

Министерство общего и профессионального образования
Российской Федерации

НИЖЕГОРОДСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ

XVIII
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ
«АКТУАЛЬНЫЕ ПРОБЛЕМЫ
ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИКИ»

Нижний Новгород
декабрь 1999 г.

ТЕЗИСЫ ДОКЛАДОВ

Нижний Новгород
1999

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИХ ЗАДАЧ

А.Л. Сочков, С.А. Калина

Интеллектуальные системы на основе искусственных нейронных сетей (ИНС) позволяют с успехом решать проблемы распознавания образов, выполнения прогнозов, оптимизации, ассоциативной памяти и управления.

Подобно биологической нейронной системе ИНС [1] является вычислительной системой с огромным числом параллельно функционирующих простых процессоров с множеством связей. Модели ИНС в некоторой степени воспроизводят «организационные» принципы, свойственные мозгу человека.

По аналогии с биологическим нейроном искусственный нейрон также имеет синапсы, ячейку нейрона и аксон. Аксон – выходная связь нейрона с которой сигнал поступает на синапсы следующих нейронов. Каждый синапс характеризуется величиной синаптической связи или ее весом w_i , который по физическому смыслу эквивалентен электрической проводимости. В ячейке нейрона суммируются все входы, что определяет текущее состояние нейрона.

Текущее состояние нейрона определяется, как взвешенная сумма его входов [2]:

$$s = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i \quad (1)$$

Выход нейрона есть функция его состояния:

$$y = f(s). \quad (2)$$

Нелинейная функция f называется активационной и может иметь различный вид. Одной из наиболее распространенных является нелинейная функция с насыщением, так называемая логистическая функция или сигмоид (т.е. функция S-образного вида):

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}} \quad (3)$$

ИНС может рассматриваться как направленный граф со взвешенными связями, в котором искусственные нейроны являются узлами. По архитектуре связей ИНС могут быть сгруппированы в два класса: сети прямого пространства, в которых графы не имеют петель, и рекуррентные сети, или сети с обратными связями.

Очевидно, что процесс функционирования ИНС, то есть сущность действий, которые она способна выполнять, зависит от величин синаптических

связей, поэтому, задавшись определенной структурой ИНС, отвечающей какой-либо задаче, разработчик сети должен найти оптимальные значения всех весовых коэффициентов.

Этот этап называется обучением ИНС, и от того, насколько качественно он будет выполнен, зависит способность сети решать поставленные перед ней проблемы во время эксплуатации. На этапе обучения кроме параметра качества подбора весов важную роль играет время обучения. Как правило, эти два параметра связаны обратной зависимостью и их приходится выбирать на основе компромисса.

Наиболее распространенным алгоритмом обучения является алгоритм обратного распространения ошибки. Суть алгоритма – распространение сигналов ошибки от выходов ИНС к ее входам, в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы.

Согласно методу наименьших квадратов, минимизируемой целевой функцией ошибки ИНС является величина:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j,p} (y_{j,p}^{(N)} - d_{j,p})^2 \quad (4)$$

где: $y_{j,p}^{(N)}$ – реальное выходное состояние нейрона j выходного слоя N нейронной сети при подаче на ее входы p -го образа;
 $d_{j,p}$ – идеальное (желаемое) выходное состояние этого нейрона.

Суммирование ведется по всем нейронам выходного слоя и по всем обрабатываемым сетью образам. Минимизация ведется методом градиентного спуска, что означает подстройку весовых коэффициентов следующим образом:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (5)$$

Здесь w_{ij} – весовой коэффициент синаптической связи, соединяющей i -ый нейрон слоя $n-1$ с j -ым нейроном слоя n , η – коэффициент скорости обучения, $0 < \eta < 1$.

Следует иметь в виду, что для успешного решения реальных задач необходимо определить ряд характеристик, включая модель сети, ее размер, функцию активации, параметры обучения и набор обучающих примеров.

В настоящее время метод ИНС активно используется для решения следующих энергетических [3] и электротехнических задач: предсказание нагрузки; прогнозирование температуры окружающей среды с целью прогнозирования нагрузки; управление потоками электроэнергии в сетях; обеспечение максимальной мощности; регулирование напряжения; диагностика

энергосистем с целью определения неисправностей; оптимизация размещения датчиков для контроля безопасности энергосистем; мониторинг безопасности энергосистем; обеспечение защиты трансформаторов; обеспечение устойчивости, оценка динамического состояния и диагностика генераторов; управление турбогенераторами; управление сетью генераторов; управление мощными переключательными системами; моделирование асинхронного двигателя [5]; диагностика и мониторинг нагрева трансформаторов [4].

