

ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЕ КОМПЛЕКСЫ И СИСТЕМЫ

УДК 697.245

Е.А. Политов, И.В. Воронов, В.М. Ефременко

ВЫБОР МОДЕЛИ ДЛЯ ДОЛГОСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННОГО ПРЕДПРИЯТИЯ

В последнее время проблема долгосрочного планирования электропотребления, в особенности годового, стала особенно актуальна. В августе 2006 г. в России планируется запуск нового оптового рынка электроэнергии и мощности (НОРЭМ), в основе которого лежит система двухсторонних регулируемых договоров продажи-покупки. Объем электроэнергии, зафиксированный в этих договорах, оплачивается вне зависимости от действительной величины электропотребления. По требованиям НОРЭМ он должен быть указан на каждый час предстоящего года, что обязывает предприятие тщательно относиться к долгосрочному прогнозированию потребления.

На сегодняшний день известно много методов долгосрочного прогнозирования электропотребления [3]. Одним из самых распространенных является математико-статистический метод предсказания временных рядов. Расчет ведется по регрессионным многофакторным моделям с обязательным предварительным статистическим анализом и базируется на обширном ретроспективном материале по данному предприятию.

Однако, применение метода тормозится отсутствием математических моделей электропотребления, с достаточной точностью учитывающих специфику производственного процесса каждого конкретного предприятия, из-за недостаточного статистического материала по электропотреблению, увязанного с технологическими параметрами. Данный метод дает 2%-ную погрешность для суммарного годового потребления и достаточно значительную, 15-20%, при годовом прогнозировании по часам.

Также известны методы:

– методы Хольта и Брауна [6]. В середине прошлого века Хольт предложил усовершенствованный метод экспоненциального сглаживания. Постоянные сглаживания в методе Хольта идеологически играют ту же роль, что и постоянная в простом экспоненциальном сглаживании. Подбираются они, например, путем перебора по этим параметрам с каким-то шагом. Можно использовать и менее сложные в смысле количества вычислений алгоритмы. Главное, что всегда можно подобрать такую пару параметров, которая дает большую точность модели на тестовом наборе и затем использовать эту пару параметров при ре-

альном прогнозировании. Недостаток метода – необходим большой набор исходных данных по всем влияющим факторам для прогнозирования временных рядов с достаточной точностью;

– прогнозирование на основе моделей структурной устойчивости электропотребления методом рангового анализа [1], позволяющим упорядочить информацию, эффективно осуществлять прогнозирование электропотребления составляющими частями объекта, выявлять в динамике и наглядно представлять объекты с аномальным электропотреблением. В его основе лежит техногенетический подход и теория безгранично делимых ранговых распределений. Получение ранговых распределений осуществляется по результатам аппроксимации отранжированных экспериментальных данных об электропотреблении отдельных частей объекта;

– расчетно-аналитический метод, основанный на применении расчётных формул с учётом коэффициентов спроса [7], основным недостатком которого является большой разброс коэффициентов для одного и того же предприятия (цеха, участка), и соответственно низкая точность прогнозирования потребления (не на этапе проектирования предприятия, а в процессе его работы);

– AR, MA, ARMA, ARIMA-модели. Основываются на семействе методов Бокса-Дженкинса [2]. В классическом варианте ARIMA не используются независимые переменные. Модели опираются только на информацию, содержащуюся в истории прогнозируемых рядов, что ограничивает возможности алгоритма. В методологии ARIMA не предполагается какой-либо четкой модели для прогнозирования данной временной серии. Задается лишь общий класс моделей, описывающих временной ряд и позволяющих как-то выражать текущее значение переменной через ее предыдущие значения. Затем алгоритм, подстраивая внутренние параметры, сам выбирает наиболее подходящую модель прогнозирования;

– метод Винтерса [6]. Является расширением метода Хольта до трехпараметрического экспоненциального сглаживания. Хотя метод Хольта (метод двухпараметрического экспоненциального сглаживания) и не является совсем простым (относительно моделей, основанных на усреднении), он не позволяет учитывать сезонные колебания

при прогнозировании, этот метод не может их видеть в предыстории. Метод Винтерса учитывает эти колебания применением трехпараметрического экспоненциального сглаживания;

- использование нейронных сетей [5];
- гибридные системы прогнозирования, которые используют методы нейронных сетей, генетического алгоритма и нечеткой логики [3, 5].

