

## ПОВЫШЕНИЕ ТОЧНОСТИ ОПЕРАТИВНЫХ ПРОГНОЗОВ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ЗА СЧЕТ ОБЪЕДИНЕНИЯ ПРОЦЕССОВ КЛАССИФИКАЦИИ И АППРОКСИМАЦИИ СУТОЧНЫХ ПРОФИЛЕЙ

СТАРОВЕРОВ Б.А., д-р техн. наук, ИЗОТОВ В.А., канд. техн. наук, МОРМЫЛЕВ М.А., инж.

Рассмотрены методы повышения точности прогнозирования суточных графиков потребления электроэнергии путем комплексного использования процессов классификации и аппроксимации.

*Ключевые слова:* прогнозирование, потребление электроэнергии, нейронная сеть, аппроксимация

## OPERATING FORECASTING ACCURACY INCREASING OF ELECTRICAL ENERGY CONSUMPTION BY MEANS OF NEURAL NETWORKS AT THE EXPENSE OF DAILY DIAGRAMS APPROXIMATION AND CLASSIFICATION PROCESSES UNITING

B.A. STAROVEROV, Ph.D., V.A. IZOTOV, Ph.D., M.A. MORMYLEOV, engineer

This paper is devoted to the methods of forecasting accuracy increasing of electrical energy consumption daily diagrams by means of approximation and classification process complex usage.

*Key words:* forecasting, electrical energy consumption, neural network, approximation.

Анализ существующих методов прогнозирования суточных потребностей в электроэнергии в виде почасового графика показывает, что наиболее перспективным для этих целей является применение искусственных нейронных сетей. Это обусловлено тем, что суточные графики потребляемой электроэнергии зависят от многих факторов: сезона, погодных условий, вида потребителей электроэнергии, дней недели и т. д. Очевидно, влияние этих разнородных факторов на общее потребление электроэнергии в масштабе электросбытовой компании определяется сложными нелинейными зависимостями. С другой стороны, к точности прогнозирования предъявляются достаточно жесткие требования. Прогнозирование почасового потребления с упреждением «на сутки вперед» должно осуществляться с погрешностью  $\approx 5\%$ . Поэтому применение для прогнозирования методов, основанных на анализе временных рядов, корреляционном анализе, не дает требуемых результатов.

Наиболее зарекомендовавший себя тип нейронной сети, способной прогнозировать временные ряды, является многослойный персептрон. Данная модель позволяет прогнозировать среднесуточное потребление электроэнергии с погрешностью, близкой к погрешности автоматизированной измерительной системы (АИИС), с помощью которой регистрируется величина сальдо-перетоков электроэнергии на границе ответственности электросбытовой компании [1], что также подтверждается проведенными экспериментами. На вход сети подаются нормализованные данные среднего потребления электроэнергии с ретроспективой на один день от текущих суток назад и на три года для прогнозируемого дня и дня на сутки назад. Наибольшая погрешность при такой модели прогнозирования составила  $\approx 2\%$ .

Применение аналогичной сети для прогнозирования почасового потребления элек-

троэнергии не дает требуемой точности прогнозирования. Вследствие этого размерность входного вектора была увеличена до 17. За входные параметры были приняты: почасовое потребление электроэнергии на неделю назад (семь переменных); температура текущего дня и прогноз температуры «на сутки вперед» (две переменные); тип дней – выходной, праздничный, предвыходной, рабочий (три переменные). Сезонность характера переменной учитывается пятью переменными, которые представляют собой номера недель (от 1 до 52) – данной недели и на четыре недели назад.

В качестве модели прогнозирования была выбрана трехслойная персептронная сеть, причем для каждого часа из 24 часов формировалась индивидуальная сеть. Исходными данными являются: массив почасового потребления и метеоусловия за последние 5 лет. Для того чтобы на процесс аппроксимации не влиял тренд (увеличение в среднем из года в год потребления электроэнергии), набор входных векторов из обучающего множества перемешивался случайным образом.

Для обеспечения максимальной способности к обобщению необходимо минимизировать структуру сети и использовать достаточно большой объем обучающих данных. В рассматриваемом случае в распоряжении имелся массив по 1800 дням для каждого часа суток. Цель разработки методики прогнозирования состояла в таком подборе архитектуры и параметров сети, а также объема обучающих выборок, которые обеспечат минимальную погрешность прогнозирования тестового подмножества данных.

Для определения структуры нейронной сети использована методика, основанная на мере Вапника-Червоненкиса, обозначаемой как VCdim. Мера VCdim отражает уровень сложности нейронной сети и тесно связана с количеством содержащихся весов. Условием

выработки хороших способностей к обобщению является правильное определение меры Вапника-Червоненкиса для сети заданной структуры. Верхняя и нижняя границы этой меры определяются из выражения  $2[0,5K]N \leq VCdim \leq 2N_W(1 + \lg N_n)$ ,

где  $[ ]$  – целая часть числа;  $N$  – размерность входного вектора;  $K$  – количество нейронов скрытого слоя;  $N_W$  – общее количество весов сети;  $N_n$  – общее количество нейронов сети.

