

УДК 621.311

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ НАГРУЗКИ ЭНЕРГОСИСТЕМЫ НА СЛЕДУЮЩИЕ СУТКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДА ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Докт. техн. наук, проф. КОРОТКЕВИЧ М. А., инж. КУРАЧИНСКИЙ В. В.

Белорусский национальный технический университет

Прогнозирование электрической нагрузки энергосистем в странах СНГ производится с упреждением от 10–15 мин до 1 ч (Россия, для взаиморасчетов между субъектами федерального оптового рынка электроэнергии и мощности) – оперативное прогнозирование; с упреждением на сутки, неделю, месяц – краткосрочное прогнозирование; с упреждением на месяц, квартал, год, несколько лет – долгосрочное прогнозирование.

В настоящее время задача прогнозирования электрической нагрузки на следующие сутки (краткосрочное прогнозирование) решается оперативно-диспетчерским управлением объединенной энергосистемы Республики Беларусь. Прогнозирование электрической нагрузки обеспечивает основную исходную информацию для принятия решений при управлении электроэнергетическими системами в процессе планирования их нормальных электрических режимов. На основе прогнозирования нагрузок рассчитываются исходные и оптимальные режимы электроэнергетических систем, оцениваются их надежность, экономичность, качество поставляемой электроэнергии и т. п.

Задача прогнозирования опирается на сложные математические или эмпирические (интуитивные) методы поиска закономерностей в рассматриваемом временном интервале. Эксперты предприятия по составлению прогноза такие зависимости выявляют постепенно: за месяцы и годы работы. Однако значительные изменения производственного процесса предприятия могут за сравнительно короткий период буквально перечеркнуть разработанные экспертом модели и отправить «в архив» большинство методов прогноза, применявшихся ранее.

Точность краткосрочного прогноза нагрузок существенно влияет на экономичность загрузки генерирующего оборудования электростанций и, как следствие, на стоимость производства электроэнергии. Недооценка нагрузки может привести к снижению требуемых резервов, что в свою оче-

редь ведет к росту стоимости производства электроэнергии из-за необходимости использования более дорогого пикового оборудования или покупки недостающей мощности от соседних производителей электроэнергии по более высокой цене. Завышенный прогноз нагрузки может привести к необоснованному увеличению вращающегося резерва, и, следовательно, стоимости производства электроэнергии. Поэтому очень важно иметь качественно составленный оперативный прогноз графика нагрузки [1].

В настоящее время при составлении краткосрочного прогноза электрических нагрузок энергосистемы учитываются: график электрических нагрузок текущего дня и соответствующего дня прошлого года; прогноз погоды (средняя температура наружного воздуха на предстоящие сутки; продолжительность светового дня, т. е. время захода и восхода солнца; возможность атмосферных осадков или облачности); предложения энергосистем по обеспечению подачи электроэнергии потребителям; режим работы наиболее крупных потребителей (в Республике Беларусь это Белорусский металлургический завод).

К дополнительным факторам, учитываемым при прогнозе нагрузки на следующие сутки, относятся: рассматриваемые сутки входят в сутки отопительного сезона или нет, а также переводятся в эти сутки или нет стрелки часов на один час вперед или назад [2].

При снижении температуры наружного воздуха ниже нуля градусов на один градус нагрузка энергосистемы увеличивается на 0,5 % (т. е. на $0,005P_{\max}$), где $P_{\max}$ – максимальная потребляемая мощность.

При краткосрочном прогнозировании на основе указанных выше факторов определяется абсолютный максимум потребляемой электрической мощности.

К характерным дням недели (типам дня) относятся: понедельник; рабочий день (вторник, среда, четверг); пятница; суббота; выходной (воскресенье и праздничные дни). Прогноз электропотребления на следующие сутки должен находиться в пределах допустимой суммарной погрешности приборов учета ($\pm 3\%$) и точности прогнозирования специалиста ($\pm 3\%$).

