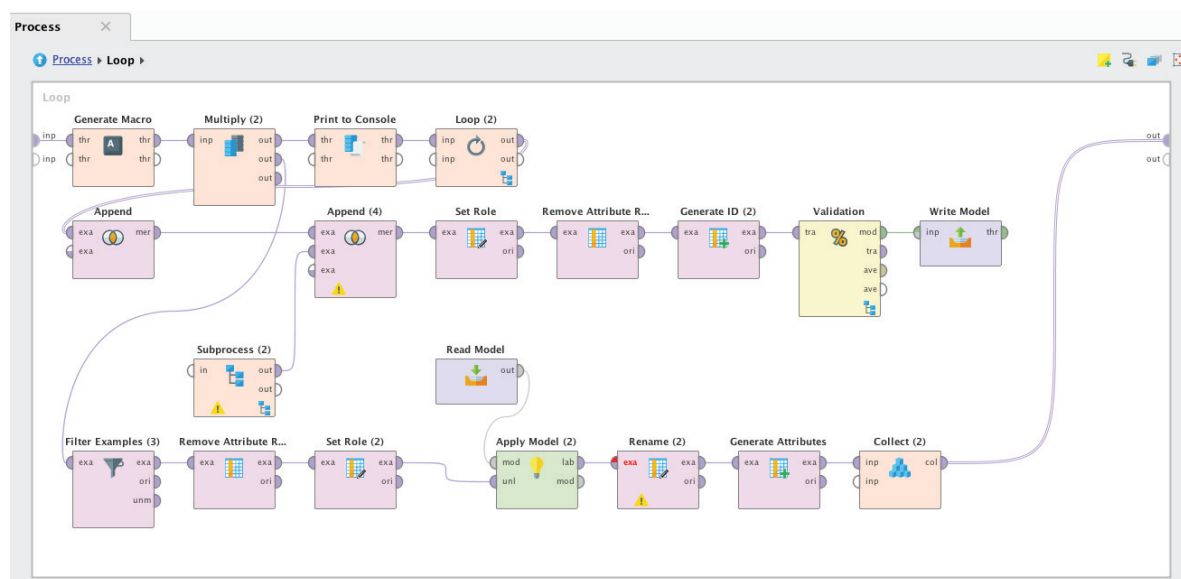


Рис. 2. Фрагмент алгоритма прогнозирования с использованием нейронной сети

Fig. 2. Fragment of prediction algorithm using neural network

са. Далее проверяется принадлежность к типу дня и из сформированной выборки данных выбирают только ретроспективные данные по выбранному типу дня. Фильтр 1 удаляет из обучающей выборки данные, относящиеся к праздничным и выходным дням, фильтр 2 – данные по рабочим дням и праздникам, фильтр 3 удаляет из выборки рабочие и выходные дни.

Количество данных в выборке определяется по формуле

$$S = 30M_{t1} \cdot 48 + 30M_{t2} \cdot T_c,$$

где M_{t1} – выборка из 30 дней до прогнозного дня текущего года; M_{t2} – выборка из 30 дней предыдущего года после прогнозного дня, включая аналогичный прогнозируемому день в прошлом году; T_c – количество дискретных равных интервалов, на которые разбиваются 24 часа (с дискретным интервалом 1 час). Необходимое количество дней (30) было найдено эмпирически.

