
НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ СВЯЗНОГО ПОТРЕБЛЕНИЯ ТЕПЛОВОЙ И ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ КРУПНЫМ ЖИЛЫМ МАССИВОМ ГОРОДА

Введение

С учреждением в Украине Оптового рынка электрической энергии усилилось значение прогностической компоненты в работе как самих средств покрытия нагрузки, так и в работе оптовых покупателей электрической энергии (независимых поставщиков и местных энергоснабжающих компаний — облэнерго). В отличие от прежней командно-административной системы, когда все возможные просчеты в оперативном управлении энергосистемой нивелировались практикой перекрестного субсидирования и затратным механизмом ценообразования, новые рыночные отношения в энергетике требуют от всех субъектов хозяйствования умения принимать решения сегодня, исходя из прогнозируемого на завтра спроса на электроэнергию.

Задача краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки энергосистемы (или, выражаясь рыночными понятиями, прогнозирования спроса на электроэнергию) сама по себе не является новой. Учитывая огромное количество публикаций по этой теме, вполне справедливо было бы отнести ее к классическим задачам оперативного управления энергосистемой. Для ее решения в последние годы были применены и успешно выдержали апробацию несколько новых вычислительных технологий, среди которых — искусственные нейронные сети и фаззи-логика. Зарубежные публикации по энергетике изобилуют разнообразием объектов, для которых синтезированы прогностические модели электропотребления, и редко какой из номеров специализированного журнала IEEE Transactions on Power Systems выходит в свет без статьи по прогнозированию электрической нагрузки.

В 1997 году с участием авторов была предпринята одна из первых в Украине попыток синтезировать нейросетевую модель потребления электрической энергии крупным жилым массивом города [1]. Эта модель, в частности, учитывала климатические характеристики местности номером недели в полугодовом цикле изменения длительности светлого периода суток от дня летнего до дня зимнего солнцестояния. И хотя модель демонстрировала весьма обнадеживающие результаты при одношаговом прогнозировании нагрузки на полчаса вперед, ее использование для краткосрочного прогнозирования оказалось не вполне удобным.

Следующим этапом наших исследований было построение краткосрочного нейросетевого предиктора, использующего в качестве входного параметра также и среднесуточную температуру наружного воздуха. Модель синтезировалась для прогнозирования нагрузки в любой из дней одного месяца. В этом случае удалось добиться средней ошибки менее 7 % при прогнозировании на двое суток вперед с получасовым шагом. Тем не менее, никакие опыты со структурой нейронной сети не позволили нам ликвидировать периодически возникавшие значительные выбросы ошибки предсказания, достигавшей в отдельных случаях 30 %.

Выполненный нами анализ особенностей работы модели ясно указывал на ограниченность использованной постановки вычислительной задачи, базировавшейся на опыте зарубежных исследователей, и на необходимость более точного учета в ней местных условий. В частности, оказалось, что использование среднесуточной температурой наружного воздуха достаточно только при моделировании бытового электропотребления летом. При попытках прогнозировать электропотребление в сентябре, и тем более, в период отопительного сезона величина ошибки предсказания резко увеличивалась. Сегодня у нас уже нет сомнений — кроме климатических факторов критическое влияние на величину электропотребления в коммунально-бытовом секторе оказывает количество тепла, отпущенного населению через систему централизованного теплоснабжения.

Действительно, различие в общих принципах организации энергоснабжения городов на территории бывшего СССР и в Западной Европе или США является причиной того, что хорошо зарекомендовавшие себя за рубежом методические подходы к моделированию электропотребления дают сбои в нашем случае. Рост крупных промышленных центров, бурное развитие теплофикации и систем централизованного теплоснабжения привели к тому, что значительная часть населения страны утратила какую-либо автономность в решении отопительных проблем. К сожалению, ни для кого не секрет, что качество теплоснабжения в последние годы существенно снизилось. Именно неадекватная реакция системы централизованного теплоснабжения на изменение погодных условий и порождает увеличение ошибки предсказания электрической нагрузки. Население, лишенное рычагов непосредственного влияния на режимы отпуска тепла от крупных источников централизованного теплоснабжения, прибегает к электродотопу как безальтернативному средству поднять температуру воздуха в жилых помещениях и офисах и обеспечить хотя бы минимальный комфорт. Ясно, что реакции любого человека на холод имеют сложный и нелинейный характер. Более того, их можно описать, лишь привлекая понятие гистерезиса. Задача еще более усложняется тем, что речь идет о большом сообществе потребителей, каждый из которых обладает не только уникальными физиологическими характеристиками, но и различными условиями проживания.