В настоящее время существует много методов, позволяющих производить прогноз нагрузки в электроэнергетической системе [3].

Качество прогноза во многом зависит от выбранной математической модели [4]. Основной недостаток существующих методов прогноза нагрузки состоит в необходимости построения модели нагрузки, т. е. зависимости нагрузки от влияющих факторов, и постоянного ее уточнения. Другой недостаток состоит в неточном установлении соотношения между входными и выходными переменными, так как зависимости между ними нелинейные. Входные переменные представляют собой название дня недели, ретроспективные данные о нагрузке, информацию о температуре окружающего воздуха, влажности, программах телепередач и др. Выходные переменные – это предстоящая нагрузка на каждый час суток. Искусственная нейронная сеть (ИНС) [5] способна установить сколь угодно сложные соотношения между различными оперативно вводимыми, непрерывно изменяющимися исходными данными, что позволяет ей достаточно точно предсказать будущую нагрузку. ИНС – это совокупность нейронов, связанных между собой определенным образом.

Нейронные сети не программируются в привычном смысле этого слова, они обучаются. Возможность обучения – одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами.

Построение нейронной сети решается в два этапа: выбор типа (архитектуры) нейронной сети и подбор весов (обучение) нейронной сети.

На первом этапе выбираются:

- типы нейронов, которые необходимо использовать (число входов, передаточные функции);
- способы соединения нейронов между собой;
- входные и выходные сигналы нейронной сети.

Существует несколько десятков различных нейросетевых архитектур, причем эффективность многих из них доказана математически. Наиболее популярные и изученные архитектуры – это многослойный перцептрон, нейронная сеть с общей регрессией, нейронные сети Кохонена и др.

Для решения задачи с помощью ИНС необходимо выбрать конфигурацию нейронной сети и сформировать окружение, в котором будет работать данная нейронная сеть. Под формированием окружения понимается реализация следующих этапов:

- создание обучающего задачника;
- обучение нейронной сети;
- тестирование ИНС.

В качестве обучающей выборки (задачника) была использована база архивных данных по дням электрической нагрузки энергосистемы Беларуси (часовой интервал), средней температуры и типа дня за 2006–2007 гг.

Разработанная конфигурация ИНС для суточного прогнозирования нагрузки приведена на рис. 1.

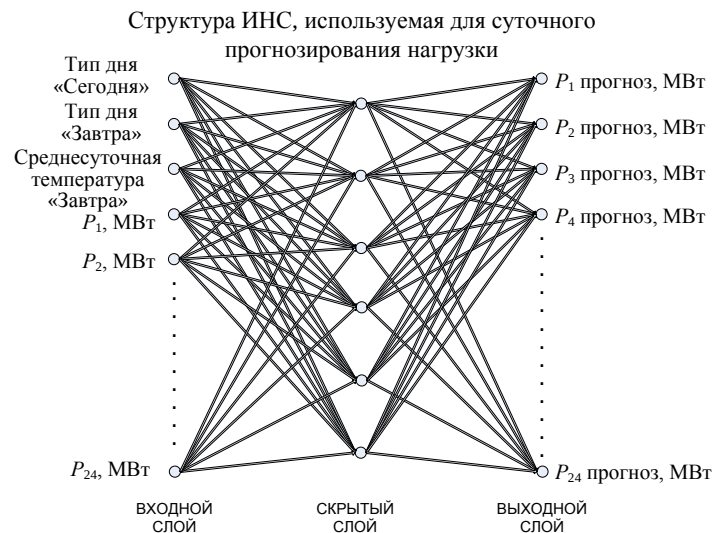


Рис. 1. Структура искусственной нейронной сети

Она представляет собой трехслойный перцептрон. Во входном слое сети находятся 27 нейронов (количество входных переменных), в скрытом слое – 6 (определены экспериментальным путем при настройке сети), в выходном – 24 (соответствует количеству часов в сутках). Входными переменными являются почасовые значения нагрузки P_i для суток, предшест-

вующих прогнозируемым (24 значения), а также значения типа дня «Сегодня», типа дня «Завтра» и температура «Завтра».

