

УДК 620.98

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОЧАСОВОГО ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Андросов В.М.

Научный руководитель – д.т.н., профессор Фурсанов М.И.

В электроэнергетических системах осуществляется непрерывное круглосуточное регулирование технологического режима работы объектов диспетчеризации по частоте электрического тока и мощности.

Для выполнения регулирования технологического режима необходим диспетчерский график электрической нагрузки, получаемый с помощью прогнозирования.

Краткосрочное прогнозирование электроэнергетических режимов энергосистем и технологических режимов работы объектов электроэнергетики осуществляется на предстоящие сутки и выполняется диспетчерскими центрами всех уровней.

Суточный диспетчерский график является основным инструментом управления энергосистемой.

Таким образом, для обеспечения устойчивой работы электроэнергетической системы актуальна задача краткосрочного прогнозирования электропотребления с дискретностью 1 час. Отсюда целью данного исследования является изучение применения искусственных нейронных сетей (ИНС) для краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии.

При краткосрочном прогнозировании чаще используются искусственные нейронные сети с нелинейными функциями активации. Прогнозирование выполняется как с учетом, так и без учета дополнительных факторов: температуры, типа дня (рабочий, выходной, праздничный) и др. Конфигурация искусственной нейронной сети зависит от графика электропотребления, который определяется объектом прогнозирования (энергосистема, город, предприятие и т.д.).

В качестве исходных данных использованы максимальное почасовое электропотребление энергосистемы и средние по энергосистеме почасовые значения температуры за один год.

Анализ исходных данных и суточное почасовое прогнозирование величины потребляемой электрической энергии проводилось с применением программного пакета Statistica.

Для определения входных переменных нейронной сети при решении задач прогнозирования нагрузки была использована модель, описывающая изменения во времени фактических значений электропотребления, которая в общем виде представляется нелинейной функцией:

$$W_t = f(W_{t-n}, T_{t-n}, N_t) + \varepsilon_i, \quad (1)$$

где  $W_t$  - фактическое электропотребление энергосистемы в момент времени  $t$ ;  $t$  - текущее время;  $W_{t-n}$  - предшествующие наблюдения электропотребления;  $T_{t-n}$  - предшествующие наблюдения температуры окружающей среды;  $n$  - индекс ретроспективы данных;  $N$  - тип дня недели (рабочий, выходной, праздничный);  $\varepsilon$  - случайная составляющая, представляющая ненаблюдаемые факторы, влияющие на электропотребление.

Оценка точности прогноза ИНС на тестовом множестве размерностью  $K$  выполнялась по среднему значению модулей относительных погрешностей:

$$\varepsilon_{ср.пр} = \frac{1}{K} \cdot \sum_{i=1}^K |\varepsilon_{пр.i}|, \quad (2)$$

где  $\varepsilon_{ср.пр}$  - относительная ошибка для  $i$ -й точки множества, %.

Прогнозирование электропотребления осуществлялось при длине интервала предыстории 10 и 40 суток, так как опытным путем было установлено, что для этих интервалов характерны меньшие ошибки прогнозных оценок.

Значения ошибок для различных типов ИНС, использованных при прогнозировании, представлены в таблице.

Таблица 1 Средние отклонения прогноза электропотребления, полученного с помощью нейронных сетей

Тип нейронной сети / Type of a neural network	Средняя ошибка прогноза, % / Average forecast error, %	
	при 10 сутках предыстории / at 10 days of prehistory	при 40 сутках предыстории / at 40 days of prehistory
Линейная НС / Linear neural network	1,33	1,61
Многослойный перцептрон (MLP) / Multilayered perceptron (MLP)	1,04	2,28
Сеть на радиальных базисных функциях (RBF) / Radial basic function (RBF) network	1,13	2,81
Обобщенно-регрессионная нейронная сеть (GRNN) / Generalized regression neural network (GRNN)	0,98	2,73

Опытным путем было установлено, что увеличение длины массива предыстории не приводит к повышению точности прогнозов. Наименьшие ошибки прогнозирования характерны для интервала предыстории длиной 10 суток.

В процессе прогнозирования из многообразия типов нейронных сетей применительно к конкретному объекту необходимо выбирать наиболее подходящий тип ИНС и ее структуру.

Самая высокая точность прогноза отмечена у обобщенно-регрессионной ИНС.

Исследование влияния дополнительных факторов на точность прогноза показало улучшение качества прогноза с учетом температуры окружающего воздуха, точность прогнозных оценок при этом увеличивается в среднем на 0,2%. При введении в модель прогноза фактора дня, учитывающего распределение нагрузки по дням недели, точность прогнозных оценок увеличивается в среднем на 0,5%. Учет праздничных дней целесообразно осуществлять с помощью введения поправочных коэффициентов, так как праздничные дни распределены в течение года неравномерно и их общее число невелико.

#### Литература

1. Доманов В.И., Билалова А.И. Анализ прогнозирования энергопотребления с различными информационными базами // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. 2014. Т. 16. № 4-3. С. 535-537.
2. Кирпичникова И.М., Саплин Л.А., Соломахо К.Л. Прогнозирование объемов потребления электроэнергии // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Энергетика. 2014. Т. 14. № 2. С. 16-22.
3. Варфоломеева А.А. Локальные методы прогнозирования с выбором метрики // Машинное обучение и анализ данных. 2012. Т. 1. № 3. С. 367-375.
4. Сунагатов И.М. Анализ и модификация метода прогнозирования энергопотребления с помощью экстраполяции выборки максимального подобию // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки. 2013. № 1 (37). С. 223-226.
5. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации; пер. с польского И.Д. Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
6. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. М.: Физматлит, 2001. 224 с.