

УДК 004.9

КРАТКОСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕТОДОВ

Соломкин Антон Викторович
 ГОУВПО «Мордовский государственный университет им. Н. П. Огарева»,
 Российская Федерация, г. Саранск,
 E-mail: anton.solomkin@gmail.com
 430005, г. Саранск, ул. Богдана Хмельницкого, д. 39

Аннотация: В статье представлены краткий обзор методов прогнозирования электропотребления и результаты краткосрочного прогноза электропотребления с помощью специально обученной нейронной сети и программного комплекса «Энергостат».

Ключевые слова: электропотребление, нейронные сети, краткосрочное прогнозирование.

I. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Необходимость прогнозирования потребления электроэнергии обусловлена механизмом функционирования оптового рынка электроэнергии. Субъект оптового рынка берет на себя некоторый риск, который связан с невозможностью точного планирования заявки на потребление электроэнергии. Отклонения фактического потребления от заявленных значений больше определенного процента приводит к покупке электроэнергии с балансирующего рынка по большей цене. Отклонение в меньшую сторону тоже карается оплатой недопоставленной электроэнергии, определяемой разницей между заявленным и фактическим потреблением по установленным расценкам. Таким образом, высокая точность прогноза позволяет снизить финансовые потери субъекта оптового рынка. В данном случае мы говорим о краткосрочном прогнозировании (на несколько суток вперед).

II. ВЫБОР И ОБОСНОВАНИЕ МЕТОДА РЕШЕНИЯ

При решении задачи прогнозирования потребления электроэнергии встает вопрос выбора математической модели прогнозирования. Качество этой модели влияет на точность определения планового электропотребления при формировании ценовой заявки купли-продажи электроэнергии на оптовом рынке.

Сложность прогноза электропотребления обусловлена необходимостью учета многих факторов, влияющих на потребление электроэнергии: температура окружающего воздуха, облачность, долгота дня, день недели, переходы с зимнего на летнее время и обратно, наличие экстраординарных событий (катастрофы, массовые акции), планируемое включение/отключение энергоемких производств и др.

Одним из основных факторов является температура окружающей среды, так как известно, что электропотребление растет в холодные дни, когда включаются дополнительно электронагревательные устройства и в жаркие дни, когда включаются кондиционеры. Такие факторы, как влажность воздуха или облачность, которые создают дискомфорт для человека, могут объяснить использование нагревательных и осветительных приборов.

Традиционно для прогнозирования электропотребления используют статистические методы (метод авторегрессии, метод сезонных кривых, факторный анализ и др.).

Для метода авторегрессии может быть применена следующая модель:

$$\hat{L}(t, d) = \sum_{k=1}^4 \alpha_k \hat{L}_k(t, d),$$

где α_k – линейные веса, обеспечивающие оптимальную комбинацию четырех отдельных прогнозов; $\hat{L}_1(t, d)$ – прогноз $L(t, d)$ на основе авторегрессионной модели первого порядка

с задержкой 1 час; $\hat{L}_2(t, d)$, $\hat{L}_3(t, d)$, $\hat{L}_4(t, d)$ – то же с задержкой одни сутки, неделя и год соответственно.

Обобщенный метод экспоненциального сглаживания может быть применен для прогнозирования суммарного часового потребления:

$$L(t) = a^T f(t) + \varepsilon(t),$$

где a^T – это транспонированный вектор сглаженных весов; $f(t)$ – вектор сглаживающих функций.

Факторный анализ позволяет представить нормированные значения прогнозируемых параметров системы электроснабжения в виде

$$Y_i = a_{i1}F_1 + a_{i2}F_2 + \dots + a_{im}F_m + d_iU_i,$$

где Y_i – i -й прогнозируемый параметр; F_j – общие факторы, учитывающие взаимосвязи между исходными параметрами Y_i ; a_{ij} , d_i – нагрузки соответствующих факторов на параметры Y_i ; U_i – характерный фактор, учитывающий остаточную дисперсию [4].

