

**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ НАГРУЗОК ОАО  
«СУМЫХИМПРОМ» С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ  
СЕТЕЙ**

**И.В. Мошенский**, инженер;

**В.С. Ноздренков**, канд. техн. наук;

**А.Ю. Хатунцев**, канд. техн. наук

*Сумский государственный университет, г. Сумы*

*Предложена модель прогнозирования электрических нагрузок промышленного предприятия ОАО «Сумыхимпром». Наиболее перспективным является метод, основанный на использовании искусственных нейронных сетей. В работе был выполнен прогноз электропотребления с помощью нескольких типов нейронных сетей и предложен наиболее точный вариант. Точность прогнозируемых значений в наихудшем случае составляла 4-6 %, а в большинстве случаев находилась в пределе 1-3 %.*

**Ключевые слова:** *прогнозирование, электрические нагрузки промышленного предприятия, искусственные нейронные сети.*

*Запропонована модель прогнозування електричних навантажень промислового підприємства ВАТ „Суміхімпром”. Найбільш перспективним є метод, що базується на використанні штучних нейронних мереж. У роботі був виконаний прогноз електроспоживання з допомогою декількох типів нейронних мереж і запропонований найбільш точний варіант. Похибка прогнозних значень в найгіршому випадку становила 4-6 %, а в більшості випадків знаходилась у межах 1-3 %.*

**Ключові слова:** *прогнозування, електричні навантаження промислового підприємства, штучні нейронні мережі.*

**ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМЫ**

В настоящее время активно ведется создание и усовершенствование автоматизированных систем управления режимом потребления промышленных предприятий. Одним из пунктов этих работ является разработка оперативных средств прогнозирования электрических получасовых нагрузок с помощью программного обеспечения на ЭВМ. Это дает возможность краткосрочно «предвидеть» реальную нагрузку предприятия на некоторый период упреждения и проделать некоторую диспетчерскую реакцию на управление нагрузкой задействованного в производстве оборудования (включение-отключение единиц оборудования) [1]. Наиболее эффективными средствами прогнозирования являются искусственные нейронные сети (ИНС) как уникальные аппроксиматоры любых линейных и нелинейных функций [1].

**ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ ИССЛЕДОВАНИЯ**

Но прежде чем начать писать программное обеспечение по прогнозированию с помощью ИНС, следует определиться с типом ИНС, который будет применяться при решении поставленной задачи, числом слоев сети, числом нейронов в слоях. Согласно [2] теоретической основой для построения нейронных сетей является утверждение, суть которого в том, что для представления многомерных функций многих переменных может быть использована однородная нейронная сеть, имеющая всего один скрытый слой, с сигмоидальными передаточными функциями нейронов (функциями активации). Также теорема о полноте гласит, что любая непрерывная функция на замкнутом ограниченном множестве может быть равномерно приближена функциями, вычисляемыми

нейронными сетями, если функция активации нейрона дважды непрерывно дифференцируема.

Итак, на основании вышеприведенной теории и имея во внимании практические результаты, полученные в [1], для прогнозирования применяется нейронная сеть типа многослойного персептрона (МП), имеющая входной слой, один скрытый слой и выходной слой нейронов с сигмоидальными функциями активации нейронов.

Число нейронов в слоях принимается в количестве 6:4:1, соответственно для входного, скрытого и выходного слоев сети при прогнозе на один период упреждения. Эта пропорция нейронов в слоях персептрона получена в работе [1] экспериментально на основании вычислительного анализа базы данных нагрузок предприятия с непрерывным циклом производства. При этом для прогнозирования выбирается шесть точек предистории, такое же количество нейронов принимается во входном слое ИНС.

В выходном слое берется один нейрон, значение выхода которого равняется прогнозному значению. В скрытом слое число нейронов принимается равным в соответствии со следующей формулой:

$$n_H = \lceil (n_x + n_y) / 2 \rceil, \quad (1)$$

где  $\lceil \rceil$  - оператор округления в большую сторону;

$n_x, n_y$  - число нейронов во входном и выходном слоях.