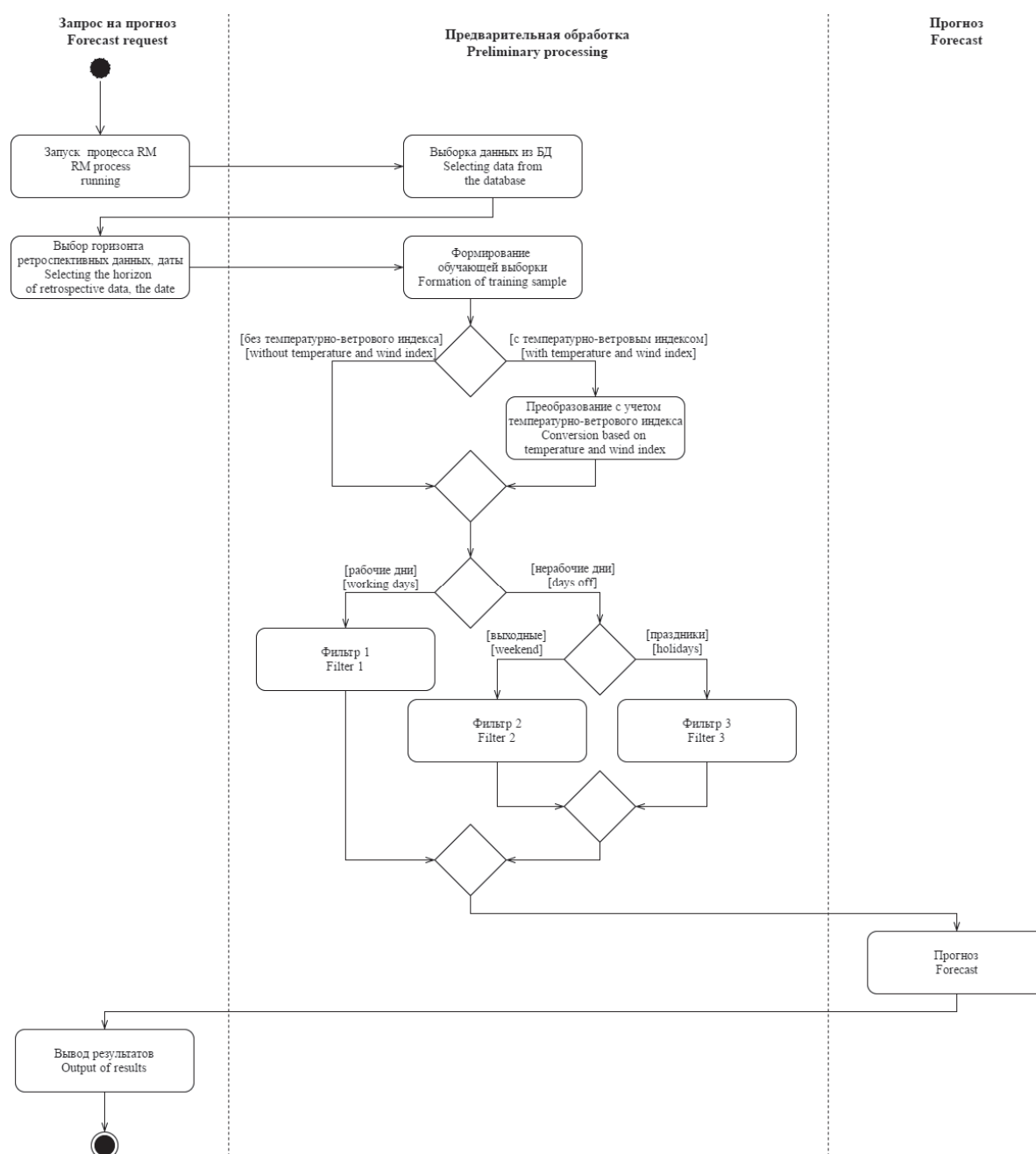


Рис. 3. UML-диаграмма метода прогноза с учетом температурно-ветрового индекса

Fig. 3. UML-diagram of the forecasting method considering temperature and wind index