Одним из примеров математической модели электропотребления на основе сезонных кривых может быть следующая модель:

$$P(i) = P_0(i) + P_{\text{сез}}(i) + \delta P(i) + \gamma P(i),$$

где i – час суток (1, 24);

$P(i)$ – фактическая нагрузка энергосистемы;

$P_0(i)$ – базовая составляющая, определяемая устойчивыми производственными циклами, суточной и недельной неравномерностью графика нагрузки;

$P_{\text{сез}}(i)$ – сезонная составляющая (сезонная кривая), определяемая сезонными колебаниями нагрузки в разрезе года. Эта составляющая обусловлена в первую очередь глубокими сезонными колебаниями метеофакторов – температуры и освещенности.

$\delta P(i)$ – составляющая, определяемая нерегулярными колебаниями метеофакторов (нерегулярными считаются отклонения метеофакторов от устойчивых сезонных циклов);

$\gamma P(i)$ – остаточная составляющая, определяемая влиянием неучтенных факторов [3].

Примером решения задачи прогнозирования электропотребления на базе статистических методов является программный комплекс «Энергостат».

Помимо статистических методов набирают популярность нейросетевые методы. Основная привлекательность применения ИНС для задач прогноза электропотребления состоит в возможности использования большого количества разнообразных входных параметров, при этом функция влияния входного параметра на выходной результат может быть какой угодно сложной (нелинейной, нестационарной и др.) и неизвестной формы. Кроме того, часть входных параметров модели является численными (исторические значения потребления электроэнергии, температура воздуха, время суток и т.п.), а часть – категориальными (время года, тип дня, тип облачности и другие). Возможно также неявное использование входных параметров. Например, через построение системы ИНС, каждый элемент которой (отдельная ИНС) обучен на определенный случай, например, для определенного типа дня или времени года [1].

ИНС являются аналитическими системами, в которых поставленные задачи не достаточно четко сформулированы. Недостаточная точность формулировки восполняется способностью ИНС к самообучению, умению находить в данных скрытые и неясные образы. Важным свойством ИНС является способность к изменению своего поведения и знания в зависимости от изменений внешней среды.

Необходимо заметить, что при выборе структуры ИНС важно учитывать ее размерность, т.е. число скрытых слоев и число нейронов в этих слоях. При недостаточном размере сети для решения поставленной задачи ИНС будет плохо обучаться и неправильно работать, а при размере сети, превышающем сложность решаемой задачи, процесс обучения ИНС будет очень длительным или сеть вообще может быть непригодна для решения данной задачи.

Этот вопрос в каждом конкретном случае решается экспериментальным путем.

Проведем прогноз почасовых значений потребления электроэнергии на период с 17 по 23 января 2011 года, включающий в себя 5 рабочих и 2 выходных дня, на примере ОАО «Мордовская энергосбытовая компания» используя нейронную сеть.

В качестве типа нейронной сети был выбран трехслойный персептрон. Обучение сети производилось на основе производственного календаря, ретроспективных данных, почасовых данных об электропотреблении, метеофакторах (температура, облачность, влажность, длительности светового дня) в Республике Мордовия за период с января 2008 года по декабрь 2010. Во входном слое 11 нейронов, в скрытом слое 6 нейронов, в выходном – 1 нейрон. Обучение нейронной сети производилось на основе алгоритма Левенберга-Марквардта. Количество эпох обучения составило 500.

Для сравнения был проведен аналогичный прогноз с помощью программного комплекса «Энергостат».

III. ПОЛУЧЕННЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

Результаты прогноза представлены на рисунках 1 и 2. Здесь изображены графики спрогнозированного и фактического потребления в случае применения статистических методов, реализованных в комплексе «Энергостат», и нейронной сети.