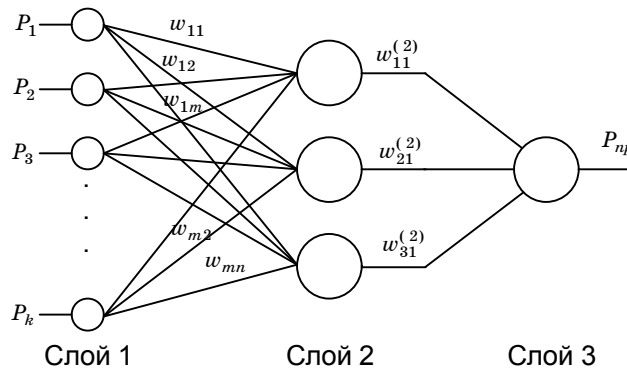


Рисунок 1 – Структурная схема последовательной нейронной сети типа многослойного персептрона

В качестве исходных данных имеется получасовая нагрузка предприятия ОАО «Сумыхимпром» с непрерывным характером производства, собранная в течение одного месяца. Но прежде чем приступить к приведению результатов прогноза, остановимся на статистическом анализе данного временного ряда, а именно вычислим автокорреляционную функцию по следующим формулам:

$$r_\tau = \frac{\sum_{t=\tau+1}^T (Y_t - \bar{Y}_\tau)(Y_{t-\tau} - \bar{Y}^\tau)}{\sqrt{\sum_{t=\tau+1}^T (Y_t - \bar{Y}_\tau)^2 \sum_{t=\tau+1}^T (Y_{t-\tau} - \bar{Y}^\tau)^2}}, \quad (2)$$

где

$$\bar{Y}_\tau = \frac{1}{T-\tau} \sum_{t=\tau+1}^T Y_t, \quad (3)$$

$$\bar{Y}^\tau = \frac{1}{T-\tau} \sum_{t=1}^{T-\tau} Y_t. \quad (4)$$

Реализовав несложный расчет на ЭВМ, была получена зависимость (2), график которой приведен на рис. 2.

Согласно [3] принято считать, что чем ближе модуль АКФ к единице, тем сильнее приближается изучаемая зависимость к линейной. Чем ближе модуль АКФ к нулю, тем слабее линейная зависимость. Анализируя график АКФ (рис. 2), можно сделать вывод, что зависимость между членами временного ряда носит частично линейный, частично нелинейный характер, т.е. ее уже нельзя описать авторегрессионной моделью вида

$$Y_t' = v_0 + v_1 Y_1 + v_2 Y_2 + \dots + v_n Y_n, \quad (5)$$

где  $Y_1, Y_2, \dots$  - члены временного ряда,  $Y_t'$  - прогнозируемое значение. Но так как ИНС являются универсальными аппроксиматорами, в том числе и нелинейных функций, то их можно применить в данной задаче, что еще раз подчеркивает их преимущество как инструментария прогнозирования перед другими методами.

Итак, определившись с типом нейронной сети, количеством слоев и нейронов в слоях, можно приступить к программной реализации задачи на ПК. В качестве языка программирования выбран язык Matlab 6.5 со встроенными возможностями создавать и обучать нейронные сети разных типов.

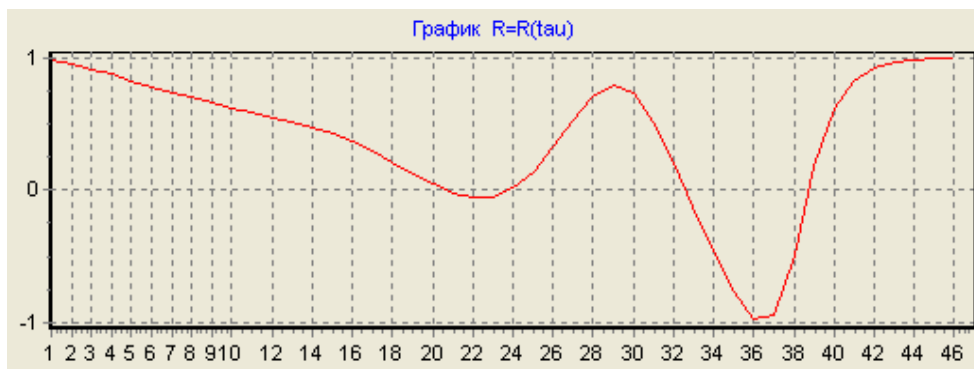


Рисунок 2 – Автокорреляционная функция временного ряда получасовой активной нагрузки предприятия с непрерывным характером производства

Создав сеть типа МП, необходимо ее обучить на основании баз данных (БД) месячных электрических получасовых нагрузок предприятия с непрерывным циклом производства. Обучение сети производилось встроенными процедурами Matlab 6.5 по следующему алгоритму:

1) берутся первая партия данных из ретроспективной выборки и желаемое прогнозируемое значение  $\bar{Y}_j = F(X_1, X_2, \dots, X_i)$ ,  $i = 6$ , где  $X_i$  - данные на вход сети,  $\bar{Y}_j$  - желаемое прогнозируемое значение, где  $j$  изменяется от 1 до количества данных из ретроспективной выборки;

- 2) производится обучение ИНС на основании данных п.1;
- 3) шаги 1 и 2 повторяются, пока не закончатся все данные из ретроспективной выборки и обученная сеть не начнет выдавать выходной сигнал с достаточной точностью.