Практически все эти методы требуют наличия большого числа исходных данных для учета всех влияющих факторов, определения четкой зависимости между ними, характера влияния каждого фактора на результат прогнозирования. Как результат, погрешность, полученная в ходе их использования, выходит за пределы приемлемой [3].

Анализ всех существующих методов прогнозирования потребления электроэнергии на долгосрочный период показывает, что наилучшим для решения поставленной задачи является использование нейронных сетей.

Преимущества использования нейронной сети:

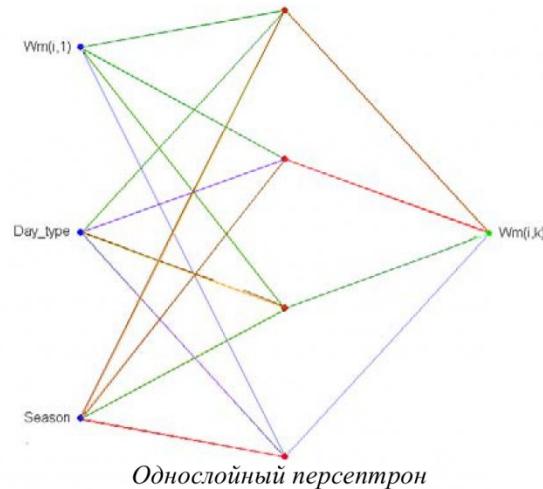
- нелинейность (позволяет устанавливать сложные зависимости выходных данных от входных, что дает меньшую погрешность прогнозирования по сравнению с остальными методами);
- самообучение сети на предоставленной ей выборке с оценкой значимости каждого предоставленного фактора;
- хорошая обобщающая способность;
- адаптивность (сеть может быть дополнительно обучена при поступлении новых данных, что обеспечивает гибкую подстройку под изменившиеся условия).

Сама искусственная нейронная сеть представляет собой устройство параллельных вычислений, состоящее из множества взаимодействующих простых элементов – нейронов. Каждый нейрон имеет дело только с периодически получаемыми сигналами и сигналами, которые он периодически посылает другим нейронам; тем не менее, будучи соединенными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием, такие простые элементы способны решать сложные задачи.

Таким образом, при использовании нейронной сети для долгосрочного прогнозирования электропотребления отпадает необходимость в сборе большого числа исходных данных, в большинстве случаев зависимых друг от друга, и последующем их анализе.

Процесс прогнозирования нагрузок, с помощью нейронных сетей, состоит из следующих основных этапов:

- подбор архитектуры нейронной сети (количество входных и выходных нейронов, число скрытых слоев и др.);
- выбор обучающих данных (разделение на-



грузок по характерным дням – рабочие, выходные, временная глубина обучающей выборки, учет сезонности и т.п.);

- тренировка нейронной сети, её тестирование по контрольным данным и при необходимости дообучение сети;

- использование сети для прогнозирования нагрузки;

- возможность обучения и корректировки сети по результатам её использования.

При анализе исходной информации – электропотребления по дням недели в течение года, было установлено, что наиболее рациональным является распределение нагрузок на два типа дней (рабочие и выходные), что требует двух входных узлов.

Количество скрытых слоев, как правило, подбирается экспериментально исходя из условия обеспечения минимума погрешностей обучения и обобщения.

Количество выходных нейронов определяется количеством прогнозируемых периодов. Например, для почасового суточного прогнозирования количество выходных нейронов – 24, для прогнозирования среднесуточной нагрузки - 1.

Простейшей нейронной сетью, которая может быть использована для прогнозирования потребления электроэнергии, является однослойный персептрон (рисунок).

Данная модель содержит входные узлы, позволяющие ввести среднесуточные нагрузки за прошедшие годы, время года и тип дня. Значения $Wm(i,k)$ соответствуют среднесуточному электропотреблению в день « i » года « k ».

Число скрытых нейронов, как уже было сказано, подбирается экспериментально и может быть принято равным 4 - 5.

Поскольку в данном примере выходной, прогнозируемой величиной является среднесуточная нагрузка, то количество выходных нейронов – 1.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Гнатюк В.И., Лагуткин О.Е. Ранговый анализ техноценозов. – Калининград: БНЦ РАН – КВИ ФПС

РФ, 2000.