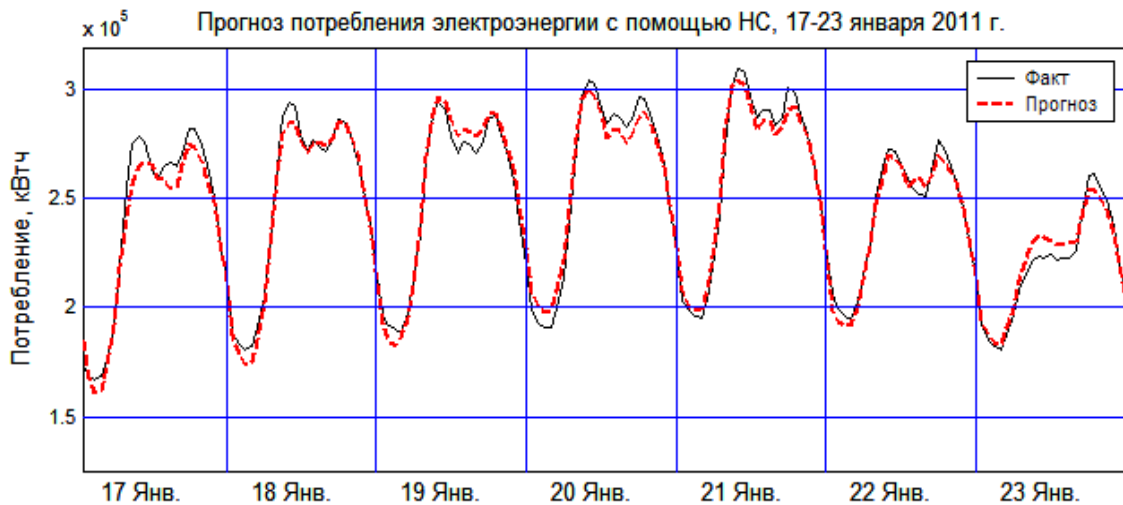


Рис. 1. Фактическое и прогнозное значения электропотребления при использовании нейронной сети.

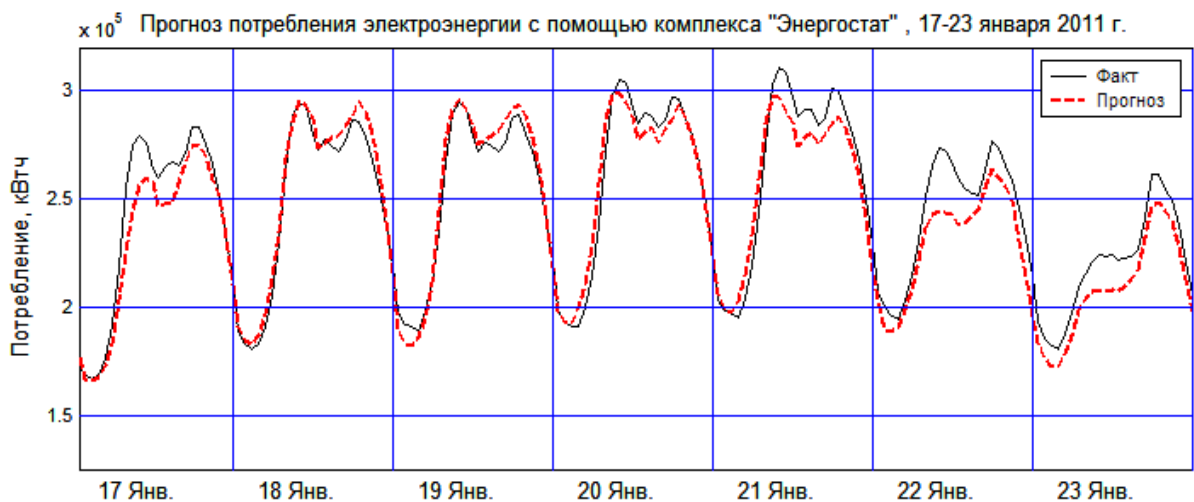


Рис. 2. Фактическое и прогнозное значения электропотребления при использовании комплекса «Энергостат».

