

ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЕ КОМПЛЕКСЫ И СИСТЕМЫ

УДК 697.245

Е.А. Политов, И.В. Воронов, В.М. Ефременко

ПРИНЦИПЫ ПОСТРОЕНИЯ ПРОГНОЗНОЙ МОДЕЛИ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННОГО ПРЕДПРИЯТИЯ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Основой для построения любых прогнозов, в том числе и прогноза электропотребления, является прогнозная модель. Прогнозная модель – это модель объекта прогнозирования, исследование которой позволяет получить информацию о возможных состояниях объекта в будущем и путях и сроках их осуществления [1].

Процесс построения прогнозной модели включает в себя следующие этапы:

1. Выбор метода прогнозирования, определяющего суть прогнозной модели.
2. Выбор входных параметров модели.
3. Выбор выходных параметров модели.
4. Построение внутренней структуры прогнозной модели, определяющей зависимость выходных параметров от входных.
5. Формирование обучающего и проверочного множества.
6. Выбор параметров модели.
7. Верификация прогнозной модели, определение качества получаемых прогнозов.

В качестве метода прогнозирования при построении нашей прогнозной модели будем использовать прогнозирование на основе искусственных нейронных сетей. Это позволит повысить степень адаптивности полученной модели, достичь хорошей обобщающей способности и обеспечить возможность установления сложных нелинейных зависимостей выходных параметров от входных [2], [3].

На этапе выбора входных параметров модели можно выделить два основных подхода [4]:

1. Использование самого прогнозируемого параметра (то есть величины электропотребления) как входного, вместе с наличием метки времени и набора влияющих параметров (фактические значения электропотребления за прошлый час, прошлый день и т.п.).

2. Использование набора определяющих параметров как основы для получения прогноза, с дополнительным учетом влияющих параметров (например, для цехов по производству какой-либо продукции определяющим параметром может быть план по выпуску продукции, а влияющим – долгота светового дня или температура воздуха).

Выходным параметром прогнозной модели будет являться электропотребление предприятия в целом [4].

В то же время, с развитием автоматизированных информационно-измерительных систем коммерческого учета электроэнергии (далее – АИС КУЭ) на предприятии появляется возможность осуществлять учет потребленной электроэнергии не только по предприятию в целом, но и по его отдельным участкам, цехам, производственным линиям.

Наличие на предприятии, для которого создается прогнозная модель, такой системы учета, позволяет расширить набор входных и выходных параметров. То есть, прогнозная модель может иметь вместо одного выходного параметра – общего объема электропотребления предприятия в целом несколько выходных параметров – объемы электропотребления по каждому цеху, участку и т.п. В качестве одного из входных параметров можно использовать не суммарное потребление предприятия за какой-то промежуток времени (час, день и т.п.), а значения электропотребления по цехам. Фактические значения объемов потребления по цехам (участкам и т.п.), полученные от АИС КУЭ необходимы для построения обучающего и проверочного множеств.

С точки зрения цели прогнозирования электропотребления предприятия-участника ОРЭМ наличие прогноза по цехам значения не имеет. Поэтому как предприятие, согласно правилам ОРЭМ [4], должно прогнозировать и заявлять суммарную величину своего электропотребления. Но, в тоже время, наличие нескольких выходных параметров позволяет нейронной сети в процессе обучения установить более точные зависимости выходных параметров от входных. Недостаток такого подхода заключается в том, что применение в качестве входных параметров данных по цехам (участкам и т.п.) накладывает ограничения на использование ИНС (она будет работоспособна только при нормальной схеме электроснабжения, для которой проводилось обучение ИНС).

Выбор метода построения внутренней структуры прогнозной модели, определяющей зависимость выходных параметров от входных, будет

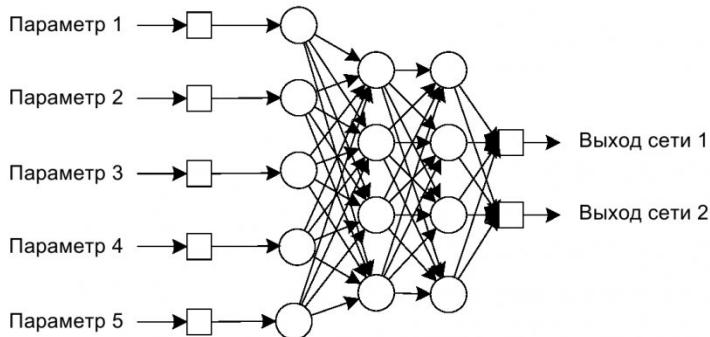


Рис.1. Прогнозная модель с двумя выходными параметрами

определяться выбранными наборами входных и выходных параметров.