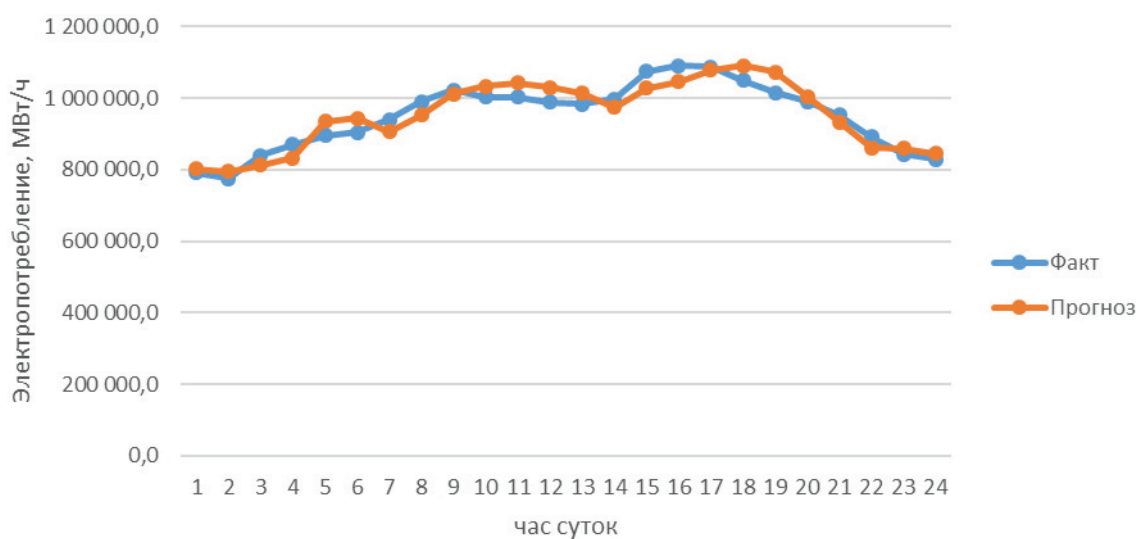


Рис. 4. Прогноз потребления на 19.06.2016 без учета температурно-ветрового индекса

Fig. 4. Forecast of consumption on 06/19/2016, excluding temperature and wind index

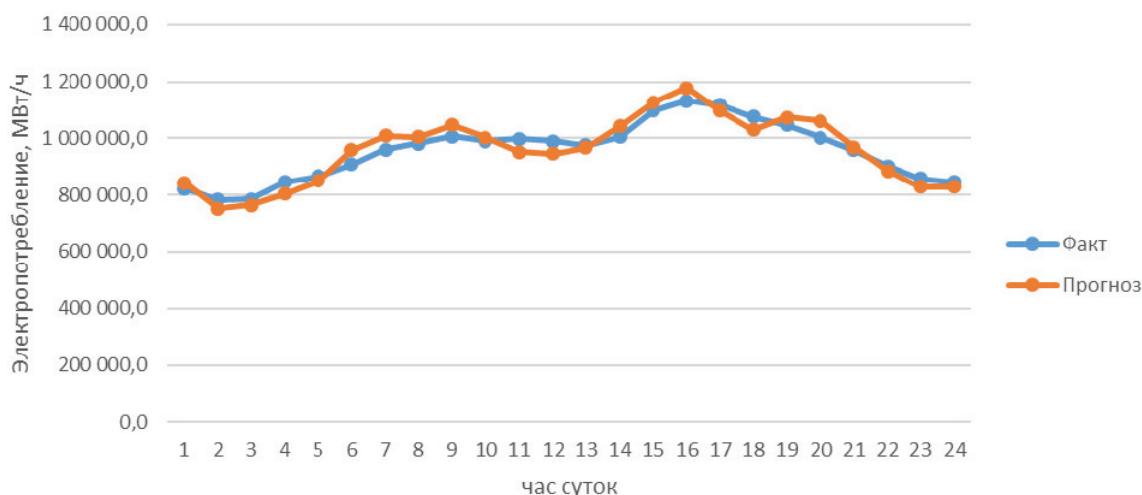


Рис. 5. Прогноз потребления на 17.01.2016 с учетом температурно-ветрового индекса

Fig. 5. Forecast of consumption on 01/17/2016, considering temperature and wind index

На рис. 4 и 5 отображены данные прогноза без учета температурно-ветрового индекса и с учетом соответственно.

