

Г. К. Вороновский[✉], К. В. Махотило[¶], С. А. Сергеев[¶], Г. Г. Сергеенкова[✉]

[✉]ГАЭК Харьковоблэнерго

Украина, 310003, г. Харьков, ул. Кооперативная 12

[¶]Харьковский государственный политехнический университет

Кафедра «Автоматизированные электромеханические системы»

Украина, 310002, г. Харьков, ул. Фрунзе 21

КРАТКОСРОЧНОЕ ПРЕДСКАЗАНИЕ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ ДЛЯ КРУПНОГО ЖИЛОГО МАССИВА ГОРОДА

Ключевые слова: Электрическая нагрузка, краткосрочное предсказание, эволюционное моделирование, нейронные сети, генетические алгоритмы.

Аннотация: В докладе описан синтезированный на базе искусственной нейронной сети одношаговый предиктор электрической мощности, потребляемой крупным жилым массивом. Особенность предиктора состоит в использовании номера недели в году и номера дня в неделе в качестве обобщенных входных координат, учитывающих влияние разнообразных климатических и антропогенных факторов на потребление электрической мощности в течение дня. При подаче на вход предиктора текущего уровня потребления, а также дополнительной ретроспективной информации о потреблении за истекшие четыре часа, он генерирует получасовой прогноз. Проверка предиктора по данным за второе полугодие 1996 года продемонстрировала удовлетворительное качество прогноза.

1. ВВЕДЕНИЕ

Краткосрочное предсказание нагрузки (КСПН) играет ключевую роль в обеспечении экономной и безопасной работы энергосистемы. Выполнение многих диспетчерских функций — таких как выбор состава включенных агрегатов и назначение им заданий, координация работы гидро-, тепловых и атомных станций, оценка надежности энергосистемы в любой момент времени, а также возможных межсистемных перетоков энергии — требует надежного предсказания нагрузки [1].

Ошибка в предсказании всегда оборачивается экономическим ущербом для общества. Недооценка ожидаемой нагрузки приводит к необходимости использования дорогих пиковых станций. Завышенное предсказание выливается в увеличение издержек на поддержание в рабочем состоянии излишних резервных мощностей.

В настоящее время задача предсказания потребности в электрической энергии решается Национальным диспетчерским центром для всей Украины. Однако и для ре-

гиональных диспетчерских центров выполнение самостоятельного прогноза не менее важно. Именно на региональном уровне осуществляется оперативное управление энергогенерирующими мощностями, причем, не только в плане выработки электрической, но и тепловой энергии.

Для всех северных районов Украины, включая Харьковскую область, проблема координированной выработки тепловой и электрической энергии в зимнее время приобретает особую остроту. Такая проблема никогда не стояла раньше, когда топливо было дешевым и его хватало для решения всех текущих задач при раздельном диспетчировании электрической и тепловой сетей. Сегодня же, в условиях жестких ограничений на топливные ресурсы, мы не можем закрывать на нее глаза. Даже сравнительно мягкие зимы 1995—96 и 1996—97 гг. показали, что нельзя игнорировать глубокую взаимосвязь этих двух граней управления энергосистемой. Если не координировать ее работу как положено «сверху», конечный потребитель — население — будет делать это самостоятельно «снизу», и не лучшим образом, а как получится.

Одна из проблем, осложняющая управление столь сложным объектом, как регион с тысячами предприятий и несколькими миллионами населения, состоит в отсутствии моделей потребления. Очевидно, что в идеале хорошо было бы иметь модели как теплового, так и электрического потребления. Однако хорошо настроенная модель электропотребления может служить также источником интегральной информации о работе теплосети. Именно поэтому вопрос синтеза модели электропотребления представляет такой исключительный интерес.

Цель представленного в докладе исследования состояла в построении модели электрического потребления для укрупненного абонента городской электросети, пригодной для построения в дальнейшем краткосрочного прогноза соответствующей части нагрузки энергосистемы.