Рассмотрим пример, когда в качестве выходных параметров выбраны показания отдельных счетчиков, а в качестве входных – наборы определяющих и влияющих параметров. В этом случае возможны две основных концепции построения структуры ИНС:

- Использование полносвязного скрытого слоя, когда нейроны соединены по принципу «каждый с каждым» (Рисунок 1).

- Настройка структуры связей скрытого слоя в соответствии с реальной структурой производства. При этом увеличиваются затраты на построение сети, но вместе с тем и возрастает точность прогноза [5].

Рассмотрим вторую концепцию подробней.

В [4] была предложена методика анализа электропотребления промышленного предприятия, позволяющая выделить различные группы электропотребителей согласно технологическому процессу, и при оптимизации нейронной сети можно использовать полученные группы, замещая их отдельными наборами нейронных слоев. Привязка определенного набора определяющих и влияющих параметров к отдельным группам позволяет упорядочить входной слой нейронов, а наличие технологических взаимосвязей между группами электроприемников обуславливает наличие между ними связей в ИНС.

Пример получившейся ИНС с одним общим выходом приведен на рис. 2.

Здесь связи w_{13} и w_{23} характеризуют влияние результатов работы технологических процессов 1 и 2 на работу технологического процесса 3, а связи w_{14} , w_{24} и w_{34} характеризуют затраты электропотребления при выполнении этих процессов.

При наличии большего числа счетчиков электропотребления в составе АИС КУЭ, а, следовательно – и выходов сети, сеть расширяется путем до-страивания необходимых связей, которые соединяют выходы ИНС, соответствующие счетчикам, со всеми технологическими процессами, электропотребление которых учитывается данными счетчиками.

Таким же образом при наличии большего числа технологических процессов достраиваются необходимые связи между ними, характеризующие влияние одного технологического процесса на другой.

При необходимости дальнейшего увеличения точности прогноза в состав связей между технологическими процессами допустимо включать так называемые «модули единичной задержки» [5], при наличии на предприятии технологических процессов, влияние друг на друга которых происходит с задержками по времени. Примером такой задержки может являться промежуточный этап задержки заготовок на складах, или ожидание процесса осаждения взвешенной смеси. При этом

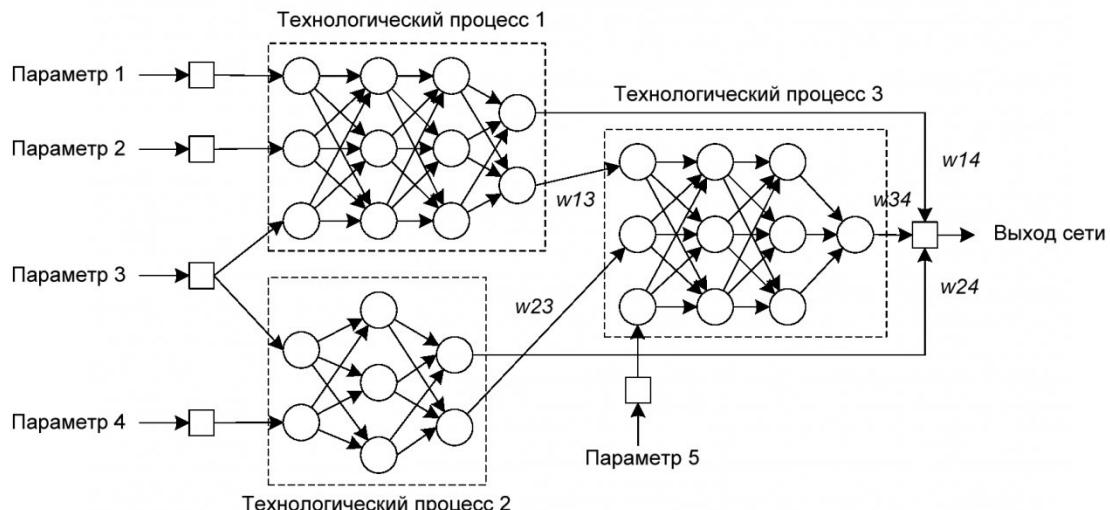


Рис.2. ИНС, упорядоченная в соответствии со структурой производства

следует учитывать, что обучение сети, содержащей модули единичной задержки, производится только с последовательной подачей элементов обучающего множества.