На втором этапе следует «обучить» выбранную нейронную сеть, т. е. подобрать такие значения ее весов, чтобы она работала нужным образом.

В используемых на практике нейронных сетях количество весов может составлять несколько десятков тысяч, поэтому обучение – действительно сложный процесс. Для многих архитектур разработаны специальные алгоритмы обучения, которые позволяют настроить веса нейронной сети определенным образом. Наиболее популярный из этих алгоритмов – метод обратного распространения ошибки (Error Back Propagation) [5], используемый, например, для обучения перцептрона.

Обучение происходит следующим образом (рис. 2). Имеется некоторая база данных (задачник), содержащая примеры. Предъявляя их на вход нейронной сети, получаем от нее некоторый ответ, не обязательно верный. Известен и верный (желаемый) ответ. Вычисляя разность между желаемым и реальным ответами сети, получаем вектор ошибки.

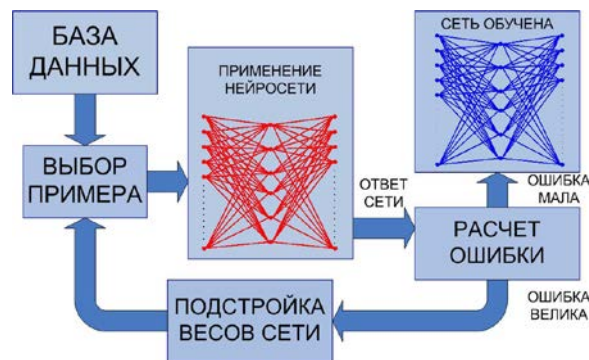


Рис. 2. Процесс обучения нейронной сети

Алгоритм обратного распространения ошибки – это набор формул, который позволяет по вектору ошибки вычислить требуемые поправки для весов нейронной сети. Один и тот же пример может предъявляться нейронной сети много раз.

После многократного предъявления примеров веса нейронной сети стабилизируются, причем нейронная сеть дает правильные ответы на все (или почти все) примеры из базы данных.

В таком случае говорят, что «нейронная сеть выучила все примеры», «нейронная сеть обучена» или «нейронная сеть натренирована». В программных реализациях можно видеть, что в процессе обучения величина ошибки (сумма квадратов ошибок по всем выходам) постепенно уменьшается. Когда величина ошибки достигает нуля или приемлемо малого уровня, тренировку останавливают, а полученную нейронную сеть считают натренированной и готовой к применению с использованием новых данных.

Блок-схема алгоритма обучения искусственной нейронной сети [3] представлена на рис. 3.

В блоках 1–3 происходят пуск и установка начальных условий, считываются значения нагрузки P_1 – P_{24} и нормализуются (преобразуются в относительные величины O_i , находящиеся в пределах $0 \leq O_i \leq 1$, где $1 \leq i \leq 24$).

