

Решение задач повышения эффективности и надежности работы систем электроснабжения тесно связано с вопросами расчета и прогнозирования потребления электрической энергии. Прогнозирование потребления электрической энергии в настоящее время является одной из основных областей исследования в электроэнергетике. Для принятия решений при планировании режимов электроэнергетических систем и оперативном управлении ими требуются прогнозы с временем упреждения от нескольких минут до нескольких лет. Во многих странах, в том числе и в России, прошла приватизация энергосистем, и электроэнергия превращена в товар, продаваемый и покупаемый по рыночной цене. А так как прогнозы нагрузки играют решающую роль при ценообразовании на электроэнергию, то они становятся все более важными для ее производителей. Отклонения фактического графика нагрузок субъекта оптового рынка от заявленных значений больше определенного процента приводит к покупке электроэнергии с балансирующего рынка по большей цене. Отклонение в меньшую сторону тоже карается оплатой непоставленной электроэнергии, определяемой разницей между заявленным и фактическим потреблением по установленным расценкам. Особенно важной задачей прогнозирования является для тех энергосистем, у которых нет собственных генерирующих мощностей, и отсутствует возможность влиять на нагрузку потребителей.

Прогнозирование нагрузок достаточно сложная задача. Во-первых, потому, что ряды электрических нагрузок сложны и проявляются несколько уровней сезонности. Во-вторых, существует много важных экзогенных переменных, которые должны быть учтены при прогнозировании, особенно переменные, связанные с погодой. Существует большое количество моделей и методов прогнозирования нагрузки. Они могут быть классифицированы как модели временных рядов, в которых нагрузка моделируется как функция ее наблюдаемых в прошлом значений, и причинные модели, в которых нагрузка моделируется как функция некоторых экзогенных факторов, особенно погодных и социальных. Некоторые из первых моделей являются мультипликативными авторегрессионными, динамическими линейными или нелинейными моделями, пороговыми авторегрессионными, построенными на фильтрах Калмана. Вторые, как правило, являются передаточными функциями Бокса и Дженкинса, оптимизационными моделями, моделями непараметрической регрессии и др.

Несмотря на такое большое количество альтернатив, наибольшее распространение получили линейные регрессионные модели и модели, разлагающие нагрузку на базовую или регулярную и зависящую от погоды составляющие. Эти модели привлекательны тем, что они позволяют более точно прогнозировать нагрузку в периоды перехода от рабочих дней к выходным и наоборот, в нерегулярные (праздничные и примыкающие к ним) дни и ориентированы на существующий в ЭЭС и ОЭС объем ретроспективной информации. Однако они являются, в основном, линейными моделями, а ряды нагрузки, которые они моделируют – нелинейные функции экзогенных переменных.

В последнее десятилетие с развитием теории искусственного интеллекта было предложено решение задачи прогнозирования нагрузки осуществлять с использованием моделей на основе искусственных нейронных сетей (ИНС), а несколько позже ИНС в сочетании с элементами нечеткой логики (так называемые нечеткие нейронные сети (ННС). В большинстве публикаций по прогнозированию нагрузки используется конфигурация ИНС прямого распространения (персептрон) с обучением по методу обратного распространения ошибки.

Структура ИНС. Функционирование многослойной ИНС прямого распространения достаточно простое. Входные сигналы, подаваемые на сеть, поступают на нейроны входного слоя, проходят по очереди через все скрытые слои и выделяются с нейронов выходного слоя. По мере распространения сигналов по сети они претерпевают ряд преобразований, которые зависят от их начального значения, от преобразующей функции и величин весов связей. Определение структуры ИНС (структуры реализуемой ею функции) сводится к выбору подходящей модели нейрона, достаточного числа нейронов в скрытом слое, входных и выходных параметров и формы их представления на основании результатов экспериментальных расчетов.

Здесь 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. Структура ИНС представлена на рис. 1.

Этот вопрос в каждом конкретном случае решается экспериментальным путем. Он хорошо исследован в работах Института проблем безопасного развития атомной энергетики.

В результате проведенных теоретических и экспериментальных исследований получена нейронная сеть с одним скрытым слоем для всех выше упомянутых диапазонов прогнозирования нагрузки. Преобразующими функциями, дающими наименьшую погрешность прогноза, выбраны сигмоидальные функции как для скрытого так и для выходного слоя.