Заключение

Как видно из данных, приведенных на рис. 4 и 5, используемая методика дает среднюю ошибку 3,0...3,3 % на интервале 1 год. Таким образом, рассмотренная методика может быть использована субъектом ОРЭМ без больших материальных затрат и основывается на общих статистических методах и методах структурных моделей. При этом субъекту ОРЭМ достаточно иметь ретроспективные данные ЭП в интервале не менее одного года, а также данные по средней температуре окру-

жающего воздуха и средней скорости ветра. Представленная методика прогнозирования электропотребления может использоваться субъектами ОРЭМ. При этом, возможно, потребуется эмпирическим путем сформировать обучающую выборку с учетом специфики электропотребления. В нашем случае в общем объеме электропотребления ООО «Омская энергосбытовая компания» 75 % приходится на юридические лица и 25 % – на физические. При этом следует учитывать тип дня, поскольку на специфику электропотребления, как было сказано выше, могут оказывать влияние социальные явления, и этот факт нужно также учитывать при разработке методики прогнозирования ЭП.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Nur A.A., Maizah H.A., Norizan M. Electricity load demand forecasting using exponential smoothing methods // *World Applied Sciences Journal*. – 2013. – № 22 (11). – P. 1540–1543.
2. Исмагилов Т.С. Методы решения задачи прогнозирования в энергетике // *Вестник Уфимского государственного авиационного технического университета*. – 2010. – Т. 14. – № 4 (39). – С. 93–96.
3. Taylor J.W., McSharry P.E. Short-term load forecasting methods: an evaluation based on European data // *IEEE Transactions on Power Systems*. – 2007. – № 22 (4). – P. 2213–2219.
4. Taylor J.W. Short-term load forecasting with exponentially weighted methods // *IEEE Transactions on Power Systems*. – 2012. – № 27 (1). – P. 458–464.
5. Drought forecasting based on the remote sensing data using ARIMA model / P. Han, P.X. Wang, S.Y. Zhand, D.H. Zhu // *Mathematical and Computer Modelling*. – 2011. – № 51 (11). – P. 1398–1403.
6. Jakasa T., Adroec I., Spreic P. Electricity price forecasting – ARIMA model approach // *Proc. of the 8 International Conference on the European Energy Market (EEM)*. – Zagreb, 2011. – P. 222–225.
7. Кирпичникова И.М., Соломахо К.Л. Исследование методов прогнозирования электропотребления бытового предприятия // *Электротехнические системы и комплексы*. – 2014. – № 3 (24). – С. 39–43.
8. Поляхов Н.Д., Приходько И.А., Ван Е. Прогнозирование электропотребления на основе метода опорных векторов с использованием эволюционных алгоритмов оптимизации // *Современные проблемы науки и образования*. – 2013. – № 2. URL: <http://www.science-education.ru/ru/article/view?id=8962> (дата обращения: 05.07.2016).