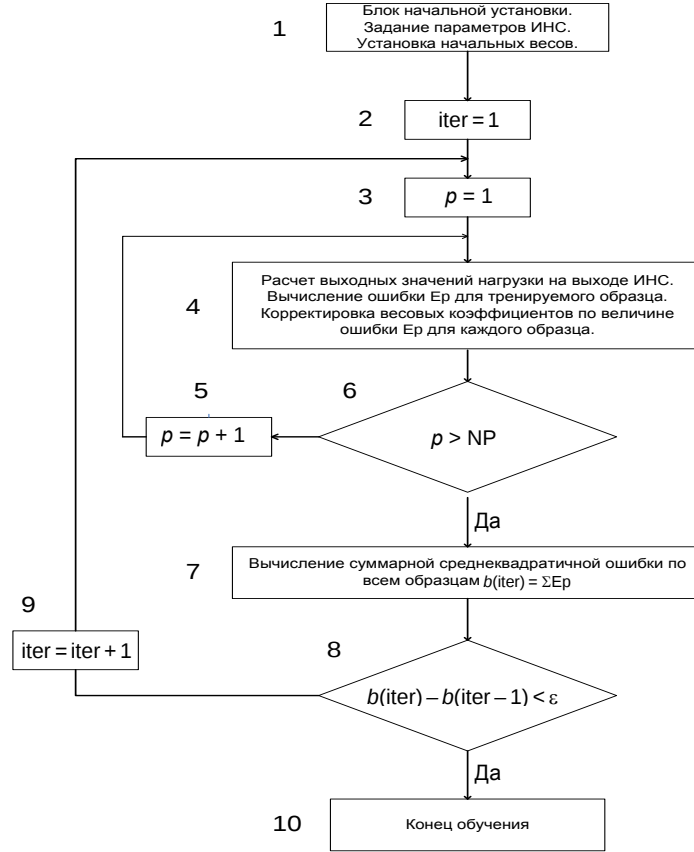


Рис. 3. Блок-схема алгоритма обучения искусственной нейронной сети

Значения сигналов на входах и выходах нейронов скрытого слоя j и выходного слоя k рассчитываются в блоке 4 по следующим формулам:

$$N_j = \sum_{i=1}^{24} W_{ji} O_i, \quad j = 1, 2, \dots, n; \quad (1)$$

$$O_j = \frac{1}{1 + e^{-(N_j + \Theta_j)}}; \quad (2)$$

$$N_k = \sum_{j=1}^n W_{kj} O_j, \quad k = 1; \quad (3)$$

$$O_k = \frac{1}{1 + e^{-(N_k + \Theta_k)}}, \quad (4)$$

где W_{ji} , W_{kj} – весовые коэффициенты соответственно между нейронами j -го и i -го слоев, а также k -го и j -го слоев; N_j , N_k – значения сигналов на входах j -го и k -го слоев; O_j , O_k – значения сигналов на выходах j -го и k -го слоев; Θ_j , Θ_k – смещения.

Далее вычисляется ошибка для каждого тренируемого образца

$$E_p = 0,5(d_k - O_k)^2, \quad (5)$$

где d_k – желаемое значение нагрузки на выходе; O_k – расчетное значение ($P_{\text{прог}}$).

После расчета градиентных спусков в пространстве весов W_{ji} и W_{kj} и их корректировки [3] вычисляется суммарная ошибка по всем образцам (блок 7) и производится проверка выполнения условия точности расчетов (блок 8). В случае выполнения условия точности расчетов процесс обучения заканчивается, в противном случае – процесс обучения повторяется.

Важно отметить, что вся информация, которую нейронная сеть имеет о задаче, содержится в наборе примеров. Поэтому качество обучения нейронной сети напрямую зависит от количества примеров в обучающей выборке, а также от того, насколько полно эти примеры описывают данную задачу. Считается, что для полноценной тренировки нейронной сети требуется хотя бы несколько десятков (а лучше сотен) примеров.

В данной статье моделирование нейронной сети для прогнозирования нагрузки электропотребления осуществлено с помощью Neural Network Toolbox в системе Matlab.

Проведены исследования работы модели прогноза с использованием ИНС на ретроспективных данных: с 01.04.2007 по 30.04.2007 и с 01.09.2007 по 28.09.2007. Пример результатов прогноза нагрузки энергосистемы представлен в табл. 1.

