

---

**Е.В. БИРЮКОВ<sup>1</sup>, М.С. КОРНЕВ<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Новосибирский государственный технический университет

<sup>2</sup>ОАО «Новосибирскэнерго»

biruikov\_e@rambler.ru, m\_kornev@mail.ru

## **ПРАКТИЧЕСКАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ НЕЧЕТКОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ПРИ КРАТКОСРОЧНОМ ПРОГНОЗИРОВАНИИ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ НАГРУЗКИ**

### **Аннотация**

Предложен новый подход к прогнозированию электрической нагрузки основанный на нечеткой нейронной сети. При разработке нечеткой нейронной сети применялись два наиболее распространенных алгоритма нечеткого вывода: алгоритм Мамдани и алгоритм Сугено.

Сегодня, в условиях реформирования электроэнергетики Российской Федерации, важнейшей задачей является формирование новых отношений между субъектами рынка и, в том числе, четко отлаженных взаимоотношений между потребителем и энергоснабжающей организацией. Рынок должен создать соответствующую действительности стоимостную оценку потребляемой электроэнергии, которая способствовала бы максимально эффективному функционированию энергосистемы. Поэтому все более актуальной становится проблема качественного прогнозирования, анализа и управления электрической нагрузкой как в рамках энергосистемы в целом, так и для отдельно взятых групп электропотребителей. Прогноз нагрузки также необходим для оптимизации эксплуатационного состояния мощной системы в условиях потока нагрузки и планирования перетоков мощности [1].

К прогнозированию режимов энергопотребления приходится прибегать еще и потому, что изменения во времени электрической нагрузки представляют собой случайные процессы, то есть функции случайным образом зависящие от времени, а также от ряда внутренних и внешних факторов. Кроме этого, электрическая нагрузка в электроэнергетических системах подвержена влиянию такого внешнего фактора, как погода с ее случайной изменчивостью.

С уверенностью можно утверждать, что электрическая нагрузка – непостоянный процесс, доминирующими причинно-следственными факторами которого являются время суток и погодные условия. Зависимость нагрузки от времени отражает существование ежедневного образца гра-

фика нагрузки. Среди погодных факторов, воздействующих на нагрузку, приоритетным является температура [2].

До настоящего времени разработано много различных методик для прогнозирования электрической нагрузки. К ним относятся следующие методы:

*Авторегрессия.* Может быть применена следующая модель

$$\hat{L}(t, d) = \sum_{k=1}^4 \alpha_k \hat{L}_k(t, d), \quad (1)$$

где  $\alpha_k$  – линейные веса, обеспечивающие оптимальную комбинацию четырех отдельных прогнозов;  $\hat{L}_1(t, d)$  – прогноз  $L(t, d)$  на основе авторегрессионной модели первого порядка с задержкой 1 час;  $\hat{L}_2(t, d)$ ,  $\hat{L}_3(t, d)$ ,  $\hat{L}_4(t, d)$  – то же с задержкой одни сутки, неделя и год соответственно.

*Обобщенное экспоненциальное сглаживание.* Обобщенный метод экспоненциального сглаживания может быть применен для прогнозирования суммарных часовых нагрузок:

$$L(t) = a^T f(t) + \varepsilon(t), \quad (2)$$

где  $a^T$  – это транспонированный вектор сглаженных весов;  $f(t)$  – вектор сглаживающих функций [3].

*Факторный анализ.* Позволяет представить нормированные значения прогнозируемых параметров системы электроснабжения в виде

$$Y_i = a_{i1}F_1 + a_{i2}F_2 + \dots + a_{im}F_m + d_iU_i, \quad (3)$$

где  $Y_i$  –  $i$ -й прогнозируемый параметр;  $F_j$  – общие факторы, учитывающие взаимосвязи между исходными параметрами  $Y_i$ ;  $a_{ij}$ ,  $d_i$  – нагрузки соответствующих факторов на параметры  $Y_i$ ;  $U_i$  – характерный фактор, учитывающий остаточную дисперсию.

Причем для прогнозирования факторов могут быть использованы либо модели временных рядов, либо регрессионные модели, отражающие взаимосвязь факторов с внешними возмущающими параметрами системы электроснабжения [3]. Кроме этого существует много других подходов к прогнозированию электрической нагрузки.

