

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ НАГРУЗОК ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ

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

**А.Ю. Хатунцев**, канд. техн. наук;

**И.В. Мошенский**, инженер

*Сумский государственный университет, г. Сумы*

*Рассмотрены методы прогнозирования электрических нагрузок промышленных предприятий с непрерывным циклом производства. Наиболее перспективным является метод, основанный на использовании искусственных нейронных сетей. Адекватность применения данного метода доказана рядом теорем, а разработанный программный инструментарий позволяет прогнозировать электрические нагрузки без выполнения дополнительных операций.*

*Розглянуто методи прогнозування електричних навантажень промислових підприємств із безперервним циклом виробництва. Найбільш перспективним є метод, що базується на використанні штучних нейронних мереж. Адекватність застосування цього методу доведена рядом теорем, а розроблений програмний інструментарій дозволяє прогнозувати електричні навантаження без виконання додаткових операцій.*

### ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМЫ

В настоящее время актуальным вопросом является прогнозирование поведения энергопотребления предприятий с непрерывным циклом производства. В энергопотреблении промышленных предприятий выполняются прогнозы динамики электрических получасовых нагрузок, при этом в прогнозировании статистических величин необходимо выполнить такие условия:

- иметь необходимый для анализа и прогноза объем данных;
- обосновать возможность переноса закономерностей прошлого на будущий период;
- получить математическую модель и на ее основе сделать прогноз;
- выполнить анализ полученных результатов.

### ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ ИССЛЕДОВАНИЯ

Исследования показывают [1], что процесс изменения электрической нагрузки предприятия можно представить в виде

$$P(t) = P_T(t) + \varepsilon(t), \quad t = r \cdot \Delta t, \quad r = 1, 2, \dots, n, \quad (1)$$

где  $P_T(t)$  – тенденция (тренд) изменения нагрузки в среднем;

$\varepsilon(t)$  – стационарный случайный процесс нулевым средним;

$\Delta t$  – шаг дискретности процесса.

На рис.1 представлен эскизный график изменения нагрузки предприятия  $P(t)$  согласно выражению (1). Тренд  $P_T(t)$  – это основная нагрузка, характеризующая гладкую траекторию. Тренд освобожден от влияния кратковременно действующих факторов. Предварительная обработка временного ряда проверяется на наличие тренда, например с помощью критерия Фостера-Стюарта, суть которого подробно изложена в [1].

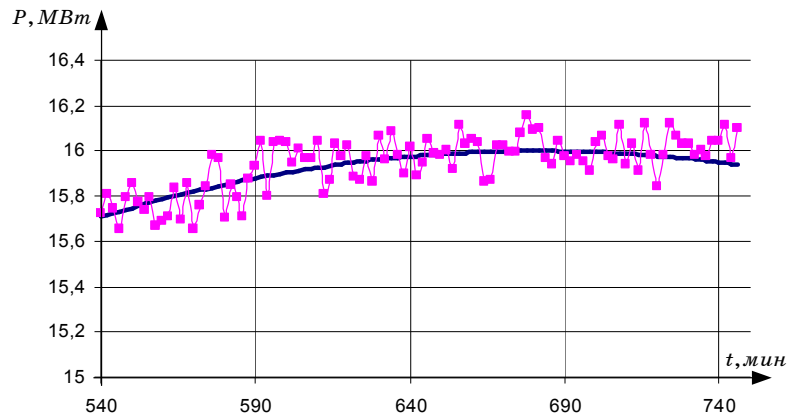


Рисунок 1 – График нагрузки промышленного предприятия

Остаток  $\varepsilon(t)$  является случайной величиной. Вследствие большого числа и разнообразия факторов при формировании электронагрузки предприятия закон распределения остатка близок к нормальному. Рассмотрим некоторые практические методы прогнозирования статических величин.

Для прогнозирования тренда  $P_T(t)$  принимается квадратичная модель

$$P_T(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2,$$

где  $a_0, a_1, a_2$  - параметры модели;

$t$  - текущее время.

При краткосрочном прогнозировании (именно таким и является прогноз получасовых нагрузок) важна динамика процесса в конце периода наблюдений, т. е. предпочтение отдается более «поздним» наблюдениям. Этим принципам отвечает метод Брауна. С помощью этого метода для исходного ряда наблюдений можно получить тенденцию (тренд) процесса, которая сложилась к моменту последнего наблюдения.