9. Грицай А.С., Тюньков Д.А. Классификация методов краткосрочного прогнозирования электропотребления для субъектов ОРЭМ // *Актуальные вопросы энергетики: материалы Всероссийской научной конференции студентов, магистрантов, аспирантов*. – Омск, 2016. – С. 41–45.
10. Sansom D.C., Downs T., Saha T.K. Support vector machine based electricity price forecasting for electricity markets utilising projected assessment of system adequacy data // *Proceedings of the Sixth International Power Engineering Conference (IPEC2003)*. – Singapore, 2003. – P. 783–788.
11. Wang J., Zhou Y., Chen X. Electricity load forecasting based on support vector machines and simulated annealing particle swarm optimization algorithm // *Proc. of the IEEE International Conference on Automation and Logistics*. – Jinan, 2007. – P. 2836–2841.
12. Ertugrul O.F. Forecasting electricity load by a novel recurrent extreme learning machines approach // *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. – 2016. – № 78. – P. 429–435.
13. Laboissiere L.A., Fernandes R.A.S., Lage G.G. Maximum and minimum stock price forecasting of Brazilian power distribution companies based on artificial neural networks // *Applied Soft Computing*. – 2015. – № 35. – P. 66–74.
14. Pai P.F., Hong W.C. Support vector machines with simulated annealing algorithms in electricity load forecasting // *Energy Conversion and Management*. – 2005. – № 46 (17). – P. 2669–2688.
15. Соловьева И.А., Дзюба А.П. Прогнозирование электропотребления с учетом факторов технологической и рыночной среды // *Научный диалог*. – 2013. – № 7 (19). – С. 97–113.
16. Рудной Г.И. Выбор функции активации при прогнозировании нейронными сетями // *Машинное обучение и анализ данных*. – 2011. – Т. 1. – № 1. – С. 16–39.
17. Swinger K. Applying neural networks: a practical guide. – Waltham, Morgan Kaufmann Publishers, 1996. 303 p.
18. Горелова А.В., Любимова Т.В. Алгоритм обратного распространения ошибки // *Наука и современность*. – 2015. – № 38. – С. 151–156.
19. Живых С.Ю. Исследование влияния количества слоев нейронных и их количества на поведение ошибки скорость обучения сети // *Молодежный научно-технический вестник*. – 2013. – № 7. URL: http://sntbul.bmstu.ru/file/591185.html?__s=1 (дата обращения: 05.07.2016).
20. How to Extend Rapidminer 5. URL: <https://rapidminer.com/wp-content/uploads/2013/10/How-to-Extend-RapidMiner-5.pdf> (дата обращения: 05.07.2016).
21. Дугин Д.Д., Грицай А.С. Использование температурно-ветрового индекса в задачах краткосрочного прогнозирования электропотребления // *Актуальные вопросы энергетики: материалы Всероссийской научной конференции студентов, магистрантов, аспирантов*. – Омск, 2016. – С. 51–56.

