

Полученные экспериментальные данные позволяют приступить к проектированию различных огневых аппаратов для систем отопления и горячего водоснабжения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Б.В. Раушенбах «Вибрационное горение». – Москва, 1961.
2. Северянин В.С., Лысков В.Я. «Камерная топка», А.С. СССР №228216 – Б.и. 31, 1968.

УДК 004.032

КОЧУРКО Ю.В.

Научный руководитель: Головкин В.А., профессор, д.т.н.

НЕКОТОРЫЕ АСПЕКТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Введение

Предсказание потребления электроэнергии является актуальной задачей и играет ключевую роль в технико-экономическом функционировании объектов энергосистемы. Так, владение предварительными данными о нагрузке, с экономической стороны, позволяет значительно усовершенствовать тарифную политику для объектов энергопотребления и тем самым снизить коммерческие потери, а с технической – обеспечивает экономный и безопасный режим 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 – требует надежного предсказания нагрузки. Ошибка в предсказании всегда оборачивается экономическим ущербом для общества в целом.

В связи с этим, начиная с 1990 года, активно рассматриваются возможности применения нейронных сетей для решения задачи предсказания нагрузки путем прогнозирования. В настоящее время имеется множество научных публикации, посвященных прогнозированию нагрузок на короткий промежуток времени с помощью нейрокомпьютеров [1-3]. Так в работе [3] рассматривается задача построения краткосрочных предсказаний нагрузок с повышенной точностью. Исследована релевантность нескольких известных моделей. Предложен новый метод прогнозирования, основанный на использовании трехслойных искусственных нейронных сетей с комбинированной структурой, объединяющих линейные и нелинейные схемы.

В данной статье рассматривается нелинейная многослойная нейронная сеть и ее возможности для прогнозирования нагрузки энергетической системы.

1. Структура нейронной сети для решения задачи прогнозирования

Для решения задачи прогнозирования нагрузок использовалась нелинейная многослойная нейронная сеть (многослойный персептрон).

В качестве исходных использовались реальные данные, полученные путем измерений на электростанциях Avason, TEAG, Edis, Wemag (Германия). Данные получены за период времени с 1 января по 1 октября 2004 года и содержат следующие параметры:

- временные (день, месяц, год, час);
- нагрузочные (количество потребленной электроэнергии);
- температурные (температура окружающей среды).

При решении задачи прогнозирования в первую очередь необходимо исследовать обучающую выборку и определить такие параметры временных рядов, как размер пространства вложения и временная задержка, поскольку наличие этих показателей позволяет значительно снизить затраты времени на формирование модели прогнозирования. Для их определения вос-

пользовались пакетом TISEAN 2.1. Исследовались входные данные за июль и сентябрь.

Поскольку временная задержка временного ряда для июля и сентября получилась различной, то целесообразно тестировать систему не на всей выборке, а именно на выборках за различный период.

Значение параметра пространства вложения говорит о том, что для хорошего прогноза необходимо, чтобы количество нейронных элементов входного и скрытого слоя было больше чем значение данного параметра.

Архитектура нейронной сети была выбрана с учетом выше упомянутых параметров. Данная сеть состоит из трех слоев (см. рис. 2).

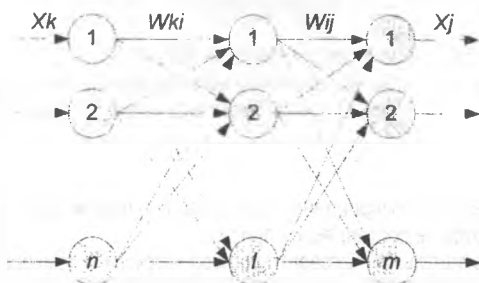


Рис. 2. Трехслойная нейронная сеть

Входной слой (input layer) нейронных элементов выполняет распределительные функции. Выходной слой (output layer) служит для обработки информации от предыдущих слоев и выдачи результатов.

