

## НОВЫЕ МАТЕРИАЛЫ И ТЕХНОЛОГИИ

УДК 621.311

*В. Н. ГАЛУШКО, кандидат технических наук, В. А. ПАЦКЕВИЧ, кандидат технических наук, И. С. ЕВДАСЁВ, кандидат технических наук, А. В. ДРОБОВ, магистр технических наук, Белорусский государственный университет транспорта, г. Гомель*

### ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ ДИСТАНЦИИ ЭЛЕКТРОСНАБЖЕНИЯ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Рассмотрено применение искусственных нейронных сетей в программном пакете Matlab для прогноза потребления электрической энергии дистанции электроснабжения Белорусской железной дороги. Представлен перечень основных задач, решаемых нейрокompьютерами в современных энергетических системах.

**Н**ейронная сеть принимает решения при множестве заданных условий. Искусственные нейронные сети, подобно биологическим, являются вычислительной системой с огромным числом параллельно функционирующих простых процессоров с множеством связей. Несмотря на то, что при построении таких сетей обычно делается ряд допущений и значительных упрощений, отличающих их от биологических аналогов, искусственные нейронные сети демонстрируют удивительное число свойств, присущих мозгу, – это обучение на основе опыта, обобщение, извлечение существенных данных из избыточной информации.

Обученная сеть может быть устойчивой к некоторым отклонениям входных данных, что позволяет ей правильно «видеть» образ, содержащий различные помехи и искажения.

Сегодня существует большое число различных конфигураций нейронных сетей с различными принципами функционирования, которые ориентированы на решение самых разных задач. В качестве примера рассмотрим многослойную полносвязанную нейронную сеть прямого распространения, которая широко используется для поиска закономерностей и классификации образов. Обычно обучение нейронной сети осуществляется на некоторой выборке [1]. По мере процесса обучения, который происходит по некоторому алгоритму, сеть должна все лучше и правильнее реагировать на входные сигналы. Выделяют три парадигмы обучения: с учителем, самообучение и смешанная. В первом способе известны правильные ответы к каждому входному примеру, а веса подстраиваются так, чтобы минимизировать ошибку. Обучение без учителя позволяет распределить образцы по категориям за счет раскрытия внутренней структуры и природы данных. При смешанном обучении комбинируются два вышеизложенных подхода.

Существует большое число алгоритмов обучения, ориентированных на решение разных задач [2]. Среди них выделяется алгоритм обратного распространения ошибки, который является одним из наиболее успешных современных алгоритмов. Его основная идея заключается в том, что изменение весов синапсов происходит с учетом локального градиента функции ошибки. Разница между реальными и правильными ответами нейронной сети, определяемыми на выходном слое, распространяется в обратном направлении – навстречу потоку сигналов. В итоге каждый нейрон способен определить вклад каждого своего веса в суммарную

ошибку сети. Простейшее правило обучения соответствует методу наискорейшего спуска, то есть изменения синоптических весов пропорционально их вкладу в общую ошибку.

В последнее время предпринимаются активные попытки объединения искусственных нейронных сетей и экспертных систем. В такой системе искусственная нейронная сеть может реагировать на большинство относительно простых случаев, а все остальные передаются для рассмотрения экспертной системе. В результате сложные случаи принимаются на более высоком уровне, при этом, возможно, со сбором дополнительных данных или даже с привлечением экспертов.

Области применения нейронных сетей весьма разнообразны – это распознавание текста и речи, семантический поиск, экспертные системы и системы поддержки принятия решений, предсказание курсов акций, системы безопасности, анализ текстов.

Способности нейронной сети к прогнозированию напрямую следуют из ее способности к обобщению и выделению скрытых зависимостей между входными и выходными данными. После обучения сеть способна предсказать будущее значение некой последовательности на основе нескольких предыдущих значений и/или каких-то существующих в настоящий момент факторов.

Преимущества нейронных сетей перед традиционными вычислительными системами:

- 1 Решение задач при неизвестных закономерностях.
- 2 Устойчивость к шумам во входных данных.
- 3 Приспособление к изменениям окружающей среды.
- 4 Потенциальное сверхвысокое быстродействие.

