

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

спрогнозированное потребление с учетом изменившихся входных данных.

Важным является вопрос определение глубины, на которую берутся исходные данные. Так, например, если взять в качестве исходного интервала несколько предшествующих суток, можно не отследить влияние дня недели (понедельник, рабочий день, пятница, выходной день, праздничный день), если взять в качестве исходного слишком большой интервал, есть риск простого «запоминания» [3, стр.279] вместо обучения нейронной сети.

Отличительной особенностью предлагаемого алгоритма прогноза потребления будет использование в качестве входных данных для краткосрочного прогноза электропотребления, данных долгосрочного прогноза потребления, основанных на алгоритме, описанном в [1]. Как показывает практика, наибольшая ошибка при прогнозировании возникает из-за использования различных математических аппаратов прогнозирования на разных уровнях прогноза (долго-, средне- и краткосрочном). Применения нейронных сетей для прогнозирования на всех уровнях позволит этого избежать.

Как показывает анализ (или исследования), промышленные предприятия с устойчивой технологией производства имеют свою специфику распределения часовых нагрузок, незначительно меняющуюся из года в год. При этом возможно использовать либо абсолютные значения величин электропотребления, либо использовать переменные части характеристик, остающиеся после вычитания среднего значения электропотребления.

Для уменьшения влияния случайных нагрузок

подмножество данных для обучения нейронной сети должно охватывать несколько последних лет с устойчивой, принятой технологией производства.

Поскольку в этом случае количество данных, входящих в обучающее подмножество, значительно, желательно использовать нейронные сети с самообучением, скорость обучения которых многократно выше, чем у сетей, тренируемых с учителем. Однако сети с самоорганизацией имеют недостаток – сложность отображения пар обучающих данных (x, d). В связи с этим предлагается использовать гибридную сеть, объединяющую, например, слой Кохонена и персепtronную сеть. Самоорганизующийся слой при этом улавливает значимые признаки процесса, после чего им приписываются входной вектор в персептроном слое, причем в большинстве случаев достаточно одного слоя нейронов в персептроне.

Процесс тренировки гибридной сети ведется в два этапа:

- вначале обучается слой Кохонена. При этом нейроны этого слоя организуются таким образом, что векторы их весов наилучшим образом отображают распределение обучающих векторов;

- персептронная сеть обучается с учителем по завершении тренинга слоя Кохонена.

Гибридная сеть имеет и еще одно преимущество: значительное снижение как средней, так и максимальной погрешности прогноза электропотребления, за счет возможной дробной активности нейронов слоя Кохонена (от 1 для победителя до $0 \leq \gamma \leq 1$ для остальных).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Политов Е.А. Воронов И.В., Ефременко В.М. Выбор модели для долгосрочного прогнозирования электропотребления промышленного предприятия. – Вестн. КузГТУ, 2006, № 6 . С. 71-73.
2. Гнатюк В.И., Лагуткин О.Е. Ранговый анализ техноценозов. – Калининград: БНЦ РАН – КВИ ФПС РФ, 2000.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-издание.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006.
4. Меламед А.М., Тимченко В.Ф., Сааренд К.А. Моделирование динамики изменений потребления электроэнергии энергосистем при неполной информации.- Электричество, 1977, №4.
5. 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.
6. 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.
7. 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.
8. Тихонов Э.Е. Методы прогнозирования в условиях рынка: учебное пособие. – Невинномысск, 2006.

□Авторы статей :

Политов

Евгений Александрович
– соискатель каф. электроснабжения
горных и промышленных предприятий

Воронов

Иван Викторович
– асс.каф. электроснабжения горных
и промышленных предприятий

Ефременко

Владимир Михайлович
– канд. техн. наук, доц. каф.
электроснабжения горных и про-
мышленных предприятий