Таблица 1

**Пример результатов прогнозирования нагрузки
с помощью искусственных нейронных сетей**

Дата	Тип дня	Средняя температура, град	Суммарная прогнозируемая нагрузка, МВт	Суммарная ошибка прогноза, МВт	Суммарная ошибка прогноза, %
01.09.2007	4	13,1	82414	2210,5	2,68
02.09.2007	5	12,1	77580	1555,2	2
03.09.2007	1	14,7	92411	1319,4	1,43
04.09.2007	2	14,7	95024	1844,3	1,94
05.09.2007	2	15,3	95061	1647,3	1,73
06.09.2007	2	18,2	94715	1875,1	1,98
07.09.2007	3	16,6	95392	2095	2,2
08.09.2007	4	12	82088	1400,5	1,71
09.09.2007	5	10	78669	1506,2	1,91
10.09.2007	1	10,2	93608	1616,9	1,73
11.09.2007	2	10,9	95166	1654,3	1,74
12.09.2007	2	13,7	95629	1792,3	1,87
13.09.2007	2	12,4	97862	1633,2	1,67
14.09.2007	3	10	96780	1497,7	1,55
15.09.2007	4	9	86682	1362,2	1,57
16.09.2007	5	9,2	81541	2182,4	2,68
17.09.2007	1	11,6	95788	1512,5	1,58
18.09.2007	2	15,1	97062	1790,8	1,84
19.09.2007	2	13,4	99834	2092,7	2,1
20.09.2007	2	8,8	97257	1896,3	1,95
21.09.2007	3	9,1	97238	1630,5	1,68
22.09.2007	4	10,3	85938	1763,3	2,05
23.09.2007	5	11,7	80030	1558,8	1,95
24.09.2007	1	12,3	95347	1561	1,64
25.09.2007	2	13	96904	1983,7	2,05
26.09.2007	2	12,8	98071	1547,9	1,58
27.09.2007	2	13,7	98180	1565,1	1,59
28.09.2007	3	16,1	97637	1015,1	1,04

Средняя ошибка прогноза нагрузки энергосистемы не превышает 2,3 %, что свидетельствует о возможности применения метода искусственных нейронных сетей для целей прогнозирования электрических нагрузок энергосистемы.

ВЫВОДЫ

1. Метод искусственных нейронных сетей конкурентоспособен с традиционными методами прогнозирования электрической нагрузки энергосистемы Беларуси.
2. Разработана конфигурация нейронной сети для моделирования в системе Matlab.

ЛИТЕРАТУРА

1. М е л а м е д, М. А. Современные методы анализа и прогнозирования режимов электропотребления в электроэнергетических системах / М. А. Меламед // Итоги науки и техники. – Сер. Энергетические системы и их автоматизация. – 1988. – Т. 4. – С. 4–11.
2. М е т о д и ч е с к и е указания прогнозирования электропотребления в ОЭС Беларуси / сост. А. М. Короткевич. – Минск: Белэнерго, 2001. – 4 с.
3. Ш у м и л о в а, Г. П. Прогнозирование электрических нагрузок ЭЭС с использованием методов искусственного интеллекта / Г. П. Шумилова, Н. Э. Готман, Т. Б. Старцева // Сборник трудов Российского национального симпозиума по энергетике, Казань, 10–14 сент. 2001 г. – М.: КГЭУ, 2001. – С. 103–106.
4. Х а й к и н, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
5. Р у т к о в с к а я, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский; пер. с польск. И. Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 452 с.

Представлена кафедрой
электрических систем

Поступила 20.10.2009

УДК 621.311.22

КОНТРОЛЬ ДОСТОВЕРНОСТИ ДУБЛИРОВАННЫХ ИЗМЕРЕНИЙ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Докт. техн. наук, проф. АНИЩЕНКО В. А.

Белорусский национальный технический университет

Актуальность дублирования ответственных измерений в энергетических системах обусловлена увеличением числа объектов (в первую очередь, атомных электростанций), аварии на которых не только приводят к значительному недоотпуску потребителям электрической и тепловой энергии, но и представляют большую опасность для обслуживающего персонала и окружающей среды. Недостоверная информация о значениях контролируемых переменных может быть причиной как ложной тревоги о воз-