Слой нейронных элементов, расположенный между входным и выходным слоем, называется промежуточным или скрытым (hidden layer). Как и выходной слой, скрытый слой является обрабатывающим. Выход каждого нейронного элемента предыдущего слоя соединен синаптическими связями со всеми входами нейронных элементов следующего слоя. Таким образом, архитектура многослойной нейронной сети является однородной и регулярной.

В качестве функции активации нейронных элементов использовалась сигмоидная функция.

Обозначим слои нейронных элементов от входа к выходу соответственно через k, i, j . Тогда выходное значение j -го нейрона последнего слоя равняется:

$$y_j = F(S_j) \quad (1)$$

$$S_j = \sum_i \omega_{ij} y_i - T_j, \quad (2)$$

где S_j – взвешенная сумма j -го нейрона выходного слоя; y_i – выходное значение i -го нейрона предпоследнего слоя; ω_{ij} – соответственно весовой коэффициент; T_j – порог j -го нейрона выходного слоя.

Аналогичным образом выходное значение i -го нейрона предпоследнего слоя определяется, как:

$$y_i = F(S_i) \quad (3)$$

$$S_i = \sum_k \omega_{ki} y_k - T_i. \quad (4)$$

Алгоритм обратного распространения ошибки минимизирует среднеквадратичную ошибку нейронной сети. Для этого с целью настройки синаптических связей используется метод градиентного спуска в пространстве весовых коэффициентов и порогов ней-

ронной сети. Согласно методу градиентного спуска изменение весовых коэффициентов и порогов нейронной сети происходит по следующему правилу:

$$\omega_j(t+1) = \omega_j - \alpha \frac{\partial E}{\partial \omega_j(t)}, \quad (5)$$

$$T_j(t+1) = T_j(t) - \alpha \frac{\partial E}{\partial T_j(t)}, \quad (6)$$

где E – среднеквадратичная ошибка нейронной сети для одного образа.

Она определяется, как

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (y_j - t_j)^2, \quad (7)$$

где t_j – эталонное выходное значение j -го нейрона.

Для оценки качества прогнозирования воспользуемся показателем процентной погрешности MAPE (англ.: Mean Absolute Percentage Error), определяемой в виде

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|P_i - P'_i|}{P_i} * 100\%, \quad (8)$$

где P' – прямое спрогнозированное значение, P – фактическая нагрузка системы, а n – число часов, на которые составляется прогноз.

Рассмотрим результаты 96-часового прогноза нагрузки и температуры, полученные при помощи персептронной сети с одним скрытым слоем. На вход сети последовательно подавались нагрузка и температура $W(t)$, $T(t)$, $W(t-1)$, $T(t-1)$, $W(t-2)$, $T(t-2)$, ..., $W(t-n)$, $T(t-n)$, а на выходе получали нагрузку и температуру в следующий момент времени $W(t+1)$, $T(t+1)$.

Структура сети была подобрана экспериментально и имела вид: 22 – 22 – 2. Сеть обучалась с использованием данных за июль и сентябрь 2004 года и показала достаточно хороший результат. Минимальная погрешность MAPE для этих периодов составила 6%.

На рисунке 2 представлен результат прогнозирования нагрузки и температуры за сентябрь.

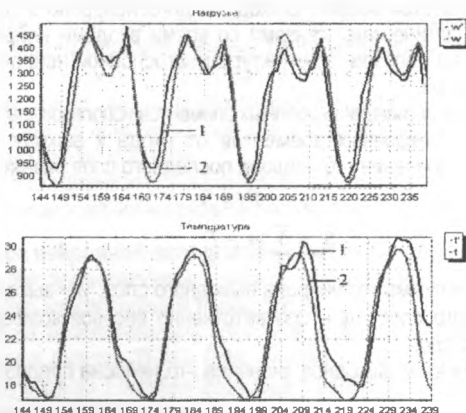


Рис. 2. Результаты прогноза (1 – эталонные значения, 2 – спрогнозированные значения)

Заключение

В работе рассмотрена возможность применения многослойного персептрона для прогнозирования потребления электроэнергии. Как показали эксперименты, использование нейронной сети с такой архитектурой и алгоритма обратного распространения ошибки, как алгоритма обучения, позволяет достаточно эффективно прогнозировать нагрузку.