Все же, вопреки всем перечисленным трудностям, поставленная задача может быть решена, и данная работа посвящена одному из путей ее решения для случая краткосрочного прогнозирования суточного потребления электроэнергии в коммунально-бытовом секторе.

Исходные данные для синтеза прогностической модели

В качестве объекта для моделирования процессов связанного потребления тепловой и электрической энергии в коммунально-бытовом секторе мы выбрали Алексеевский жилой массив города Харькова. Он привлек наше внимание тем, что в нем удачно сочетаются следующие особенности:

- отсутствие на территории жилмассива промышленных предприятий;
- однородная застройка жилой зоны 9-ти, 12-ти и 16-тиэтажными панельными домами;
- почти полное отсутствие домов с газовыми плитами;
- электроснабжение жилмассива осуществляется от подстанции ХЦПЭС, оборудованной узлами автоматического учета потребления электрической энергии;
- теплоснабжение всего жилмассива осуществляется от одного крупного источника централизованного теплоснабжения (от Харьковской ТЭЦ-5 на протяжении всего исследуемого периода — отопительных сезонов 1995—1998 гг.).

Для формирования архива связанного потребления были собраны следующие данные:

- экстремальные суточные значения наружной температуры воздуха (максимальное значение дневной и минимальное значение ночной температуры наружного воздуха) по данным Харьковского гидрометеорологического центра;
- суточные профили потребления электрической энергии с группы фидеров «ХГПЭС» подстанции «Алексеевская»;
- данные о суточном отпуске тепла в городскую теплофикационную сеть от Харьковской ТЭЦ-5.

Предварительная обработка архива включала в себя следующие этапы:

Сначала из архива были исключены дни, для которых не были известны значения хотя бы одного из выше названных параметров.

Во вторую очередь были исключены дни, в течение которых в Алексеевском жилмассиве проводилось «верное» отключение электрической энергии.

На третьем этапе были уточнены сезонные квоты потребления тепловой энергии Алексеевским жилмассивом (как процент в отпуске тепла от Харьковской ТЭЦ-5), после чего была выполнена нормировка данных о суточном потреблении тепла самим массивом в соответствии с получившимися оценками квоты для данного отопительного сезона.

Нейросетевая модель

Как и в предыдущих наших исследованиях, нейросетевая прогностическая модель связанного потребления представляет собой предиктор, который по некоторой предыстории потребления электроэнергии, предыстории и прогнозу развития метеоусловий и отпуска тепла предсказывает уровень потребления жилым массивом электрической энергии в следующих ближайших сутках.

При выборе структуры и типа нейронной сети мы исходили из уже имеющегося опыта [2] и поэтому сразу остановили свой выбор на РБФ-сети: трехслойной прямонаправленной сети с линейными входными и выходными нейронами, а также нейронами скрытого слоя радиально-базисного типа.

Для удобства моделирования и обучения нейронной сети мы нормировали все входные и выходные параметры так, чтобы они лежали в диапазоне [0;1]. Вычисление прогноза нормированного суточного потребления Алексеевским жилым массивом \hat{P}_{k+1}^* осуществлялось по следующей формуле:

$$\hat{P}_{k+1}^* = NN\left(\rho_{k+1}, \gamma_{k+1}, \underline{T}_{k+1}^*, \bar{T}_{k+1}^*, \underline{T}_k^*, \bar{T}_k^*, Q_{k+1}^*, Q_k^*, P_k^*\right), \quad (1)$$