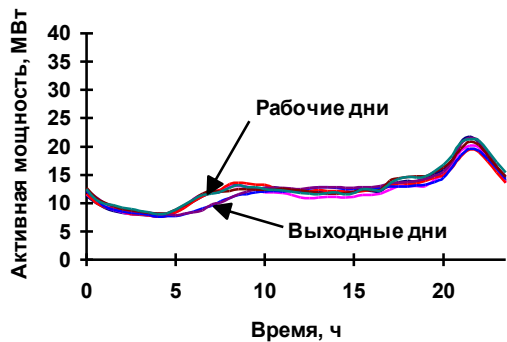
2. ОБЪЕКТ МОДЕЛИРОВАНИЯ

В качестве объекта для моделирования был выбран Салтовский жилой массив, представляющий собой «спальный» район города Харькова. Электроснабжение этого района осуществляется Харьковским предприятием городских электрических сетей с подстанции «Салтовская». Так как основной вклад в нагрузку вносят бытовые потребители, реактивная составляющая в мощности нагрузки отсутствует.

Для построения модели были использованы данные службы энергонадзора о мгновенной мощности нагрузки на каждые полчаса за период с 17.06.95 по 29.07.95 и с 1.08.96 по 24.12.96. В течение этих полных 27 недель, охватывающих полугодовой период от дня летнего до дня зимнего солнцестояния, имели место аварии в системах электроснабжения и учета потребления, поэтому данные за 23 дня оказались недоступными.

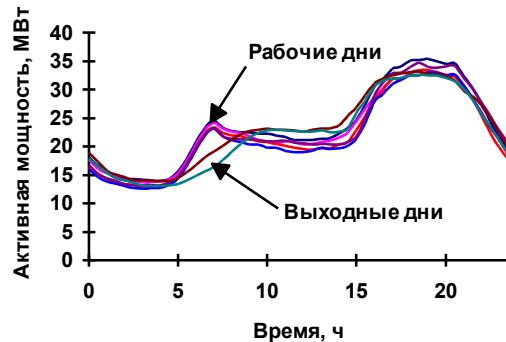
На рис. 1 представлены графики суточного потребления электрической энергии Салтовским жилым массивом за 1-ю неделю (17.06.95—23.06.95) и за 27-ю неделю (18.12.96—24.12.96) описываемого периода.

Как видно, выходные дни в обоих случаях характеризуются более медленным нарастанием нагрузки утром по сравнению с рабочими днями. С уменьшением длины светового дня увеличивается ширина вечернего пика потребления и возрастает мгновенная мощность нагрузки в целом. Также на положение кривой потребления влияет то, что с сезонным понижением температуры воздуха на улице, к осветительным и обычным бытовым приборам добавляются электронагревательные.



Неделя, охватывающая дни летнего солнцестояния

а)



Неделя, охватывающая дни зимнего солнцестояния

б)

Рис. 1. Полукасовые графики потребления электрической энергии

Вообще говоря, трудно, наверное, даже перечислить все те прямые и косвенные факторы, которые оказывают влияние на уровень потребления. Наиболее сильными из них являются суточная и годовая периодичность природных явлений, а также недельный цикл работы и отдыха, принятый в обществе. К ним можно добавить возрастной, половой и профессиональный состав населения жилого массива, доминирующий способ проведения свободного времени (огороды или телевизор) и еще много того, что входит в понятие стиля жизни.

Проанализировать и учесть влияние каждого из этих факторов практически невозможно хотя бы из-за отсутствия численных показателей для большинства из них, а также чрезмерного увеличения сложности модели. Поэтому мы предлагаем использовать комплексную оценку их влияния на уровень потребления электроэнергии с помощью двух факторов: номера недели W (от 1 до 27 — с июля по декабрь) и номера дня недели D (от 1 до 7 — с понедельника по воскресенье).

3. ПОСТРОЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПРЕДИКТОРА

Существующие методики прогнозирования потребления электрической энергии обычно опираются на почасовые данные о нагрузке за несколько предыдущих дней, данные о максимальной и минимальной температуре в эти дни, а также на прогноз погоды на период предсказания. Прогнозируемой величиной чаще всего выступает пиковое значение мощности нагрузки на ближайший день, реже — мгновенное значение мощности. В последнем случае глубина предсказания колеблется от нескольких минут до нескольких часов.