5 Отказоустойчивость при аппаратной реализации нейронной сети. Нейронные сети потенциально отказоустойчивы, и при неблагоприятных условиях их производительность падает незначительно. Например, если поврежден какой-то нейрон или его связи, извлечение информации затрудняется.

*Нейросетевые технологии в оптимизации энергосистем.* Проблемы повышения надежности и эффективности функционирования энергетических систем, уменьшение потерь электроэнергии являются основными проблемами современной энергетики.

Разработанные до настоящего времени модели и методы оптимизации неполностью отражают реальные условия функционирования электрических сетей. Поэтому создание модели, приближенной к реальным условиям функционирования энергосистемы, сводится

к задаче планирования и управления режимами, в которой некоторые параметры целевой функции и ограничений являются случайными величинами. Критерий оптимизации развития энергетических систем основан на минимизации затрат, связанных с развитием системы электроснабжения.

Общим критерием оптимальности управления может служить суммарный ущерб, обусловленный недоотпуском электроэнергии и ухудшением параметров режима в аварийном и послеаварийном режимах.

Применение нейронных сетей в электроэнергетике позволяет повысить эффективность процесса производства и распределения электроэнергии, управлять безопасностью и режимами функционирования энергосистем. Ниже представлен перечень основных задач, решаемых нейропрограммами в современных энергетических системах: предсказание нагрузки; прогнозирование температуры окружающей среды с целью прогнозирования нагрузки и температуры нагрева; управление потоками электроэнергии в сетях; контроль максимальной мощности; регулирование напряжения; диагностика энергосистем с целью определения неисправностей; мониторинг безопасности энергосистем; обеспечение защиты трансформаторов; обеспечение устойчивости, оценка динамического состояния и диагностика синхронных генераторов; управление турбогенераторами; управление сетью синхронных генераторов.

Ранее некоторые из этих задач решались статистическими и численными методами, с помощью имитацион-

ного моделирования. Но развитие технологии нейросетей позволило расширить круг решаемых задач по оценке состояния энергосистемы.

Изменение объемов железнодорожных перевозок, схем электроснабжения и мощности подключенного электрооборудования потребителей железнодорожной отрасли связано с повышением точности прогнозирования потребления электрической энергии системами электроснабжения с целью снижения потерь, повышения эффективности используемого оборудования и рационального выбора схем электроснабжения.

*Нейронная сеть для прогнозирования Барановичской дистанции электроснабжения Белорусской железной дороги.* С целью прогнозирования потребления электроэнергии в программном пакете *Matlab* была создана интеллектуальная нейронная сеть (ИНС), которая будет выполнять эту задачу. В каждой задаче прогнозирования набор исходных факторов составляется индивидуально. В нашем исследовании использовались следующие данные: предшествующие наблюдения нагрузки по счетчикам электроэнергии; температура окружающей среды, так как электропотребление растет в холодные дни, когда включаются электронагревательные устройства и в жаркие дни, когда включаются кондиционеры; количество праздничных дней в месяце (долгота дня значимо не влияла на результаты).

Пример исходных данных для создания обучения ИНС представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Пример исходных данных для создания обучения ИНС

Месяц	Январь	Февраль	Март	Апрель	Май	Июнь	Июль	Август	Сентябрь	Октябрь	Ноябрь	Декабрь
$T_{cp}$	-7,37	-0,91	5,4	8,69	14	16	21	18,9	13,24	6,2	0,87	-2,61
$N_{тр}$	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
$L_n$	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80
$K_b$	11	8	11	11	12	9	10	10	8	8	12	11

В качестве входных данных были приняты следующие величины:  $T_{cp}$  – средняя температура за месяц;  $N_{тр}$  – число трансформаторов;  $L_n$  – длина линии;  $K_b$  – количество выходных и праздничных дней в месяце.

В качестве целевых данных было принято потребление электроэнергии трансформаторными подстан-

циями. Например, целевые данные для ТП-302 за год приведены в таблице 2 на основании отчета о научно-технической работе по расчету величины технологического расхода электрической энергии на ее транспортировку по электрическим сетям (договор № 198/9875).