2. Меламед А.М., Тимченко В.Ф., Сааренб К.А. Моделирование динамики изменений потребления электроэнергии энергосистем при неполной информации.- Электричество, 1977, №4.
3. Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б. Прогнозирование нагрузки ЭЭС на базе новых информационных технологий. Новые информационные технологии в задачах оперативного управления электроэнергетическими системами / Н.А.Манов, Ю.Я.Чукреев, М.И.Успенский и др. Екатеринбург: УрО РАН, 2002.
4. Кистенёв В.К., Лукьянов П.Ю., Яковлев Д.А. Прогнозирование годового электропотребления модернизированным методом наискорейшего спуска. – III Межрегиональная научно–практическая конференция. Технические науки, технологии и экономика. Чита. ЧГУ. 2003.
5. Крюков А.В., Раевский Н.В., Яковлев Д.А. Прогнозирование электропотребления с применением аппарата нейронных сетей// Proceedings of the International conference 29-31 March 2004, Irkutsk. – Irkutsk: Irkutsk state transport university-Technological educational institution of Athens.- Irkutsk, 2004.
6. Тихонов Э.Е., Методы прогнозирования в условиях рынка: учебное пособие. – Невинномысск, 2006.
7. Федоров А. А., Каменева В. В. Основы электроснабжения промышленных предприятий. — М.: Энергия, 1979.

УДК 697.245

И.В. Воронов, Е.А. Политов, В.М. Ефременко

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННОГО ПРЕДПРИЯТИЯ

В [1] мы рассматривали возможность долгосрочного прогноза планового почасового потребления промышленного предприятия с применением самообучающихся нейронных сетей. Однако, в сегодняшних условиях работы оптового рынка электроэнергии (далее – ОРЭ), актуальным является и краткосрочный прогноз потребления. Крупные предприятия, участники ОРЭ подают заявки на величину своего планового почасового потребления на конкретный день за двое суток перед этим днем и могут уточнить заявку за сутки до этого дня. На основании заявки и фактической величины потребления, впоследствии предприятию выписываются счета за потребленную электроэнергию - как за превышение, так и за снижение фактического потребления от планового предприятия несет финансовую ответственность. Существующие в настоящее время методы прогноза потребления[1], [2], [8], основанные в основном на вероятностно-статистических методах, недостатком которых является недостаточная на сегодняшний момент точность прогноза, негибкость алгоритма прогноза, неспособность алгоритмов обучаться и самообучаться, требовательность к вычислительным ресурсам, низкая помехозащищенность.

Предлагается использовать для краткосрочного прогнозирования планового почасового потребления электроэнергии алгоритмы, построенные на нейронных сетях. К их преимуществам можно отнести:

- хорошая обобщающая способность;
- нелинейность, позволяет устанавливать сложные зависимости выходных данных от входных, что обеспечивает меньшую погрешность прогнозируемых данных, по сравнению с остальными методами;

- возможность обучения и самообучения нейронной сети;

- высокая помехозащищенность – отсутствие части данных ухудшает прогноз, гораздо в меньшей степени, чем для вероятностно-статистических алгоритмов;

- адаптивность – сеть может быть дополнительно обучена при поступлении новых данных, что обеспечивает гибкую подстройку под изменившиеся условия;

- более высокая точность прогноза при правильной настройке сети и выборе входных параметров.

Наиболее трудным при построении алгоритма прогнозирования планового почасового потребления на нейронных сетях является определение необходимого и достаточного набора входных данных, а также величины обучающего множества. Иначе, возможны проблемы с «переобучением» сети [3, с.279].

Следует отметить, что предложенный в [1] набор входных параметров для нейронной сети применим для долгосрочного прогнозирования. В случае же краткосрочного прогнозирования изменяется как набор входных данных, так и подход к определению временного интервала прогнозирования. Рассмотрим эти вопросы подробнее.

При краткосрочном прогнозировании нам необходимо знать почасовое потребление за сутки, на которые мы подаем заявку (далее операционные сутки). Эта заявка может быть уточнена с учетом каких либо изменений в сутки перед операционными. Таким образом, необходимо:

- за двое суток до начала операционных, основываясь на каком-то наборе входных данных спрогнозировать потребление;

- за сутки до начала операционных уточнить