Однако, не смотря на многообразие существующих методов прогнозирования электрической нагрузки точное моделирование является затруднительным из-за нелинейных и сложных отношений между нагрузкой и

факторами, от которых она зависит. Кроме этого некоторые математические модели нагрузки представляют динамику изменения электрической нагрузки, используя понятие временного ряда. Эти модели не принимают во внимание информацию, связанную с погодой, и пробуют предсказать будущую нагрузку, используя предыдущие значения [4].

Помимо упомянутых методов прогнозирования нагрузки в настоящее время применяется относительно новый метод, основанный на нечеткой логике и нейронных сетях. Иными словами, этот метод является гибридом нечеткой логики и нейронных сетей, который вобрал в себя основные свойства присущие этим направлениям.

Нейронные сети – это устройства параллельной обработки информации всеми звеньями. Они обладают способностью к обучению и обобщению накопленных знаний. Натренированная на ограниченном множестве данных сеть способна обобщать полученную информацию и показывать хорошие результаты на данных, не использовавшихся в процессе обучения. Однако нейронные сети все же обладают недостатками. Несмотря на то, что они являются очень удобными для задач распознавания, классификации образов, прогнозирования и идентификации, лицо принимающее решение (ЛПР) не может получить ответа на вопрос как осуществляются эти процессы. Для пользователя обученная сеть подобна «черному ящику». Многие из недостатков могут быть разрешены с помощью систем с нечеткой логикой, которые используют основные понятия теории нечетких множеств.

Нечеткое множество – это такое множество, которое содержит совокупность элементов произвольной природы. Причем относительно этих элементов нельзя с полной определенностью сказать – принадлежит или не принадлежит тот или иной элемент рассматриваемой совокупности данному множеству.

Нечеткая логика выделяется из теории нечетких множеств и представляет собой разновидность непрерывной логики, в которой логические формулы могут принимать истинностные значения между 1 и 0. Следует отметить, что результат, полученный в системах с нечеткой логикой, так же представляется неточно, нечетко. Для того чтобы получить какое-либо конкретное значение, которое может быть использовано в управляющих системах, применяются системы нечеткого вывода. Процесс нечеткого вывода представляет собой некоторую процедуру или алгоритм получения нечетких заключений на основе нечетких предпосылок или условий. Системы нечеткого вывода позволяют решать задачи принятия решений, распознавания образов, классификации данных и многие другие [5].

Можно сказать, что системы с нечеткой логикой являются удобными и полезными для объяснения получаемых с их помощью результатов, они обеспечивают более высокую устойчивость к воздействию мешающих факторов. Однако такие системы не могут автоматически обучаться и приобретать новые знания.

В итоге, искусственные нейронные сети и системы с нечеткой логикой эквивалентны друг другу, но, тем не менее, у них, имеются собственные достоинства и недостатки.

Основная идея, положенная в основу нечетких нейронных сетей заключается в том, что используется существующая выборка данных для определения параметров функций принадлежности, которые лучше всего соответствуют некоторой системе логического вывода, то есть выводы делаются на основе аппарата нечеткой логики. А для нахождения параметров функций принадлежности используются алгоритмы обучения нейронных сетей. Такие системы могут использовать заранее известную информацию, обучаться, приобретать новые знания, прогнозировать временные ряды, выполнять классификацию образов и кроме этого они являются вполне наглядными для пользователя.

В свою очередь, так же как и при классификации образов, предсказание электрической нагрузки базируется на учете свойств прогнозируемого процесса. Главная особенность нагрузок энергетической системы – это определенная повторяемость характеризующих их выборок в зависимости от дня недели и месяца.

*Постановка и реализация задачи.* Для численной оценки суточного прогнозирования величины электрической нагрузки разработан алгоритм, реализованный на ЭВМ. Он предусматривает выполнение ретроспективных расчётов с учетом параметров вырабатываемой мощности, температуры окружающей среды и перетоков электроэнергии по энергообъединению в целом. Ставится задача создать программный алгоритм, который позволял бы вычислять величину электрической нагрузки по данным вырабатываемой мощности, температуры и перетоку.

Возможность практической реализации представленного алгоритма может быть ограничена только отсутствием исходной информации и трудоемкостью составления исполняющей программы. В качестве инструментария может выступать Matlab Version 6.0.0.88 Release 12 со встроенным пакетом Fuzzy Logic Toolbox.