Последние успехи в решении проблемы КСПН опираются на применение средств искусственного интеллекта. Первыми нашли здесь применение экспертные системы [2]. Однако этот подход предполагает наличие специалиста, способного обучить систему делать точные предсказания.

В этом отношении выгодно отличаются искусственные нейронные сети [3]. Они не требуют опыта работы с энергосистемой и изучают поведение нагрузки самостоятельно. Что касается точности предсказания, то, как показано в [4], из трех сравниваемых кандидатов на роль краткосрочного предиктора (на базе fuzzy-контроля, нейросети

и регрессионной модели) лучшие результаты демонстрируют новые, а не традиционный подход.

Серьезная проблема, которая часто возникает на практике при синтезе нейросетевой модели динамического объекта, состоит в порядке формирования набора тренировочных шаблонов по экспериментальным данным об объекте. Задача состоит в том, чтобы найти такую достаточно компактную структуру сети, которая смогла бы сначала запомнить все эти данные, а затем, на основании усвоенных ею знаний об объекте, интерполировать его поведение при новых для нее сочетаниях входных сигналов.

По нашему глубокому убеждению, информационная емкость сети зависит не столько от размера скрытого слоя (ясно, что он играет роль, но 50—60 нейронов оказывается достаточно для большинства практических задач из области технических приложений), сколько от размера входного слоя. Проблема состоит в том, что даже хорошо представляя себе причинно-следственные связи, определяющие поведение объекта, невозможно априорно сказать, какую предысторию выходной координаты нужно подавать на вход сети, чтобы она сумела запомнить весь тренировочный набор шаблонов.

Таким образом, хотя источник шаблонов для обучения сети у нас один, тренировочных наборов сформировать из него можно множество.

К сожалению, у нас отсутствовали данные о температуре воздуха на протяжении рассматриваемого периода. Поэтому, чтобы компенсировать этот недостаток тренировочных данных, мы отнормировали мгновенные значения мощности на величину среднесуточного потребления. Таким образом удалось получить полугодовой профиль нормированного потребления электроэнергии, характерный для данного жилого массива. Вот эту информацию, по нашему замыслу, и должна запомнить нейронная сеть.

Для решения поставленной задачи было предпринято несколько попыток синтеза предиктора, отличающихся структурой входного слоя сети. В результате, как наиболее удачный, был отобран вариант, предсказывающий по номеру недели W , номеру дня D , текущей нормированной нагрузке L_h , а также ее значениям за один, два, три и четыре часа назад, ожидаемую через полчаса нормированную нагрузку $L_{h+0,5}$:

$$\hat{L}_{h+0,5} = NN(W, D, \hat{L}_h, \hat{L}_{h-1}, \hat{L}_{h-2}, \hat{L}_{h-3}, \hat{L}_{h-4}). \quad (1)$$

Схема организации входов предиктора приведена на рис. 2,а. На рис. 2,б изображена полная схема устройства предсказания электропотребления жилого массива.

