

**Г. К. ВОРОНОВСКИЙ**, канд. техн. наук, ГП «Харьковская ТЭЦ-5»,  
**А. М. ОЛЬШЕВСКИЙ**, Северная электроэнергетическая система  
НЭК «Укрэнерго», **К. В. МАХОТИЛО**, канд. техн. наук, НТУ «ХПИ»

## **ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СУТОЧНОГО ПРОФИЛЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ НАГРУЗКИ КРУПНОГО ЖИЛОГО МАССИВА**

Запропоновано предиктор середнього півгодинного електричного навантаження житлового масиву, здатний враховувати сумісний характер споживання електричної та теплової енергії в побуті. Предиктор синтезовано за допомогою генетичного алгоритму на базі штучної нейронної мережі з радіально-базисними активаційними функціями прихованого шару.

### **Введение**

Почасовое предсказание спроса на электрическую энергию на ближайшие сутки является важной составляющей процесса планирования работы электроэнергетических систем. В настоящее время нейросетевые технологии рассматриваются во всем мире как наиболее эффективный подход к автоматизации этого процесса [1]. Однако необходимым условием успешности его применения является не только правильный выбор структуры входной информации и параметров предиктора, но и наличие многолетней базы данных о моделируемых параметрах электропотребления. Существующая с 1995 года и активно развивающаяся в Харькове автоматизированная система контроля и управления энергопотреблением (АСКУЭП) обеспечивает автоматический сбор, обработку, архивирование таких данных. Наличие шестилетнего архива открывает широкие возможности для ретроспективного анализа закономерностей электропотребления в разных секторах муниципального хозяйства, а также синтеза прогностических моделей на базе нейросетевых технологий математического моделирования.

В настоящее время один из основных вкладов в общее энергопотребление таких плотно населенных регионов, как Харьковский, вносят коммунально-бытовые потребители, и автоматизация прогнозирования суточных профилей нагрузки региональной энергосистемы невозможна без их отдельного учета, особенно в отопительный период. Как было показано в [2], бытовое электропотребление значительно зависит от качества теплоснабжения, которое варьирует по жилым районам города. Поэтому для достижения высокой точности прогнозирования регионального электропотребления необходимо синтезировать предикторы электропотребления для каждого крупного жилого района города отдельно. В докладе предлагается усовершенствованная методика построения

нейросетевого предиктора электропотребления на примере крупнейшего спального массива Харькова — Салтовского.

### **Предыстория решения проблемы**

В большинстве зарубежных публикаций, посвященных прогнозированию электропотребления, в качестве входной информации, помимо времени года, дня недели и времени суток, традиционно используются данные о температуре воздуха, температуре точки росы, влажности, скорости ветра, освещенности, осадках. Максимально полный учет метеоусловий в районе электропотребления выдвигается как необходимое условие достижения требуемой точности прогнозирования.

Однако в [3] был описан успешный опыт синтеза на базе РБФ-сети нейросетевого предиктора электропотребления Салтовским жилым массивом г. Харькова, который ни в каком виде не использовал сведений о температуре воздуха. В качестве обобщенного параметра, учитывающего влияние сезона года на электропотребление, в этой работе использован номер недели в году. Таким образом, предсказание нагрузки с шагом в полчаса на период до 5 часов вперед осуществлялось только по номеру недели в году, номеру дня недели, текущей нагрузке, а также предыстории нагрузки за последние четыре часа.

Применение этого подхода при моделировании электропотребления за 1995-96 гг. оказалось вполне оправданным благодаря хорошему качеству теплоснабжения, обеспеченному системой централизованного теплоснабжения (СЦТ). Хотя в отопительном периоде 1995-96 гг. качество отопления Харькова было уже далеко не идеальным, тем не менее, оно оставалось достаточно ровным. В связи с этим величина бытового электропотребления в большей степени определялась сезонными факторами, нежели температурой наружного воздуха.

Однако попытки применить предиктор для прогнозирования электропотребления за период после 1997 г. оказались менее успешными. Прежде всего, это связано с тем, что в последующие годы ухудшение качества централизованного теплоснабжения вызвало массовое применение населением электроотопительных технологий. Это породило, так же как и в странах Западной Европы и США, где централизованное теплоснабжение развито слабо, сильную зависимость величины электропотребления жилых массивов от температуры воздуха.

Несколько позже, в работе [2], была предложена *модель связанного потребления тепловой и электрической энергии*, которая использует при прогнозировании объемов суточного потребления электроэнергии жилым массивом экстремальные значения температуры воздуха, продолжительность светового дня, но, кроме того, учитывает и количество тепла, отпущенного жилому массиву от системы централизованного теплоснабжения, а также, отдельной позицией, количество тепла, запланированного к отпуску в ближайших сутках. Успешное тестирование модели связанного потребления электричества и тепла на данных 1998-2001 гг. [4] дает основания надеяться,

что этот подход оправдывает себя и при построении нейросетевых предикторов почасового электропотребления.