### 1. Прогнозирование нагрузок с помощью фильтров Брауна

Прогнозируемое значение функции выражается рядом Тейлора

$$P_{t+\Delta t} = P(t) + \frac{dP}{dt} \Delta t + \frac{1}{2!} \frac{d^2 P}{dt^2} \Delta t^2 + \dots,$$

члены которого связаны рекуррентным соотношением

$$S_t^n(P) = \alpha S_t^{n-1}(P) + (1 - \alpha) S_{t-1}^n(P),$$

где  $\alpha \in [0, 1]$  – параметр сглаживания. Величина параметра  $\alpha$  влияет на результат прогноза так, что чем больше этот параметр, тем больше вклад последних наблюдений в результат прогнозирования.

2. Метод Хольта, описан в [2], суть которого заключается в следующем:

пусть  $x(t), t = 1, 2, \dots, n$  – временной ряд наблюдений. Прогноз в момент времени  $t$  на  $\tau$  шагов вперед может быть получен по формуле

$$\overline{x}(\tau) = a_{1,t} + a_{2,t}\tau,$$

где коэффициенты модифицируются по формулам :

$$a_{1,t} = a_{1,t-1} + a_{2,t-1} + \alpha_1 e_t,$$

$$a_{2,t} = a_{2,t-1} + \alpha_2 e_t,$$

в которых  $\alpha_1, \alpha_2$  – параметры сглаживания - определяются численной оптимизацией и являются постоянными для всего периода наблюдений, находятся в пределах  $[0,1]$ ,  $e_t = x_t - \overline{x}_{t-1}$  – ошибка прогнозирования.

Методы Брауна и Хольта – адаптивные методы. Они имеют механизм автонастройки на изменение исследуемого показателя. Первоначально оценки параметров производятся по нескольким первым наблюдениям. На этой основе делается прогноз, который сравнивается с фактическим наблюдением. Далее параметры корректируются в соответствии с величиной ошибки прогнозирования и вновь используются для прогнозирования следующего уровня, пока не исчерпаются все наблюдения.

### 3. Прогнозирование с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС)

На промышленных предприятиях, имеющих автоматизированный учет потребления электроэнергии, в компьютерных базах данных может быть накоплен в достаточном количестве статистический материал электронагрузок. Это материал можно полезно использовать для обучения ИНС, после чего использовать их для прогнозирования.

Согласно [1, 2] для прогнозирования электрических величин предприятия с помощью ИНС выбирается тип сети – многослойный персептрон. Для данной задачи он характеризуется следующими положительными качествами:

- высокая скорость реагирования на входные воздействия, что важно для оперативного наблюдения за получасовыми нагрузками предприятия-потребителя в условиях предъявляемых ограничений энергоснабжающей организации;
- малая размерность, следствием которой является меньшее по объему использование оперативной памяти компьютера при вычислениях;
- возможность решения нелинейных задач;
- способность сети аппроксимировать практически любую математическую функцию.

На рис. 2 представлена структура нейронной сети типа «многослойный персептрон» [3].

Каждый элемент сети представляет из себя нейрон (рис.3).

Выходной сигнал нейрона будет представлять из себя зависимость

$y = f(s)$ , где  $s = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b$  – взвешенная сумма по всем входным каналам нейрона, сдвинутая на величину смещения  $b$ .

Прежде чем запустить сеть в работу, ее нужно обучить. Согласно [3, 4] для получения удовлетворительных результатов прогнозирования достаточно недельной ретроспективной выборки по нагрузкам. При этом ретроспективная выборка должна состоять из последовательности пар  $(P^j(t), D^j(t))$ , где  $P^j(t) = (P_1^j, \dots, P_k^j)$  – входной вектор, а  $D^j(t)$  – скаляр, определяющий прогнозное желаемое значение ( $j = 1, \dots, R$  – длина обучающей выборки).

При этом ретроспективная выборка разбивается следующим образом:

$$P_1^j = P^q(t), P_2^j = P^q(t + \Delta t), \dots, P_k^j = P^q(t + (k - 1)\Delta t),$$

где  $q = 1 \dots 7$  – для недельной обучающей выборки.

Желаемое значение  $D^j(t)$  для входного вектора сигналов  $P^j(t)$  определяется соотношением

$$D^j(t) = P^q(t + (k - 1)\Delta t + t^*),$$

где  $t^*$  – время прогноза;

$k$  – длина предистории.