Поступила 07.07.2016 г.

Информация об авторах

Потапов В.И., доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой информатики и вычислительной техники Омского государственного технического университета.

Грицай А.С., старший преподаватель кафедры информатики и вычислительной техники Омского государственного технического университета.

Тюньков Д.А., магистрант кафедры информатики и вычислительной техники Омского государственного технического университета.

Синицин Г.Э., начальник управления по работе на рынках электроэнергии и мощности ООО «Омская энергосбытовая компания».

UDC 621.311:519.2

USING NEURAL NETWORK FOR BUILDING SHORT-TERM FORECAST OF ELECTRICITY LOAD OF LLC «OMSK ENERGY RETAIL COMPANY»

Viktor I. Potapov¹,

ivt@omgtu.ru

Aleksandr S. Gritsay¹,

aleksandr.gritsay@gmail.com

Dmitry A. Tyunkov¹,

dmitry.tyunkov@gmail.com

Gleb E. Sinitsin²,

Sinitsin_GYe@omesc.ru

¹ Omsk State Technical University,
11, Mira Avenue, Omsk, 644050, Russia.

² LLC «Omsk Energy Retail Company»,
41/15, Karl Marks Avenue, Omsk, 644123, Russia.

Relevance of the research is caused by the requirements of current legislation to «day-ahead» forecast of energy consumption in the market for wholesale electricity and capacity market participants (WECM). Most of electricity in Russia is produced by combustion of solid minerals. According to the report of JSC «System Operator of Unified Energy System» for 2015 the share of electricity production by the types of UES power plants in Russia is: 59,8 % for thermal power plants, 15, 6 % for wind and solar power plants, 19 % for nuclear power plants and 5,6 % for captive power plants. At the same time, one of the main problems associated with electric energy generation and its consumption is the problem of power balance maintenance. On the one hand, power delivery interruptions may occur when increasing planned load, on the other hand decrease in electric energy consumption will reduce the efficiency of the power plants, and increase the cost of electricity for wholesale electricity and capacity market participants, and for the end user. High accuracy in forecasting electricity consumption allows keeping power balance and using geo assets effectively to generate electricity, taking into account the specific character of the consumer. To solve these problems the wholesale market was introduced in Russia in 2004. It currently operates. The relevance of the discussed issue is caused by the current legislation of forecasting electricity consumption in the day-ahead market to the wholesale electricity and capacity market participants. The wholesale electricity and capacity market was introduced in 2006, since that time, many companies received the status of the subject of WECM. According to the rules of interaction between the subject of wholesale electricity and capacity market participants and OJSC «ATS», the subjects of wholesale electricity and capacity market participants are required to carry out daily hourly «day-ahead» forecast. To ensure the quality of forecasting electricity consumption, the subjects of wholesale electricity and capacity market participants should prepare a regulatory framework, to develop methodology for building electricity consumption forecast and calculate the risks associated with the accuracy of the models used. On the one hand, the complexity of the problem solved is characterized by occurrence of aggregate data of supply points, as it is not always possible for the subject of wholesale electricity and capacity market participants to collect the data on individual consumption of power facilities in hourly mode. On the other hand, the introduction of commercial accounting system can solve this problem by embedding a large investment for installation of the automated commercial power system, but as a rule, the subject of wholesale electricity and capacity market participants goes to such a long-term cost-payback.

The main aim of the study is to apply the forecasting methodology using neural network for building predictive models for LLC «Omsk Energy Retail Company».

The methods used in the study: Holt–Winters model, the ARIMA, neural networks, temperature and wind index.

The results. The authors have considered the methods of constructing the predictive models, the path of their evolution since the launch of wholesale electricity and capacity market participants, and developed the method of constructing the forecast of «Omsk Energy Retail Company» using neural network, taking into account the temperature and wind index and allocation of common types of days by electric energy consumption.

Key words:

Data mining, neural network, forecasting, electricity load, wholesale electricity and capacity market.

REFERENCES

1. Nur A.A., Maizah H.A., Norizan M. Electricity load demand forecasting using exponential smoothing methods. *World Applied Sciences Journal*, 2013, no. 22 (11), pp. 1540–1543.
2. Ismagilov T.S. Metody resheniya zadachi prognozirovaniya v energetike [Forecasting methods in power engineering]. *Vestnik Ufimskogo gosudarstvennogo aviatsionnogo tekhnicheskogo universiteta*, 2010, vol. 14, no. 4 (39), pp. 93–96.
3. Taylor J.W., McSharry P.E. Short-term load forecasting methods: an evaluation based on European data. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2007, no. 22 (4), pp. 2213–2219.
4. Taylor J.W. Short-term load forecasting with exponentially weighted methods. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2012, no. 27 (1), pp. 458–464.
5. Han P., Wang P.X., Zhand S.Y., Zhu D.H. Drought forecasting based on the remote sensing data using ARIMA model. *Mathema-*