Таким образом, задачей настоящего исследования является разработка нейросетевого предиктора электропотребления, который сочетал бы в себе преимущества обоих подходов, описанных выше, а именно — обеспечивал прогнозирование электропотребления в *получасовом* *растре*, получая на вход данные об объемах *суточного потребления* электрической и тепловой энергии в КБС.

### Структура гибридного предиктора

Как и в [2], для построения предиктора была выбрана РБФ-сеть с линейными входными и выходным нейронами, а также нейронами скрытого слоя радиально-базисного типа.

Вычисление прогноза средней мощности электрической нагрузки жилого массивом на полчаса вперед осуществлялось путем нелинейного преобразования следующих входных сигналов:

$$\hat{P}_i = NN(i, \rho_j, \gamma_j, \hat{T}_j^{\max}, \hat{T}_j^{\min}, T_{j-1}^{\max}, T_{j-1}^{\min}, \hat{Q}_j, Q_{j-1}, W_{j-1}, P_{i-1}, P_{i-2}), \quad (1)$$

где  $NN(\cdot)$  — преобразование, осуществляемое РБФ-сетью;  $i$  — номер прогнозируемого получаса в сутках;  $j$  — индекс текущих суток;  $\rho$  — фактор продолжительности светового дня;  $\gamma$  — фактор типа дня;  $\hat{T}^{\max}$ ,  $\hat{T}^{\min}$  — прогноз минимальной и максимальной температуры за сутки;  $T^{\max}$ ,  $T^{\min}$  — минимальная и максимальная температура за сутки;  $\hat{Q}$  — планируемый отпуск тепла от источника СЦТ;  $Q$  — фактический отпуск тепла;  $W$  — суточное потребление электроэнергии Салтовским жилмассивом;  $P$  — усредненная за полчаса электрическая нагрузка Салтовского жилмассива.

Для расчета фактора  $\rho$  использовалась оценка продолжительности светового дня в период с 15 октября до 22 декабря, предложенная в [5]:

$$\rho = 0,099 - 0,0983 \cdot \sin(0,0368 \cdot l + 1,586) + 7,554 \cdot 10^{-5} \cdot l^2 \quad (2)$$

где  $l$  — количество дней, оставшихся до или прошедших после дня зимнего солнцестояния (22 декабря).

Фактор типа дня  $\gamma$  полагался равным 0 для первого рабочего дня после нерабочего; 0,25 — для рабочего дня; 0,5 — для рабочего дня перед нерабочим днем; 0,75 — для первого нерабочего дня и 1 — для второго и следующих за ним подряд нерабочих дней [3]. Пятница считается «рабочим днем перед нерабочим» только в том случае, когда на субботу выпадает праздник. В остальных случаях пятница считается обычным «рабочим днем».

В работе [2] предиктор электропотребления строился на базе РБФ-сети с эллиптическими активационными функциями. Это, с одной стороны, обеспечивало более точную аппроксимацию тренировочных данных при использовании сети небольшого размера, но, с другой стороны, усложняло процедуру тренировки, вдвое увеличивая число настроечных параметров сети по сравнению с традиционной РБФ-сетью.

Обычной практикой при использовании нейронных сетей является линейное преобразование входных переменных, приводящее их к одинаковому диапазону изменения, например, к диапазону  $[0, 1]$ . При условии, что все входные величины имеют одинаковую значимость, а тренировочные данные равномерно распределены в преобразованном таким образом входном пространстве, этот подход позволяет формализовать процедуру обучения сети и ускорить ее сходимость.

В нашем случае, после анализа входных переменных сети было принято решение приводить к диапазону изменения  $[0, 1]$  все сигналы, кроме времени. Номер прогнозируемого получаса в сутках  $i$  приводится к диапазону изменения  $[0, 10]$ . Это помогло при применении традиционных радиально-базисных функций добиться такого же эффекта, как и при использовании базисных функций эллиптического типа. Но в данном случае растяжению подверглись не «колокола» активационных функций, а само входное пространство сети. Это эмпирическое решение несколько нарушило универсальность процедуры обучения сети и потребовало предварительного анализа данных, однако позволило получить «хорошие» решения (в пространстве настроечных параметров сети) без увеличения объема необходимых вычислений.

Процедура синтеза РБФ-сети проводилась с помощью диплоидного генетического алгоритма по схеме, приведенной в [4]. Размерность поискового пространства настроечных параметров нейросети составила 650.