*Сбор и подготовка исходных данных.* В качестве исходной информации были использованы данные ежедневных параметров вырабатываемой активной мощности, температуры и перетоков электроэнергии (входные

значения нечеткой нейронной сети), а также значения электрической нагрузки (целевые значения нечеткой нейронной сети). Входные параметры были заданы интервально, то есть для каждого из них задавались минимальные и максимальные значения (доверительный интервал). Было создано две программы для прогнозирования электрической нагрузки. Одна из них предназначена для прогнозирования нагрузки в рабочие дни, другая – в выходные дни (учет, так называемого «фактора дня»). При разработке нечеткой нейронной сети для прогнозирования, рассматривалось применение следующих алгоритмов нечеткого вывода: алгоритм Мамдани и алгоритм Сугено. Реализация алгоритма Мамдани включала в себя выполнение следующих этапов:

- Формирование базы правил систем нечеткого вывода.
- Фаззификация входных переменных.
- Агрегирование подусловий в нечетких правилах продукций (для нахождения степени истинности условий каждого из правил нечетких продукций использовались парные нечеткие логические операции).
  - Активизация подзаключений в нечетких правилах. В данном случае применялся метод *min*-активизации

$$\mu'(y) = \min\{c_i, \mu(y)\}, \quad (4)$$

где  $\mu(y)$  – функция принадлежности терма, который является значением выходной переменной, заданной на универсуме  $Y$ .

- Аккумуляция заключений нечетких правил продукций.
- Дефаззификация выходных переменных. Применялся метод относительно среднего центра

$$y_c = \frac{\sum_i^M \mu(y_{ci}) y_{ci}}{\sum_i \mu(y_{ci})}, \quad (5)$$

где  $y_{ci}$  обозначает центр  $i$ -го нечеткого правила;  $\mu(y_{ci})$  – это значение функции принадлежности, соответствующей этому правилу.

Алгоритм Сугено включал в себя выполнение следующих условий:

- Формирование базы правил систем нечеткого вывода. При этом следует заметить, что в базе правил использовались только правила нечетких продукций в виде:

$$\text{ПРАВИЛО: Если } x_1 \text{ есть } A_1 \text{ и } x_2 \text{ есть } A_2, \text{ то } w = \varepsilon_1 a_1 + \varepsilon_2 a_2, \quad (6)$$

где  $\varepsilon_1$  и  $\varepsilon_2$  – некоторые весовые коэффициенты.

- Фаззификация входных переменных.
- Агрегирование подусловий в нечетких правилах продукций (для нахождения степени истинности условий всех правил нечетких продукций применялась логическая операция  $\min$ -конъюнкции).
  - Активизация подзаключений в нечетких правилах продукций осуществляется аналогично алгоритму Мамдани по формуле (5), после чего рассчитываются нечеткие значения выходных переменных каждого правила.
  - Аккумуляция заключений нечетких правил продукций.
  - Дефаззификация выходных переменных, осуществляется с использованием модифицированного метода центра тяжести для одно точечных множеств

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n c_i w_i}{\sum_{i=1}^n c_i}, \quad (7)$$

где  $n$  – общее количество активных правил нечетких продукций.

В последствии на основе тестирования сетей, созданных с применением этих алгоритмов была выбрана нечеткая нейронная сеть, в которой реализуется алгоритм Сугено. Это связано с тем, что нечеткая нейронная сеть с алгоритмом Сугено имеет меньшую ошибку обучения и ошибку прогнозирования. Далее для прогнозирования электрической нагрузки, как в рабочие, так и в выходные дни разрабатывались нечеткие нейронные сети с алгоритмом Сугено.

*Прогнозирования электрической нагрузки для рабочих дней.*

Количество циклов обучения созданной нечеткой нейронной сети составило 500 эпох. Общий вид созданной нечеткой нейронной сети представлен на рис. 1. У созданной сети шесть входов, по два входа на каждый из входных параметров (минимальное и максимальное значение для каждого входного параметра соответственно). Было выбрано две функции принадлежности для каждой входной переменной. Каждая из этих функций принадлежности является трапециидальной.

Для выходного параметра тип функции принадлежности был задан как *constant*. Сеть была обучена на архивных данных вырабатываемой мощности, температуры и перетока электроэнергии. После чего была протестирована на выборке из данных, которые не использовались в обучающей выборке. На рис. 1. показан график спрогнозированных значений электрической нагрузки на основе созданного программного алгоритма, а

также фактические значения нагрузки. Рис. 2 отображает ошибку прогнозирования электрической нагрузки созданной нечеткой нейронной сетью. В результате, поведение сети вполне адекватно, средняя ошибка прогнозирования составляет 2,5 %.