Обычно при обучении ИНС начальные веса связей задаются случайным образом. При использовании уже упомянутой методики анализа электропотребления [4], имеется возможность жестко установить первоначальный вес связей, относящихся к входным нейронам сети в зависимости от того, определяющий это параметр, или влияющий. Благодаря этому сокращается время обучения сети, уменьшается вероятность попадания ИНС в локальные минимумы в процессе обучения.

Помимо построения общей структуры ИНС, остаются неочевидными много других вопросов – количество скрытых слоев нейронов в частях ИНС, относящихся к отдельным технологическим процессам, количество нейронов в этих слоях, тип и характеристики функции активации, скорость и другие параметры процесса обучения, условия останова обучения.

Основной метод выбора этих параметров – экспериментальный [5], но при наличии достаточных вычислительных мощностей наиболее лучшим будет применение механизма генетического отбора.

Генетический алгоритм – метод оптимизации, основанный на концепциях естественного отбора и генетики. В этом подходе переменные, характе-

ризующие решение, представлены в виде ген в хромосоме. Генетический алгоритм оперирует конечным множеством решений (популяцией) – генерирует новые решения как различные комбинации частей решений популяции, используя такие операторы, как отбор, рекомбинация (кресинговер) и мутация. Новые решения позиционируются в популяции в соответствии с их положением на поверхности исследуемой функции [6], [7].

Генетические алгоритмы осуществляют стохастический поиск оптимума сразу несколькими вариантами комбинаций параметров. Процесс поиска включает три основных этапа, повторяемых в цикле:

- эволюция: сдвиг варианта в направлении ожидаемого оптимума с использованием как производных критерия по параметрам, так и стохастических «скачков»;
- отбор: отсеивание «неудачливых» вариантов;
- рекомбинация: скрещивание «удачливых» вариантов. Порождение вариантов – «потомков», сочетающих удачные значения параметров «родителей» [8].

Чем больше параметров включено в «хромосому» – тем качественней будет получившая сеть, и выдаваемый ей прогноз, но – тем больше необходимо времени для проведения процедуры генетического отбора.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Чуев Ю.В., Михайлов Ю.Б., Кузьмин В.И. Прогнозирование количественных характеристик процессов. – М., 1974. – 398 с.
2. Политов Е.А., Воронов И.В., Ефременко В.М. Использование нейронной сети для долгосрочного прогнозирования электропотребления промышленного предприятия // Вестн. Кузбасского гос. тех. унив., 2006. № 6. с. 71-73.
3. Воронов И.В., Политов Е.А., Ефременко В.М. Использование нейронной сети для краткосрочного прогнозирования электропотребления промышленного предприятия // Вестн. Кузбасского гос. тех. унив., 2006. № 6, с. 73-74.
4. Воронов И.В., Политов Е.А., Ефременко В.М. Методика выбора входных параметров нейронной сети для прогнозирования электропотребления промышленного предприятия// Вестн. Кузбасского гос. тех. унив., 2009. № 3. С.62 -65 .
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-издание.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. - 1104 с.
6. Батищев Д.И. Генетические алгоритмы решения экстремальных задач. – Воронеж: ВГУ, 1994. – 135 с.
7. Вороновский Г.К., и др. Генетические алгоритмы, нейронные сети и проблемы виртуальной реальности. – Х.: ОСНОВА, 1997. – 112 с.
8. Генетические алгоритмы [<http://www.iki.rssi.ru/ehips/Genetic.htm>]

□ Авторы статьи:

Ефременко
Владимир Михайлович
– канд. техн. наук, доцент
кафедры электроснабжения горных
и промышленных предприятий КузГТУ,
тел. 8-902-756-6474,
chief@kemcity.ru

Воронов
Иван Викторович
– ассистент кафедры элек-
троснабжения горных и промыш-
ленных предприятий КузГТУ,, тел.
36-53-13, viv@osib.so-ups.ru

Политов
Евгений Александрович
– соискатель кафедры элек-
троснабжения горных и промыш-
ленных предприятий КузГТУ,, тел.
36-70-13, pea@osib.so-ups.ru