Из этого выражения следует, что нижняя граница диапазона приблизительно равна количеству весов, связывающих входной и скрытый слои, верхняя граница превышает двукратное суммарное количество всех весов сети. В связи с невозможностью точного определения меры  $VCdim$  в качестве ее приближенного значения используется общее количество весов нейронной сети. Исходя из этих соображений, была выбрана следующая конфигурация сети: 17 входных нейронов, 23 нейрона промежуточного слоя и 1 нейрон в выходном слое.

После обучения нейронной сети проверка на тестовом множестве данных показала хорошие прогностические возможности такой трехслойной персептронной сети. Например, был получен прогноз электропотребления для ОАО «Костромская сбытовая компания» с относительными погрешностями до 2 %, до 5 % и более 5 % (табл. 1).

Таблица 1

Дата	Число почасовых погрешностей		
	до 2 %	до 5 %	более 5 %
28.01.2007	12	24	0
29.01.2007	11	22	2
30.01.2007	12	21	3
31.01.2007	9	22	2
01.02.2007	15	22	2

Однако после периода достаточно точного прогнозирования наблюдается «провал» в 2–3 дня с последующим выходом из него (табл. 2).

Таблица 2

Дата	Число почасовых погрешностей		
	до 2 %	до 5 %	более 5 %
02.02.2007	4	9	15
03.02.2007	3	13	11
04.02.2007	11	13	11
05.02.2007	10	17	7
06.02.2007	10	16	8
07.02.2007	10	19	5

Такие «провалы» в точности прогнозирования объясняются значительным различием вида графиков суточного потребления электроэнергии (суточных профилей электропотребления). Вследствие этого не представляется возможным с помощью нейронной сети, имеющей неизменную архитектуру, осуществить аппроксимацию всего разнообразия профилей энергопотребления. Решением данной

проблемы является проведение предварительной классификации суточных профилей по их виду. Для решения этой задачи классификации, как показали исследования, целесообразным является применение искусственной нейронной сети с самоорганизацией на основе конкуренции (сеть Кохонена) [1, 2].

Основу обучения сети с самоорганизацией составляет конкуренция между нейронами. Такая сеть является однослойной, в которой каждый нейрон соединен со всеми компонентами  $N$ -мерного входного вектора  $X$ . Веса синаптических связей нейронов образуют вектор  $W$ . После нормализации входных векторов при активации сети вектором  $X$  в конкурентной борьбе побеждает тот нейрон, веса которого в наименьшей степени отличаются от соответствующих компонентов этого вектора.

Главная особенность сети с самоорганизацией на основе конкуренции – это высокая скорость обучения, многократно большая, чем у сетей, тренируемых с учителем. Поскольку сеть с самоорганизацией выполняет обработку только входного вектора  $X$ , то она не обладает свойствами хорошего аппроксиматора, такого как многослойный персептрон. Поэтому наибольшую точность прогнозирования при значительном разбросе видов суточных профилей электропотребления должно дать объединение самоорганизующегося слоя и персептронной сети. Это позволяет совместить способности сети Кохонена к классификации и возможности аппроксимации, свойственные многослойному персептрон. Самоорганизующийся слой классифицирует (локализует) значимые признаки входных данных  $X$ , после чего они как входной вектор подаются в персептронную сеть.

Эксперименты показали, что такое последовательное применение нейронных сетей позволило значительно уменьшить погрешность прогноза (в условиях работы ОАО «Костромская сбытовая компания» эта погрешность уменьшилась за период с июля по январь). Такая технология прогнозирования позволила получать суточные прогнозы, у которых почасовая погрешность в подавляющем большинстве составляет менее 5% в 19 случаях из 24.

В период с января по июнь точность прогноза падает. Это объясняется значительным разбросом в этот период вида профилей суточного потребления электроэнергии. По этой причине кривые профилей классифицируются на большое число узких сегментов (кластеров), что значительно снижает эффект от каскадного использования двух видов нейронных сетей. В этот период года нейронная модель прогнозирования может использоваться лишь в режиме поддержки принятия решений.

В настоящее время ведется работа по повышению качества классификации суточных профилей за счет увеличения признаков классификации.

**Список литературы**

**1. Ословский С.** Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2004.

**2. Kohonen T.** Self-organizing maps. – Berlin: Springer Verlag, 1995.

Староверов Борис Александрович,  
Костромской технологический университет,  
доктор технических наук, профессор, зав. кафедрой автоматки и микропроцессорной техники,  
e-mail: sba44@mail.ru

Изотов Владимир Анатольевич,  
Костромской технологический университет,  
кандидат технических наук, доцент кафедры электротехники,  
e-mail: sba44@mail.ru

Мормылёв Максим Альбертович,  
Костромской технологический университет,  
инженер,  
телефон 8-910-957-53-04.