Для обучения и тестирования нейронных сетей используются специальные программные продукты, в которых выставляются все параметры сети. Входным файлом является файл образцов (примеры входных значений и соответствующие им выходные), выходным файлом является файл с весовыми коэффициентами.

Были рассмотрены три программы, имеющиеся в нашем распоряжении. Была разобрана возможность их применения для выше приведенных примеров. В этих программах реализован алгоритм обучения обратного распространения ошибки.

Все три программы являются свободно распространяемыми и доступными для каждого исследователя, но каждая программа имеет свои особенности и ограничения по этой причине и встает вопрос о возможности применения. Необходимо провести сравнительную оценку каждой программы.

Программа SimulNet работает в режиме командной строки, имеет ограничения: по числу образцов – 300, по числу скрытых слоев – 1, по количеству нейронов в скрытом слое – 199, по количеству входов/выходов – 99/100, по числу видов активационной функции – 1, реализована возможность задавать значение максимальной ошибки, имеет текстовый формат исходного файла.

Программа NNNT 120 работает в оконном режиме, имеет ограничения: по числу скрытых слоев – 3, по количеству нейронов в скрытом слое – 15, по количеству входов/выходов – 35, по числу видов активационной функции – 4, не реализована возможность задавать значение максимальной ошибки, реализована возможность графического представления нейронной сети и результатов моделирования, имеет текстовый формат исходного файла.

Программа NeuroPro работает в оконном режиме, имеет ограничения: по числу скрытых слоев – 10, по количеству нейронов в скрытом слое – 100, по количеству входов/выходов – 100/100, по числу видов активационной функции – 1, реализована возможность задавать значение максимальной ошибки, имеет формат Dbase или Paradox исходного файла.

Из выше сказанного можно сделать некоторые выводы: самой наглядной программой является NNNT 120; самой удобной в плане создания файла образцов NeuroPro (так как в формат DBASE можно сохранять в Excel); NNNT 120 не устраивает по количеству входов/выходов и по числу нейронов в скрытом слое; в NNNT 120 нет возможности задать максимальную ошибку сети.

ЛИТЕРАТУРА:

1. Анил К. Джейн Введение в искусственные нейронные сети // Открытые системы. – 1997, – №4. – С. 16-24.
2. С. Короткий. Нейронные сети: основные положения // <http://www.org.ru/~stasson/neurox.html>
3. А.И. Галушкин. Применение нейрокомпьютеров в энергетических системах // <http://www.user.cityline.ru/~neurnews/>
4. P. Daponte, D. Grimaldi, A. Piccolo, D. Villacci A neural diagnostic system for the monitoring of transformer heating // Measurement. – 1996. – Vol. 18, – No. 1. – P. 35-46 (англ). Нейронная диагностическая система для мониторинга нагрева трансформатора.
5. P. Arena, L. Fornuna, A. Gallo, S. Graziani, G. Muscato Induction Motor Modelling using Multi-layer Perceptron // Modelling and Scientific Computing on Neural Networks for Identification and Control of Dynamical Systems. Модель асинхронного двигателя на базе многослойного перцептрона.

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ МАГНИТНОГО ПОЛЯ В МАГНИТНО-АНИЗОТРОПНЫХ СТАЛЯХ

Е.В. Калинин, Ю.Ф. Вагапов

Для анализа и оценки параметров изделий из листовых электротехнических сталей, которые имеют ярко выраженные анизотропные свойства, наиболее универсальным и эффективным методом является метод математического моделирования. Точность воспроизведения характеристик при моделировании во многом зависит от правильного учета магнитных свойств (МС) контролируемого объекта, которые могут существенно изменяться в зависимости от технологии изготовления. В существующих методиках расчета магнитного поля (МП) для этого используется тензор магнитной индукции m , который устанавливает связь между векторами магнитной индукции \mathbf{B} и напряженности \mathbf{H} в анизотропных сталях в виде $\mathbf{B} = m\mathbf{H}$. При исследовании анизотропных электротехнических сталей возникает проблема их определения, так как нелинейность МС приводит к тому, что анизотропию не удастся выразить однозначно через МС по осям анизотропии. Однако зависимость $\mathbf{B}(\mathbf{H})$ или $\mathbf{H}(\mathbf{B})$ в этих случаях может быть найдена экспериментально.

На основе экспериментальных данных, полученных при исследовании кольцевого сердечника с прямоугольным сечением, изготовленного из электротехнической стали марки 3413, построена математическая модель МП, позволяющая учесть характер МП в нелинейной анизотропной среде.