В качестве исходной информации для краткосрочного прогнозирования используются следующие данные:

- принадлежность дней недели к типу дней:
- а) регулярному – рабочий день (понедельник, вторник, среда, четверг, пятница), нерабочий день (суббота, воскресенье)
- б) нерегулярному (предпраздничный день, праздничный день, послепраздничный день)
- суточные графики нагрузок за последние несколько недель (в качестве данных используются интегральные значения мощностей а получасовые интервалы времени)
- суточные графика нагрузок нерегулярных дней за прошедший год или, если есть, несколько лет.
- среднесуточные значения температуры за последние недели
- прогноз температур и облачности на предстоящие три и десять дней.

Результатами прогноза являются:

- суточный прогноз потребления электроэнергии на интервал упреждения от суток до десяти
- прогноз суточного графика получасовых нагрузок на интервал упреждения от суток до десяти
- прогноз недельного потребления электроэнергии.

Первоначальное обучение ИНС проводится согласно алгоритму обратного распространения ошибки. В процессе обучения определяются весовые коэффициенты связи между слоями.

Входные переменные для моделей прогнозирования нагрузки. Для определения входных переменных нейронной сети при решении задач прогнозирования нагрузки воспользуемся моделью, описывающей изменения во времени фактических значений нагрузки, которая в общем виде представляется нелинейной функцией:

$$P_t = f(P_{t-n}, T_{t-n}, \varepsilon_t), \quad (1)$$

где P_t – фактическая нагрузка системы в момент времени t ; t – текущее время; P_{t-n} – предшествующие наблюдения нагрузки; T_{t-n} – предшествующие наблюдения внешних факторов (в частности температуры

окружающей среды), влияющих на нагрузку; n - индекс ретроспективы данных; ε_i - случайная составляющая, представляющая ненаблюдаемые эффекты, влияющие на нагрузку.

На основании выражения (1) первой переменной, которая должна быть использована в качестве входа, является сама нагрузка. В каждой задаче прогнозирования решается по своему, какой давности использовать предшествующие наблюдения нагрузки. Второй входной переменной должна быть температура окружающей среды, так как известно, что электропотребление растет в холодные дни, когда включаются дополнительно электронагревательные устройства и в жаркие дни, когда включаются кондиционеры. В некоторых работах зарубежных авторов учитывались и другие экзогенные переменные, например, влажность воздуха или скорость ветра, которые создают дискомфорт для человека и могут объяснить использование нагревательных и охлаждающих приборов. В большинстве же случаев разработчики моделей прогнозирования нагрузки не имеют большого выбора, так как погодных переменных, кроме температуры, просто нет в наличии. Кроме того, в качестве входных переменных могут быть использованы параметры, связанные с сезоном года, например, долгота дня, или социальные факторы, например, количество праздничных дней в месяце.

Модели прогнозирования нагрузки рассматривались применительно к Пензенской энергосистеме. Для получения данных о нагрузке использовались телеметрические измерения (ТИ) о перетоках мощности по линиям электропередачи, уровнях напряжения в узлах.

Результаты проведенных исследований показывают, что при хороших входных данных расхождение прогноза по моделям ИНС с реальным потреблением электрической энергии составляет 4-7%. В случае плохих входных данных, когда график нагрузки не характерен для этого дня, расхождение прогноза по моделям ИНС с реальным потреблением составляет 6-9%.

Недельное прогнозирование нагрузки. Прогнозирование нагрузки на неделю вперед выполнено на модели с использованием ИНС. Прогноз на первый день недели выполняется по модели суточного прогнозирования нагрузки. При прогнозировании нагрузки на последующие дни недели входными переменными являются почасовые прогнозные значения нагрузки для суток, предшествующих прогнозируемому (24 значения) и фактические почасовые значения нагрузки для суток недельной давности (24 значения). Предлагаемая модель прогнозирования электрической нагрузки на неделю вперед исследована на ретроспективных данных о нагрузке Пензенской энергосистемы. По результатам прогнозирования видно, что предложенная модель недельного прогнозирования нагрузки дает сопоставимые результаты с моделью суточного прогнозирования.

В качестве платформы для создания ИНС использовался программный продукт Neural Network Toolbox из пакета MATLAB. Полученная нейронная сеть может быть легко адаптирована к изменениям в энергосистеме и дает достаточно точный прогноз при условии достоверности входных данных. Дальнейшим развитием данного направления является повышение точности прогнозирования. Для этого существуют следующие основные пути: более качественная предварительная подготовка входных данных; использование других методов обучения ИНС; использование ИНС в сочетании с элементами нечеткой логики (так называемые нечеткие нейронные сети (ННС)).

ЛИТЕРАТУРА

1. В.С. Медведев, В.Г. Потемкин Нейронные сети. Matlab 6. - М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002.-496 с.
2. Д.В. Бэнн, Е.Д. Фармер Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки: Перевод с английского - М.: Энергоатомиздат, 1987 - 200 с.