

В качестве блока АВР была выбрана серия АББ SUE 3000 [3]–[5].

По сути, основным назначением устройства SUE 3000 является контроль возможности переключения по команде АВР, а также мониторинг и запись параметров энергосистемы при автоматических переключениях, тогда как основную роль – пуск устройства – выполняют сторонние защиты, установленные на питающих фидерах подстанции. Сама синхронизация также выполняется не на достаточном уровне, поскольку устройство контролирует лишь один сигнал напряжения с каждой секции, а оно может значительно искажаться при близких к КЗ значениях.

В качестве переключающих автоматических выключателей были применены вакуумные автоматические выключатели с электромагнитным приводом типа ВВЭМ-10-20/630-1600. Данные автоматические выключатели смонтированы вместо вводных масляных выключателей $QF1$, $QF2$, $QF3$, $QF4$ вводов № 1, 2 и 3 [2]–[5].

Таким образом, в данной статье был проведен анализ существующего положения на ОАО «Молочный Мир» и предложены меры по его совершенствованию за счет реализации автоматического ввода резерва на линии 10 кВ.

Литература

1. История. Молочный мир. – Режим доступа: <http://milk.by/pages/istoriiaa/>. – Дата доступа: 15.03.2020.
2. Киреева, Э. А. Электроснабжение цехов промышленных предприятий / Э. А. Киреева, В. В. Орлов, Л. Н. Старкова. – М. : Энергетик, 2003. – 120 с.
3. Ус, А. Г. Электроснабжение промышленных предприятий и гражданских зданий : учеб. пособие / А. Г. Ус, Л. И. Евминов. – Минск : ПИОН, 2002. – 455 с.
4. Левченко, М. Т. Автоматический ввод резерва / М. Т. Левченко, М. Н. Хомяков. – М. : Энергия, 1971. – 80 с.
5. Шабад, М. А. Расчеты релейной защиты и автоматики распределительных сетей / М. А. Шабад. – 3-е изд., перераб. и доп. – Л. : Энергоатомиздат, 1985. – 296 с.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ ДИСТАНЦИИ ЭЛЕКТРОСНАБЖЕНИЯ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

И. Л. Громыко

*Учреждение образования «Белорусский государственный
университет транспорта», г. Гомель*

Научный руководитель В. Н. Галушко

Нейронная 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.

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

В большей части нашего электрифицированного мира современные сети были построены еще в 1950-70-х гг. Сегодня значимое для работы сетей оборудование (силовые трансформаторы) приближается к концу своего срока службы. Тем не менее, из-за дорогостоящей модернизации инфраструктуры сетевые компании вынуждены продолжать работать с оборудованием, которое уже выработало свой расчетный срок службы. Эта тенденция представляет растущую угрозу для надежности и безопасности сети. В нашей стране также сказывается отсутствие серьезных инвестиций на протяжении временного периода с 1991 по 2001 г.

Разработанные до настоящего времени модели и методы оптимизации не полностью 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 энергетической системы основан на минимизации затрат, связанных с развитием системы электроснабжения.

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 имитационного 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 представлен в табл. 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
$N_{\text{тр}}$	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
$L_{\text{л}}$	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80
$K_{\text{в}}$	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; $N_{\text{тр}}$ – число трансформаторов; $L_{\text{л}}$ – длина линии; $K_{\text{в}}$ – количество выходных и праздничных дней в месяце.

В качестве целевых данных было принято потребление электроэнергии трансформаторными подстанциями. Например, целевые данные для ТП-302 за год приведены в табл. 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 представлен на рис. 1.

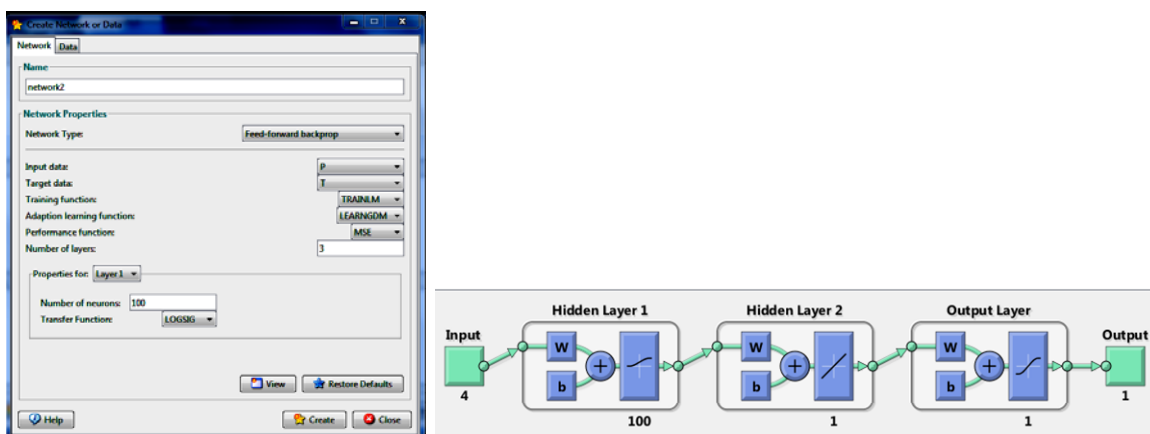


Рис. 1. Пример создания ИНС в рабочем окне Matlab

В ИНС выделяют три слоя: 1-й слой имеет 100 нейронов, 2-й слой – 1 нейрон, 3-й слой – 1 нейрон (см. рис. 1). Функцию обучения выбираем trainlm (метод Левенберга–Маркара), функцию выполнения используем mse (среднеквадратичная ошибка), функцию настройки для режима адаптации – learngdm (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 (Веса) 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 приведен в табл. 3.

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 электроснабжения Белорусской железной дороги по счетчикам электроэнергии составило 102638 кВт·ч, а прогнозное значение, полученное с помощью ИНС, – 102395 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 электроснабжения Белорусской железной дороги и дает достаточно точный прогноз при условии достоверности входных данных. Дальнейшим развитием данного направления является повышение точности прогнозирования. 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.

Литература

1. Каменев, А. С. Нейромоделирование как инструмент интеллектуализации энергоинформационных сетей / А. С. Каменев, С. Ю. Королев, В. Н. Сокотущенко ; под ред. В. В. Бушуева. – М. : 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.