- tical and Computer Modelling*, 2011, no. 51 (11), pp. 1398–1403.
6. Jakasa T., Adroec I., Spric P. Electricity price forecasting – ARIMA model approach. *Proc. of the 8th International Conference on the European Energy Market (EEM)*. Zagreb, 2011. pp. 222–225.
7. Kirpichnikova I.M., Solomakhov K.L. Research of forecasting methods of electricity consumption in power enterprises. *Electro-technical Systems and Complexes*, 2014, no. 3 (24), pp. 39–43. In Rus.
8. Polyakhov N.D., Prihodko I.A., Van E. Electric load forecasting based on support vector machine optimized by evolutionary algorithms. *Modern problems of science and education*, 2013, no. 2. In Rus. Available at: <http://www.science-education.ru/ru/article/view?id=8962> (accessed 05 July 2016).
9. Gritsay A.S., Tyunkov D.A. Klassifikatsiya metodov kratkosrochnogo prognozirovaniya elektropotrebleniya dlya subektov OREM [Classification methods for short-term electricity load forecasting for subjects of WECM]. *Aktualnye voprosy energetiki: materialy Vserossiyskoy nauchnoy konferentsii studentov, magistrantov, aspirantov* [Relevant issues of power engineering: Proc. of All-Russia scientific conference for students, undergraduates, graduate students]. Omsk, 2016. pp. 41–45.
10. Sansom D.C., Downs T., Saha T.K. Support vector machine based electricity price forecasting for electricity markets utilising projected assessment of system adequacy. *Proceedings of the Sixth International Power Engineering Conference (IPEC2003)*. Singapore, 2003. pp. 783–788.
11. Wang J., Zhou Y., Chen X. Electricity load forecasting based on support vector machines and simulated annealing particle swarm optimization algorithm. *Proceeding of the IEEE International Conference on Automation and Logistics*. Jinan, 2007. pp. 2836–2841.
12. Ertugrul O.F. Forecasting electricity load by a novel recurrent extreme learning machines approach. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2016, no. 78, pp. 429–435.
13. Laboissiere L.A., Fernandes R.A.S., Lage G.G. Maximum and minimum stock price forecasting of Brazilian power distribution companies based on artificial neural. *Applied Soft Computing*, 2015, no. 35, pp. 66–74.
14. Pai P.F., Hong W.C. Support vector machines with simulated annealing algorithms in electricity load forecasting. *Energy Conversion and Management*, 2005, no. 46 (17), pp. 2669–2688.
15. Soloveva I.A., Dzyuba A.P. Prognozirovaniye elektropotrebleniya s uchetom faktorov tekhnologicheskoy i rynochnoy sredy [Forecasting electric energy consumption with factors of process and market environment taken into account]. *Nauchnyi Dialog*, 2013, no. 7 (19), pp. 97–113.
16. Rudnoy G.I. Vybory funktsii aktivatsii pri prognozirovanii neyronnymi setyami [Selecting the activation function when predicting neural networks]. *Journal of Machine Learning and Data Analysis*, 2011, vol. 1, no. 1, pp. 16–39.
17. Swingler K. *Applying neural networks: a practical guide*. Waltham, Morgan Kaufmann Publishers, 1996. 303 p.
18. Gorelova A.V., Lyubimova T.V. Algoritmy obratnogo rasprostraneniya oshibki [Algorithm of backpropagation]. *Nauka i sovremennost*, 2015, no. 38, pp. 151–156.
19. Zhiviykh S.Yu. Issledovanie vliyaniya kolichestva sloev neyronov i ikh kolichestva na povedeniye oshibki skorost' obucheniya seti [Research of influence of the number of layers of neurons and their number on the behavior of the speed of the network training error]. *Molodezhny nauchno-tekhnicheskiiy vestnik*, 2013, no. 7. Available at: http://sntbul.bmstu.ru/file/591185.html?__s=1 (accessed 05 July 2016).
20. *How to Extend Rapidminer 5*. Available at: <https://rapidminer.com/wp-content/uploads/2013/10/How-to-Extend-Rapid-Miner-5.pdf> (accessed 05 July 2016).
21. Dugin D.D., Gritsay A.S. Ispol'zovanie temperaturno-vetrovogo indeksa v zadachakh kratkosrochnogo prognozirovaniya elektropotrebleniya [Use of temperature and wind index in problems of short-term forecasting of power loading]. *Aktualnye voprosy energetiki: materialy Vserossiyskoy nauchnoy konferentsii studentov, magistrantov, aspirantov* [Relevant issues of power engineering: Proc. of All-Russia scientific conference for students, undergraduates, graduate students]. Omsk, 2016. pp. 51–56.

Received: 7 July 2016.

Informations about the authors

Viktor I. Potapov, Dr. Sc., professor, head of the department, Omsk State Technical University.

Aleksandr S. Gritsay, senior professor, Omsk State Technical University.

Dmitry A. Tyunkov, graduate student, Omsk State Technical University.

Gleb E. Sinitsin, head of the department, LLC «Omsk Energy Retail Company».