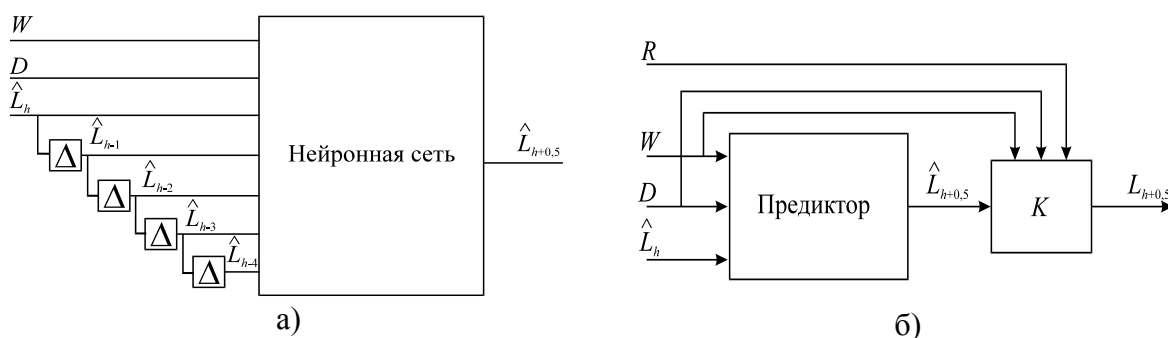


Рис. 2 Схема работы нейросетевого предиктора электрической нагрузки

Величина нормированной нагрузки изменяется в диапазоне от 0,5 до 2. Конкретные значения ожидаемой мощности потребления могут быть получены путем умножения предсказанного нормированного значения на масштабный коэффициент K ,

зависящий, в свою очередь, от номера недели. Величина K определяется по данным предыдущего года R и корректируется по нагрузке за последние сутки.

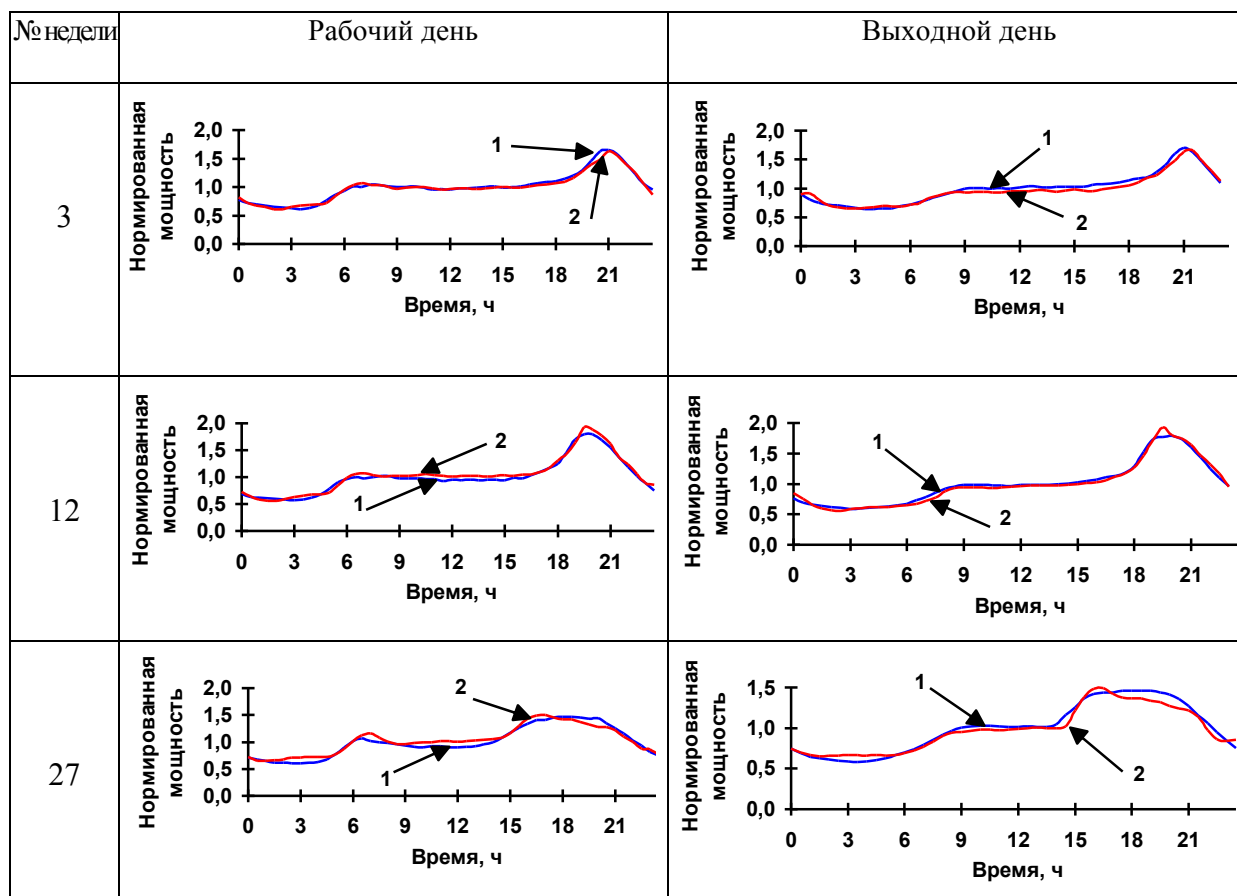
Предиктор синтезировался на базе трехслойной RBF-сети с эллиптическими активационными функциями нейронов скрытого слоя. На линейные ретранслирующие входы сети поступают семь упомянутых сигналов; выходной нейрон, вычисляющий взвешенную сумму выходных сигналов нейронов скрытого слоя, генерирует предсказание потребления.