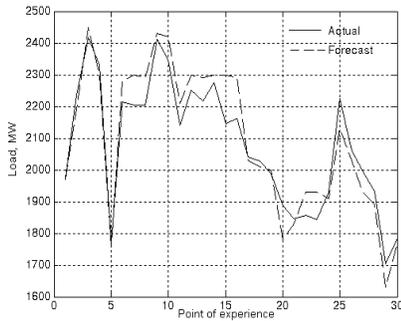


Рис. 1. Фактические и спрогнозированные значения нагрузки для рабочих дней

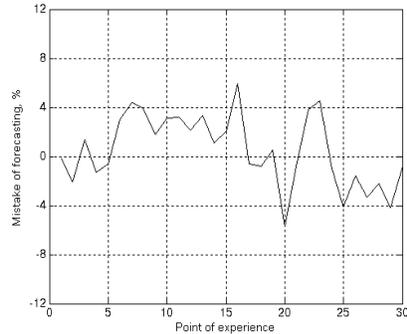


Рис. 2. Ошибка прогнозирования электрической нагрузки нечеткой нейронной сетью для рабочих дней

#### *Прогнозирования электрической нагрузки для выходных дней.*

Общий вид созданной нечеткой нейронной сети для выходных дней аналогичен сети для рабочих дней. Отличие заключается в том, что в этом случае количество эпох обучения составляло 600. Было также выбрано две функции принадлежности для каждой входной переменной. Но каждая из этих функций принадлежности являлась треугольной. Результат аналогичен, поведение сети также вполне адекватно и средняя ошибка прогнозирования составляет около 2 %.

Подводя итог, можно сказать, что благодаря использованию для предсказания электрических нагрузок отлаженной нечетко-нейронной технологии, реализованной в корректно спроектированной и обученной нечеткой нейронной сети, стало возможным обеспечить достаточно высокую точность и скорость прогнозирования нагрузок.

Приемлемое значение ошибки прогноза позволяет продолжать проработку темы при комплексной доработке алгоритма. Так как прогнозируемые величины электрических нагрузках, а также данные о собственных нагрузках, потоках и потерях продуктивно использовать для дальнейшего анализа состава и конфигурации собственных сетей и сопутствующих вопросов, а также для разделения стоимости эксплуатации собственных сетей между РАО ЕЭС и АО-энерго.

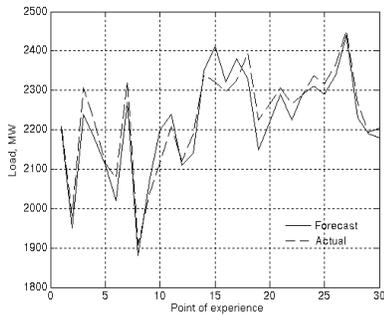


Рис. 3. Фактические и спрогнозированные значения электрической нагрузки для выходных дней

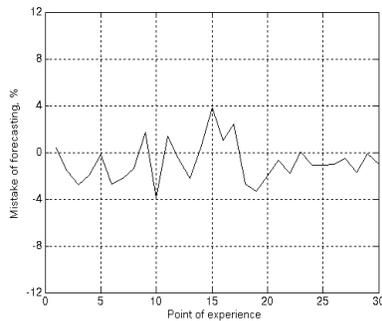


Рис. 4. Ошибка прогнозирования электрической нагрузки нечеткой нейронной сетью для выходных дней

#### Список литературы

1. Charytoniuk W., Chen M.S. Short-term Forecasting in Power Systems Using a General Regression Neural Network // IEEE Trans. on Power Systems. 1995. Vol. 7. № 1.
2. Гордеев В.И., Васильев И.Е., Щуцкий В.И. Управление электропотреблением и его прогнозирование. Ростов н/Д: Издательство Ростовского университета, 1991. 104 с.
3. Бэнн Д.В., Фармер Е.Д. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки: Пер. с англ. М.: Энергоатомиздат, 1987. 200 с.
4. Srinivasan D., Tan S.S., Chang C.S., Chan E.K. Practical implementation of a hybrid fuzzy neural network for one-day-ahead load forecasting // IEE Proc. Gener. Transm. Distrib. 1998. Vol. 145. № 6.
5. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzy TECH. СПб.: БХВ-Петербург, 2003. 736 с.