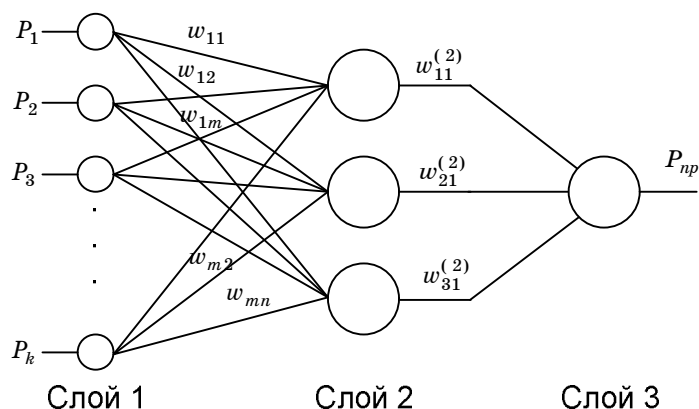


Рисунок 2 – Трехслойный перцептрон:

$P_1, \dots, P_k$  – входные и  $P_{np}$  – выходной прогнозный сигналы сети;

$w_{ij}^1, w_{ij}^2$  – весовые коэффициенты (синапсы) линий, элементы слоев сети

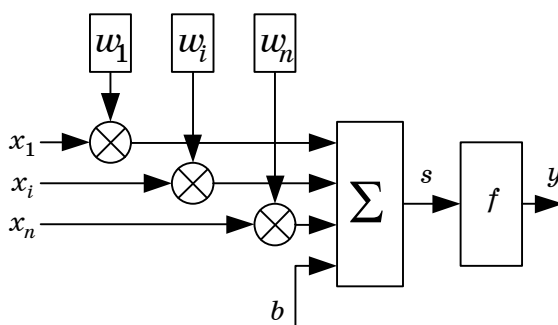


Рисунок 3 – Структура искусственного нейрона

В процессе обучения ИНС происходит настройка коэффициентов синаптической связи  $W$  таким образом, чтобы сеть при подаче на вход  $P^j(t)$  как можно ближе приближалась на выходе к желаемому значению  $D^j(t)$ .

Алгоритм обучения ИНС состоит в следующем [5]:

1) на вход сети подается набор входных данных из ретроспективной выборки;

2) изменяются значения весовых коэффициентов  $w_{ij}$  таким образом, чтобы сеть могла выдавать с приемлемой точностью прогнозируемые значения для всех входных наборов из ретроспективной выборки. При этом погрешность сети определяется формулой

$$E = \sum_{j=1}^R E^j = \sum_{j=1}^R (D^j - P_{\phi}^j)^2,$$

где  $P_{\phi}^j$  – фактическое значение выходов сети.

## ВЫВОДЫ

С помощью рассмотренных методов возможно прогнозирование получасовых нагрузок предприятия на небольшие интервалы упреждения. Согласно [1] эти интервалы составляют порядка 10 минут. Это дает возможность регулировать мощность потребителей предприятия, исходя из полученного прогнозного значения, путем их принудительного включения/выключения и держать получасовую нагрузку на уровне, установленном энергоснабжающей организацией. Наиболее перспективным видится применение гибридных нечетко-нейронных систем, в которых возможно применять не только априорную информацию, но и настраивать параметры нейронной сети с учетом обучающей выборки.

## SUMMARY

### THE ELECTRIC DEMAND PREDICTION OF AN INDUSTRIAL ENTERPRISE

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

*The electric demand prediction of industrial enterprises with the continuous cycle of production is considered. The 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 software allows to predict the electric demand without implementation of additional operations.*

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Васильев Д.А., Иващенко В.А., Резчиков А.Ф., Курышова Е.С. Выбор модели электрической нагрузки предприятий с непрерывным характером производства // Электротехнические комплексы и силовая электроника. Анализ, синтез и управление: Межвуз. науч. сб. - Саратов, 2001. - С. 36-39.
2. Ивахненко А.Г., Зайченко Ю.П., Димитров В.Д. Принятие решений на основе самоорганизаций. - М.: Сов. радио, 1976. - 280 с.
3. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks. - М.: Горячая линия – Телеком, 2000. 182 с.
4. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации. - Винница: Универсум, 1999. - 300 с.
5. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. - Новосибирск: Наука, 1996. - 150 с.

*Поступила в редакцию 6 апреля 2009 г.*