Первоначально была выбрана конфигурация сети с 50 нейронами в скрытом слое. В ходе обучения и структурной оптимизации, выполненной с помощью генетического алгоритма по методике, описанной в [5], размер скрытого слоя был уменьшен до 49 нейронов, при этом сеть описывалась 735-ю настроечными параметрами. Время синтеза предиктора составило примерно 20 часов работы компьютера класса Пентиум-100.

4. РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

В Таблице 1 приведены результаты прогнозирования нормированной мощности электрической нагрузки. Кривая 1 на рисунках — реальная нагрузка в тестовый день, кривая 2 — предсказанное значение потребления.

ТАБЛИЦА 1. Результаты предсказания нормированной мощности электрической нагрузки жилого массива



Как свидетельствуют данные таблицы, точность прогноза, генерируемого предиктором, вполне удовлетворительна для практических целей.

Возникает естественный вопрос — в какой мере полученные результаты универсальны и можно ли использовать их для других районов Харькова?

Конечно, нет. Предиктор, обученный для Салтовского массива, вряд ли сможет генерировать достоверный прогноз для Павлова Поля. Но не менее важным итогом выполненных исследований является сама структура нейронной сети предиктора, которая при дальнейшей только параметрической оптимизации может быть быстро обучена генерировать прогноз для любого городского района. В этом состоит универсальность полученных результатов.

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Выполненные исследования доказывают, что синтез *одношагового* нейросетевого предиктора электропотребления жилого массива возможен даже при отсутствии прямой информации о климатических условиях, то есть при отсутствии данных о температуре воздуха в тренировочных шаблонах, а также прогноза температуры на ближайший час.

Другим важным выводом является возможность построения удовлетворительного прогноза при очень короткой — всего в 1/6 часть суток — предыстории электропотребления, подаваемой на вход предиктора.

6. ЛИТЕРАТУРА

1. Gross G. Galiana F.D. *Short Term Load Forecasting* // Procs IEEE, 1987, v.75, N12, pp.1558—1573.
2. Ranman S., Bhatnagar R. *An Expert System Based Algorithm for Short Term Load Forecast* // IEEE Trans. on Power Systems, 1988, v.3, N 2, pp.392—399.
3. Park D.C., et al. *Electric Load Forecasting Using an Artificial Neural Network* // IEEE Trans. on Power Systems, 1991, v.6, N 2, pp.442—449.
4. Liu K., et al. *Comparison of Short-Term Load Forecasting Techniques* // IEEE Trans. on Power Systems, 1996, v.11, N 2, pp.877—882.
5. Вороновский Г.К., Махотило К.В., Петрашев С.Н., Сергеев С.А. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности.— Х.: ОСНОВА, 1997.— 112 с.

SHORT-TERM FORECASTING OF THE ELECTRICAL POWER DEMAND FOR LARGE CITY DISTRICT

Abstract. A half-of-an-hour-depth predictor of electrical power demand for a large city district is described. The predictor has been synthesized using the combination of Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms. Its inputs are: a number of the day within a week, a number of the week within a year, current electrical power consumption, and levels of consumption during the previous four hours. Nor current temperature of the air neither temperature forecast are used as the predictor's inputs. Checking the predictor on the test data representing the second part of the 1996 proved satisfactory quality of the prognosis.