После этого делалось прогнозирование на один период упреждения, равный 30 минутам в течение одних суток. Графики зависимостей реального и прогнозного значений приведены на рис. 3, где по горизонтальной оси откладывается условно-нормированное время в течение суток, а по вертикальной оси - действительное и прогнозируемое значение.

Точность прогнозируемых значений в наихудшем случае составляла порядка 4-6 %, а в большинстве случаев находилась в пределах 1-3 %. При увеличении числа точек прогнозирования, т.е. при увеличении числа нейронов входного слоя до 8, 9, 10 и соответственном изменении числа нейронов скрытого слоя согласно (1), прогнозируемое значение не претерпевало существенных изменений и точность прогноза оставалась практически на том же уровне. График полученного результата для параметров ИНС с числом нейронов 8:5:1 приведен на рис.4.

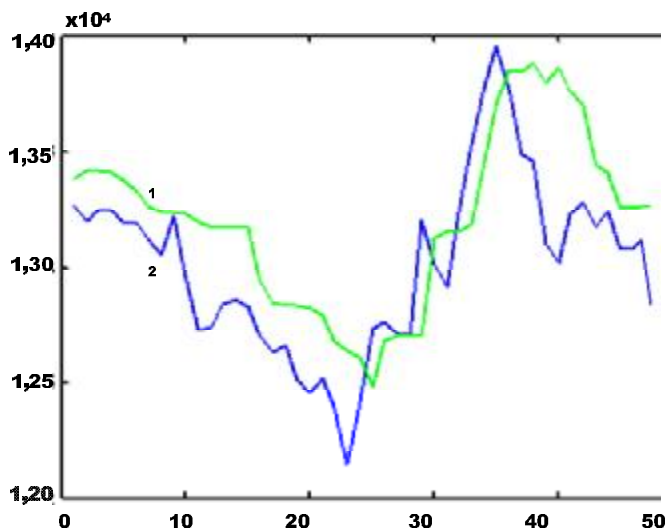


Рисунок 3- Графики зависимостей реального и прогнозного значений активной получасовой нагрузки ОАО «Сумыхимпром» при прогнозировании с помощью ИНС размерностью 6:4:1 (1-прогнозируемое значение, 2-реальное значение)



Рисунок 4- Графики зависимостей реального и прогнозного значений активной получасовой нагрузки ОАО «Сумыхимпром» при прогнозировании с помощью ИНС размерностью 8:5:1 (1-прогнозируемое значение, 2-реальное значение)

## ВЫВОДЫ

С помощью рассмотренных методов возможно прогнозирование получасовых нагрузок предприятия на небольшие интервалы упреждения. При расчетных экспериментах на ЭВМ было получено, что оптимальным вариантом ИНС является сеть с числом нейронов 6:4:1, предложенная в работе [1], которую можно обучать на основе накопленной базы данных электропотребления предприятия с непрерывным циклом производства и использовать в дальнейшем для прогнозирования режима потребления. Это позволит проделывать более качественную диспетчерскую работу управления режимом потребления электроэнергии ОАО «Сумыхимпром».

## SUMMARY

### THE ELECTRIC DEMAND PREDICTION OF JSC «SUMYKHIMPROM»

*I.V. Moshenskiy, V.S. Nozdrenkov, A.U. Khatuntsev*  
*Sumy State University, Sumy*

*The electric demand prediction of JSC “SumyKhimprom” with the continuous cycle of production is done. Most perspective is a method based on the use of artificial neuron networks. Adequacy of application of this method is well-proven by a number of theorems, and the developed programmatic tool allows to predict the electric demand without implementation of additional operations. In the paper the structure of neural network was proposed.*

**Key words:** *electric demand prediction, continuous cycle of production, artificial neuron networks.*

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Выбор модели электрической нагрузки предприятий с непрерывным характером производства / Васильев Д.А., Иващенко В.А., Резчиков А.Ф., Курышова Е.С. // Электротехнические комплексы и силовая электроника. Анализ, синтез и управление: межвуз. науч. сб. - Саратов, 2001. - С. 36-39.
2. Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети: учеб. пособ./ В.В. Круглов, Дли М.И., Голунов Л.Ю. - Изд-во «Физматлит», 2001. - 224 с.
3. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks. - М.: Горячая линия – Телеком, 2000. - 182 с.
4. Светульников С.Г. Методы маркетинговых исследований: учебное пособие. – СПб.: Изд-во «ДНК», 2003. – 352 с.
5. Горбань А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А.Н. Горбань, Д.А. Россиев. - Новосибирск: Наука, 1996. - 150 с.

*Поступила в редакцию 14 октября 2009 г.*