На рис.1 представлены результаты тестирования предиктора на реальных данных электрической нагрузки в декабре 2001 г. Прогнозирование осуществлялось с 15.12.2001 на 9 дней вперед с шагом в полчаса. При этом использовались реальные архивные данные о погоде и отпуске тепла, а электрическая нагрузка и суточное потребление рассчитывались по результатам предсказания на предыдущем шаге.

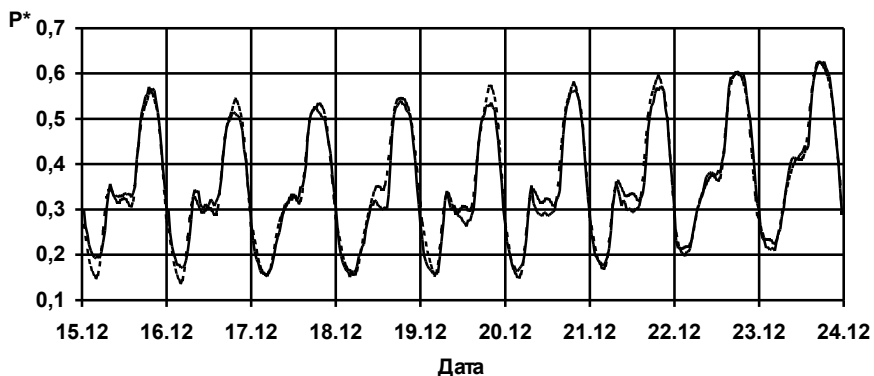


Рис. 1. Результаты прогнозирования электропотребления.  
----- прогноз; ——— реальное потребление

Как видно, максимальные выбросы ошибки предсказания нормированной нагрузки  $P^*$  не превосходят 10% при средней ошибке прогнозирования около 3%, что можно признать вполне удовлетворительным, с практической точки зрения. Как свидетельствуют результаты численных экспериментов, выполненных с предиктором, с его помощью можно исследовать довольно широкие временные горизонты — вплоть до двух недель (порядка 700 шагов в автономном режиме работы). При этом не происходит аккумуляирования ошибки в выходной координате, а форма суточных профилей электрической нагрузки соответствует привычным представлениям.

## Выводы

Моделирование электропотребления в разных секторах муниципального хозяйства представляется исключительно важной задачей, особенно актуальной в сегодняшней ситуации в энергетике. Не осмысливая с помощью математического моделирования сути бурных перемен, наблюдающихся в спектре потребляемых топливно-энергетических ресурсов в последние годы, не «проигрывая» с помощью моделей возможных сценарии развития событий, нам вряд ли удастся адаптировать современные энергокомплексы к реалиям рыночной экономики. Вовлечение электрической ветви энергоснабжения в круг задач теплоснабжения вынуждает нас активнее развивать модели нового типа, которые рассматривают потребление разных видов ТЭР как связный и взаимообусловленный процесс. Представленная в статье модель принадлежит именно к такому типу.

Искусственные нейронные сети открывают широчайшие возможности для моделирования технических, социальных и экономических процессов в энергетике. В то же время, нельзя не отметить, что использование нейросетевых технологий при синтезе прогностических моделей электропотребления не освобождает от необходимости тщательного изучения содержательной постановки задачи и не снижает остроты проблемы верификации полученных результатов.

**Список литературы:** 1. Liu K., et al. Comparison of Short-Term Load Forecasting Techniques // IEEE Trans. on Power Systems, 1996, v.11, N 2, P. 877—882. 2. Г. К. Вороновский, К. В. Махотило и др. Нейросетевая модель связанного потребления тепловой и электрической энергии крупным жилым массивом города, Вестник Харьковского государственного политехнического университета. Выпуск 113. — Харьков: ХГПУ, 2000. — С. 363—366. 3. Г. К. Вороновский, К. В. Махотило и др. “Краткосрочное предсказание электропотребления для крупного жилого массива города”, Proc. of Third International Scientific and Technical Conference on Unconventional Electromechanical and Electrical Systems “UEES’97”, Alushta, The Crimea, Ukraine, September 19-21, 1997, P. 1073—1078. 4. Г. К. Вороновский, К. В. Махотило. Совершенствование алгоритмической базы эволюционного синтеза нейросетевых моделей потребления электрической энергии в коммунально-бытовом секторе, Вестник Национального технического университета “ХПИ”. Выпуск 10. — Харьков: НТУ ХПИ, 2001. — С. 427—431. 5. Г. К. Вороновский, А. М. Ольшевский, С. А. Сергеев. Синтез эталонных суточных профилей потребления электрической энергии крупным жилым массивом города //Новини енергетики.— 2000, №10.— С.28—38.

Поступила в редколлегию 20.03.02