где $NN(\cdot)$ — преобразование, осуществляемое нейронной сетью; k — индекс текущего дня; ρ_{k+1} — фактор продолжительности светового дня; γ_{k+1} — фактор типа дня; $\underline{T}_{k+1}^*, \bar{T}_{k+1}^*$ — нормированный прогноз минимальной и максимальной температуры в течение следующих суток; $\underline{T}_k^*, \bar{T}_k^*$ — нормированная минимальная и максимальная температура в течение текущих суток; Q_{k+1}^* — нормированный планируемый отпуск тепла Алексеевскому жилмассиву от ТЭЦ-5 в следующих сутках; Q_k^* — нормированный отпуск тепла Алексеевскому жилмассиву от ТЭЦ-5 в течение текущих суток; \hat{P}_{k+1}^* — нормированный прогноз потребления электроэнергии с группы фидеров «ХГПЭС» подстанции «Алексеевская» в течение следующих суток; P_k^* — нормированное потребление электроэнергии с группы фидеров «ХГПЭС» подстанции «Алексеевская» в течение текущих суток.

Для расчета используемых в (1) факторов использовались следующие выражения:

$$\rho = n/124, \quad (2)$$

где n — число дней, оставшихся до или прошедших после ближайшего дня зимнего солнцестояния (22 декабря);

$$\gamma = (m - 1)/4, \quad (3)$$

где $m = 1$ для первого рабочего дня после нерабочего; $m = 2$ для рабочего дня; $m = 3$ для рабочего дня перед нерабочим днем; $m = 4$ для первого нерабочего дня; $m = 5$ для второго и следующих за ним подряд нерабочих дней. Пятница считается рабочим днем перед нерабочим только в том случае, если на субботу выпадает праздник. В остальных случаях пятница считается обычным рабочим днем.

Для нормирования используемых в (1) параметров использовалась формула:

$$y^* = \frac{y - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}}, \quad (4)$$

где y — параметр (температура, либо отпуск тепла, либо суточное электропотребление); y^* — нормированное значение параметра; y_{\min} — минимальное значение параметра; y_{\max} — максимальное значение параметра.

Значения y_{\min} и y_{\max} для всех параметров представлены в таблице.

Таблица. Минимальные и максимальные значения входных параметров прогностической модели

y	y_{\min}	y_{\max}
P , МВт·час	250	700
Q , Гкал	250	3500
\underline{T}, \bar{T} , °C	-30	30

Синтез прогностической модели проводился с помощью генетического алгоритма по описанной в [2] методике построения нейроэмуляторов динамических объектов на базе РБФ-сетей. В качестве приспособленности особей использовалась среднеквадратичная ошибка прогнозирования E :

$$E = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\hat{P}^* - P^*)^2}, \quad (5)$$

где K — количество наборов данных (шаблонов) в тренировочном наборе. Для синтеза сети были отобраны 218 наборов данных, относящихся к периоду 1995—1997 гг.

Полученная в результате работы процедуры синтеза РБФ-сеть имела структуру RBF 9-8-1 и обеспечивала среднеквадратичную ошибку на обучающей выборке $E = 0,031$. Время синтеза прогностической модели составило менее 40 минут на компьютере класса Pentium-200, за это время с помощью программы Mendel* было рассчитано около 5000 эпох эволюции популяции из 50-ти диплоидных особей.

Исследование модели

На рис. 1 представлены графики нормированного фактического и прогнозируемого суточного потребления электроэнергии с группы фидеров «ХПГЭС» подстанции «Алексеевская». Рис. 1,а демонстрирует точность прогнозирования на тренировочных данных за 1995—1997 гг., а рис. 1,б — точность одношагового прогнозирования для контрольной выборки данных за 1998 г.