Далее в таблице 1 представлена средняя относительная погрешность прогноза на период с 17 по 23 января 2011 г. для обоих случаев.

ТАБЛИЦА I.
ОТНОСИТЕЛЬНАЯ ПОГРЕШНОСТЬ ПРОГНОЗА ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ

Дата	Средняя относительная погрешность прогноза на базе комплекса «Энергостат»,%	Средняя относительная погрешность прогноза на базе нейронной сети, %
17.01.11, Пн	4.04	2.75
18.01.11, Вт	1.83	1.43
19.01.11, Ср	2.11	1.83
20.01.11, Чт	2.34	2.32
21.01.11, Пт	3.68	1.59
22.01.11, Сб	5.78	1.44
23.01.11, Вс	5.41	2.10

Из данных табл. 1 можно сделать вывод, что в данном случае применение нейронных сетей дает более точный прогноз по сравнению со статистическими методами. Средняя относительная погрешность прогноза для нейронной сети составляет 1,93%, для статистических методов, реализованных в программном комплексе «Энергостат» 3,6%.

IV. ВЫВОД

Подводя итог, можно сказать, что благодаря использованию для предсказания электрического потребления отлаженной нейронной технологии, реализованной в корректно спроектированной и обученной нейронной сети, стало возможным обеспечить достаточно высокую точность прогнозирования нагрузок.

Данные результаты позволяют говорить о нейронных сетях как о мощном инструменте для решения задачи краткосрочного прогнозирования электропотребления и альтернативой традиционным статистическим методам.

Список литературы

1. Савельева Е. А., Каневский М. Ф., Кравецкий А. С., Огарь В. П., Большов Л. А. Пример прогноза потребления электроэнергии при экстремальных погодных условиях [Электронный ресурс] - Режим доступа: http://esco-ecosys.narod.ru/2004_2/art111.htm (дата обращения: 25.05.11)
2. Бирюков Е. В., Корнев М. С. Практическая реализация нечеткой нейронной сети при краткосрочном прогнозировании электрической нагрузки - [Электронный ресурс] - Режим доступа: <http://library.mephi.ru/data/scientific-sessions/2005/nero/ch2/3-2-1.doc> (дата обращения: 25.05.11)
3. Макоклюев Б. И., Еч В. Ф. Учет влияния метеорологических факторов при прогнозировании электропотребления энергообъединений [Электронный ресурс] - Режим доступа: http://www.masters.domntu.edu.ua/2006/kita/chuykov/library/library/article_7.htm (дата обращения: 25.05.11)
4. Бэнн Д. В., Фармер Е. Д. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки: Пер. с англ. – М.: Энергоатомиздат. – 1987. – 200 с.

SHORT-TERM FORECASTING OF ELETRICITY CONSUMPTION BASED ON NEURAL NETWORKS

Solomkin V. Anton
N. P. Ogarev's Mordovian State University
Russian Federation, Saransk city,
E-mail: anton.solomkin@gmail.com
39, B. Hmelnickogo str., room 5, 430005, Saransk, Mordovia, Russia

Annotation. The article provides a short review of methods of electricity consumption forecasting and results of short-term forecast of electricity consumption using neural network and software product "Energostat".

Key words: electricity consumption, neural networks, short-term forecasting.

Соломкин Антон Викторович
Россия, РМ, г. Саранск
Мордовский государственный университет им. Н. П. Огарёва
E-mail: anton.solomkin@gmail.com
Тел. +7-927-17-14-112

Окончил Мордовский государственный университет им. Н. П. Огарёва в 2008 г. по специальности автоматизированные системы обработки информации и управления. В настоящее время является аспирантом кафедры автоматизированных систем обработки информации и управления факультета электронной техники Мордовского государственного университета им. Н. П. Огарёва.