ЛИТЕРАТУРА

1. Peng T.M., Hubele N.F., Karady G.G. Conceptual approach to the application neural networks for short-term load forecasting. / IEEE Int. Symp. Circuits and Syst., New Orleans La, May 1-3, vol.4, 1990 p.2942-2945.
2. Cheok K., Kottathra K., Pryor T.L., Cole G.R. Load Forecasting for remote area power supply systems. Proceeding. / The 11th Conference on Artificial Intelligence for Applications, Los Angeles, CA, USA, 1995
3. Bakirtzis A.G. Short term load Forecasting Using Fuzzy neural networks. / IEEE Power Eng. Review, vol.10, N3, Aug. 1995.
4. Станислав Осовский. Нейронные сети для обработки информации.: пер. с пол. – М.: Финансы и статистика, 2004.
5. Головкин В.А. Нейрокомпьютеры и их применение: книга 4. Нейронные сети: обучение, организация и применение / Под редакцией А.И. Галушкина. - М.: ИПРЖР, 2001.

УДК 662.76

МАТВЕЕНЯ А.С., ЯНЧИЛИН П.Ф.

Научные руководители: Северянин В.С., д.т.н., профессор, Тимошук А.Л.

КОНТАКТНЫЙ НАГРЕВ ВОДЫ ПРИ СЛОЕВОМ ПУЛЬСИРУЮЩЕМ ГОРЕНИИ ГАЗА

На сегодняшний день контактный нагрев воды – это самый эффективный способ, при котором достигается максимальное использование теплоты сгорания топлива, что наиболее важно с точки зрения энергосбережения. Практика проектирования и строительства показала, что с технико-экономической точки зрения наиболее выгодными являются установки, оборудованные газовыми контактно-поверхностными водонагревателями (КПВ) [1]. Существующие конструкции КПВ могут нагревать воду до 100°C и использоваться во многих отраслях промышленности, а также для отопления и горячего водоснабжения зданий (жилых домов, бань, промпредприятий и т.д.).

Водонагреватели контактного типа по сравнению с существующими котлами имеют ряд преимуществ, например:

- Высокий КПД, достигающий в системах горячего водоснабжения 96%. Это объясняется тем, что основная доля тепла от продуктов сгорания передается воде не через металлическую стенку, как в котлах, а путём непосредственного соприкосновения плёнок воды с высокотемпературными газами;
- Потери тепла отходящих газов в этих условиях составляют 2%, потери в окружающую среду равны 1,5%, потери от механической неполноты сгорания вообще отсутствуют;
- Сжигание газа в КПВ происходит без химического недожога;
- Контактные аппараты компактны, просты по конструкции, имеют наименьший удельный расход металла по сравнению с обычными котлами.
- Конструкции КПВ, вырабатывающих воду с температурой до 100°C, взрывобезопасны;
- Для холодной воды, поступающей на питание аппаратов, химводоподготовка не требуется, так как в контактных камерах происходит деаэрация нагретой воды.

В установках КПВ для нагрева воды используют продукты сгорания топлива.

Существенным недостатком контактных водонагревателей является их высокое аэродинамическое сопротивление. Вследствие этого возникает необходимость применения тягодутьевых устройств, что приводит к большому расходу электроэнергии на собственные нужды.

Потери воды за счет ее испарения незначительны.

В Брестском государственном техническом университете проводится работа по исследованию пульсирующего горения разнообразных топлив и различных способов его технического использования. Предлагается использовать слоевое пульсирующее горе-