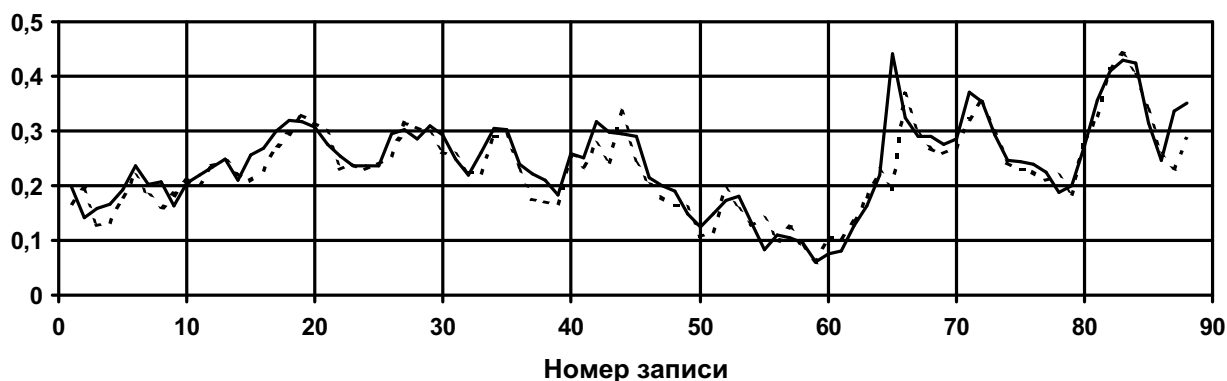
Как показали численные эксперименты, синтезированная прогностическая модель не только обеспечивает точный прогноз в одношаговом режиме на сутки вперед для любого дня отопительного сезона, но может также успешно применяться и для краткосрочного прогнозирования на период до 20—30 дней. Для этого полученный прогноз нормированного электропотребления используется в качестве входного параметра модели на следующем шаге прогнозирования. Учитывая высокую точность и устойчивость краткосрочного прогноза суточного электропотребления, достигнутые на ретроспективных данных за 1998—1999гг., можно заключить, что основными источниками ошибки при использовании модели в реальных условиях будет не сама модель, а ошибки прогнозирования температуры воздуха и планирования отпуска тепла.

Выполненный нами анализ области достоверности прогнозов показал, что модель надежно работает во всем диапазоне входных параметров, указанном в таблице. Более того, прогноз остается правдоподобным и для значений отпуска тепла в диапазоне от 3500 до 5500 Гкал, т.е. при таких условиях отопления, которые ни разу не обеспечивались в период 1995—2000 гг. Последний факт позволяет использовать модель при решении задачи оптимального планирования отпуска тепла с целью снижения электроотопительной составляющей в электропотреблении жилых массивов.

* Программа Mendel разрабатывается Группой исследования и разработки искусственных нейронных сетей и генетических алгоритмов ХГПУ. Mendel реализует описанную в [2] диплоидную версию генетического алгоритма и позволяет решать определяемые пользователем многомерные задачи глобальной оптимизации. Дополнительная информация, а также последняя версия Mendel свободно доступны для загрузки по адресу: <http://users.kpi.kharkov.ua/mahotilo>



а)



б)

Рис. 1. Нормированное фактическое и прогнозируемое суточное потребление электроэнергии.
 а) тренировочные данные за 1995—1997 гг.; б) контрольная выборка за 1998 г.;
 кривая «—» — P^* ; кривая «- -» — \hat{P}^*

Заключение

Выявленная в ходе проведенных исследований высокая точность прогностической модели позволяет сделать вывод о возможности ее применения при решении следующих задач:

- оперативного управления потреблением топливно-энергетических ресурсов в коммунально-бытовом секторе муниципального хозяйства;
- ретроспективного анализа особенностей потребления электрической энергии, в частности, восстановления пропущенных данных;
- анализа эффективности веерных отключений путем сравнения виртуальной картины потребления, построенной с помощью прогностической модели потребления и данных о фактическом потреблении накануне дня отключения, и реальных данных в день отключения.

Благодарности

Исследование выполнено в рамках выполняемой в ХГПУ фундаментальной НИР М3409 «Методы нейронных сетей и генетических алгоритмов при программном обеспечении усовершенствования комплексного энергоснабжения потребителей в условиях энергорынка». Авторы считают своим приятным долгом выразить благодарность руководству АК «Харьковоблэнерго», а также Харьковского гидрометеоцентра, предоставившим доступ к ведомственным архивам.

Список литературы:

1. Краткосрочное предсказание электропотребления для крупного жилого массива города / Г.К.Вороновский и др. // Proc. of the 3rd Int. Sc. and Techn. Conf. UEES'97, Szczecin, 1997, vol.3, pp.1073—1078.
2. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Г.К. Вороновский и др. // X.: ОСНОВА, 1997.— 112 с.