Таблица 2 – Пример целевых данных

Месяц	Январь	Февраль	Март	Апрель	Май	Июнь	Июль	Август	Сентябрь	Октябрь	Ноябрь	Декабрь
$W$ , кВт·ч	12715	11500	10328	8937	6927	8140	5673	8316	8560	5887	7148	8507

Пример создания ИНС в рабочем окне *Matlab* с помощью редактора *New* представлено на рисунке 1.

В ИНС выделяют три слоя: 1-й слой имеет 100 нейронов, 2-й слой – 1 нейрон, 3-й слой – 1 нейрон (рисунок 1). Функцию обучения выбираем *trainlm* (метод Левенберга-Маркара), функцию выполнения используем *mse* (среднеквадратичная ошибка), функцию настройки для режима адаптации – *learnqdm* (обучающая функция градиентного спуска с учетом моментов). Тип сети выбираем *feed-forward backprop* (сеть с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки). Функции активации каждого слоя выбираем различные: для первого слоя – *logsig* (логистическая функция активации), для второго – *purelin*

(линейная функция активации), для третьего – *tansing* (функция активации гиперболический тангенс).

С помощью вкладки *Weights* (Весы) корректируются веса нейронов относительно исходных данных. Функцией *Train* (Обучение) задаются параметры обучения. Процесс обучения проводится несколько раз до достижения заданной точности результатов, так как с каждым разом ИНС все более точно моделирует выходные данные. Полученные результаты моделирования и ошибки выводятся в рабочую область *Matlab*. После того как было проведено обучение ИНС, ее можно использовать в практических целях. Пример результатов обучения ИНС приведены в таблице 3.

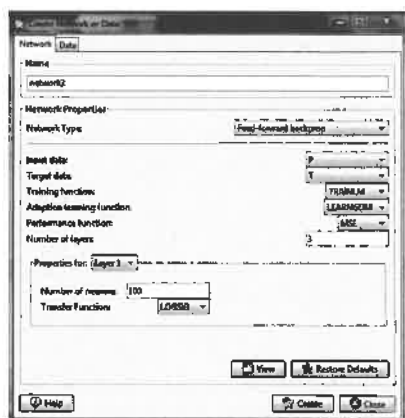


Рисунок 1 – Пример создания ИНС в рабочем окне Matlab

Таблица 3 – Пример результатов обучения ИНС

Месяц	Январь	Февраль	Март	Апрель	Май	Июнь	Июль	Август	Сентябрь	Октябрь	Ноябрь	Декабрь
W, кВт·ч	12714	11773	10328	8937	6927	7023	5673	8917	8560	5887	7148	8507

Годовое потребление электроэнергии трансформаторной подстанции Барановичской дистанции электропитания Белорусской железной дороги по счетчикам электроэнергии составило 102 638 кВт·ч, а прогнозное значение, полученное с помощью ИНС, – 102 395 кВт·ч. Погрешность моделирования с помощью искусственных нейронных сетей составила менее 0,3 %, что является вполне точным результатом для целей прогнозирования потребления электрической энергии.

Полученная нейронная сеть может быть легко адаптирована к изменениям в энергосистеме любой дистанции электропитания Белорусской железной дороги и дает достаточно точный прогноз при условии достоверности входных данных. Дальнейшим развитием данного направления является повышение точности прогнози-

рования. Для этого существуют следующие основные пути: более качественная предварительная подготовка входных данных; использование других методов обучения ИНС; использование ИНС в сочетании с экспертным анализом полученных данных.

#### Список литературы

- 1 Каменев, А. С. Нейромоделирование как инструмент интеллектуализации энергоинформационных сетей / А. С. Каменев, С. Ю. Королев, В. Н. Сокотушенко ; под ред. В. В. Бушуева. – М. : ИЦ «Энергия», 2012. – 124 с.
- 2 Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы : пер. с польск. / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М. : Горячая линия – Телеком, 2004. – 452 с.

Получено 01.02.2019

V. N. Galushko, V. A. Patskevich, I. S. Evdasev, A. V. Drobov. Forecasting the electric energy consumption of distance electrical supply with the help of artificial neural networks.

The use of artificial neural networks in the Matlab software package for predicting the electrical energy consumption of the power supply of the Belarusian railways is considered. A list of the main tasks solved by neurocomputers in modern energy systems is presented.