

УДК 004.89

Слепнев Евгений Сергеевич
ФГБОУ ВПО «Тверской государственной технический университет»
Россия, Тверь¹
Аспирант
E-Mail: master62588@yandex.ru

Применение искусственных нейронных сетей для анализа предаварийных ситуаций турбоагрегатов электростанций

Аннотация. На сегодняшний день при решении прикладных задач в различных областях науки и техники актуальным является использование нейросетевых технологий. К таким задачам, успешно решаемым искусственными нейронными сетями, относятся: задачи прогнозирования, классификации, а также диагностики и обнаружения предаварийных ситуаций на аварийноопасных промышленных объектах. В данной статье рассматривается возможность применения искусственных нейронных сетей для распознавания предаварийных ситуаций при вибродиагностике турбоагрегатов электростанций. Данный объект был выбран не случайно. Аварийные ситуации на таких объектах энергетики как электростанции приводят к серьезным разрушениям, человеческим жертвам, а также наносят серьезный ущерб экономике. При обучении нейросетей, применяемых для решения подобного рода задач, наиболее часто используется алгоритм обратного распространения ошибки. Основные этапы данного алгоритма рассмотрены в данной статье. Также в ней сформулированы основные этапы разработки классификатора на основе нейросетевых технологий. На примере классической задачи обучения нейросети функции хог рассмотрен вопрос определения и обоснования ее структуры. В заключение приводятся результаты распознавания предаварийных ситуаций турбоагрегата, полученные с помощью разработанной на основе проведенных исследований системы.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети; предаварийные ситуации; диагностика; вибродиагностика; турбоагрегаты; алгоритм обучения; классификатор; структура нейросети; распознавание образов; персептрон.

Идентификационный номер статьи в журнале 46TVN314

¹ 170042 г.Тверь, до востребования Слепневу Е.С.

Одним из важнейших применений нейронных сетей, является решение задачи классификации.

Как показывает практика решения подобных задач, для этого чаще всего применяются искусственные нейронные сети (ИНС) прямого распространения. Эффективность применения нейронных сетей для классификации объясняется тем, что приводит к генерации большого числа регрессионных моделей. Кроме того, применение ИНС оправдано в тех случаях, когда исходные данные либо неполные, либо неточные.

При разработке системы классификации возникает проблема определения топологии сети, а именно определения числа скрытых слоев и количества нейронов в них. В работе [1] показано, что однослойные нейронные сети возможно применять лишь для линейно разделимых задач. Для преодоления этого ограничения применяют многослойные нейронные сети. В целом, сети с одним скрытым слоем нейронов преобразуют входной вектор, в некоторый новый вектор характеристик, который относится к тому или иному классу нейронами выходного слоя.

Рассмотрим основные этапы обучения нейронной сети по алгоритму обратного распространения ошибки [5,8,9].

Данный алгоритм предполагает, что по слоям сети будет осуществлено два прохода: прямой и обратный. При прямом проходе входные данные (вектор) подаются на входной слой сети и в дальнейшем распространяются поочередно по всем слоям сети. В результате этого формируется выходной вектор, который фактически и является результатом работы ИНС при текущих входных данных. При этом все весовые коэффициенты фиксированы. При обратном проходе весовые коэффициенты (синаптические веса) настраиваются по следующему правилу: фактические выходные данные вычитаются из ожидаемых (взятых из обучающей выборки), что формирует сигнал ошибки. Этот сигнал впоследствии распространяется по сети в обратном направлении. Таким образом, весовые коэффициенты связей настраиваются с целью того, чтобы приблизить фактические выходные данные к ожидаемым.

Рассмотрим работу алгоритма подробнее.

В дальнейшем будем использовать следующие обозначения:

- Пусть входному слою соответствует буква A , промежуточному B , а выходному - C ;
- все нейроны пронумеруем арабскими цифрами;
- пусть $w_{A_1-B_1}$ – синаптический вес между нейронами A_1 и B_1 ;
- Выход i -го нейрона будем обозначать O_i .

Первым этапом является инициализация весовых коэффициентов. Им присваивают малые случайные значения.

Следующим этапом, является получение обучающей пары из обучающей выборки. Такая пара имеет следующую структуру: ({входные значения}, {выходные значения (результат)}). Вектора входных значений должны быть уникальными в обучающей выборке. Поскольку, в случае определения предаварийной ситуации гидрогенератора, нейронная сеть будет использоваться нами для классификации, то вектор выходных значений будет состоять из 0 и 1. Единица будет означать принадлежность входного вектора (вектора признаков) одному из классов предаварийных ситуаций. Все остальные элементы вектора будут 0.

Третьим этапом является вычисление выходного сигнала. Выходной сигнал формируется в соответствии с классическим алгоритмом функционирования многослойной нейронной сети (НС).

После этого необходимо найти разность между фактическим и ожидаемым выходами сети. На основе этого, произвести корректировку весовых коэффициентов с целью минимизации ошибки.

Первым рассмотрим случай корректировки весовых коэффициентов выходного слоя С.

$\delta_b = O_b(1 - O_b)(T_b - O_b)$, где T_b - ожидаемый выход.

$$w_{a-b}(i+1) = w_{a-b}(i) + \eta \delta_b O_a,$$

где: i - текущий номер итерации, w_{a-b} - весовой коэффициент между нейронами a и b , η - коэффициент скорости обучения, O_a - выход нейрона a .

Теперь можно рассмотреть корректировку весовых коэффициентов скрытого слоя В.

$$\delta_b = O_b(1 - O_b) \sum_{k=1}^M \delta_k w_{b-k}$$

Тогда веса скрытого слоя после коррекции будут равны:

$$w_{a-b}(i+1) = w_{a-b}(i) + \eta \delta_b O_a$$

Данные шаги повторяются для всех пар из обучающей выборки до тех пор, пока ошибка не достигнет допустимого уровня [3,4].

Недостатком данной модели является то, что многокритериальная задача оптимизации рассматривается в данном методе как набор однокритериальных. Это значительно сказывается на скорости обучения сети.

Но, несмотря на свои недостатки, метод обратного распространения ошибки является одним из самых популярных алгоритмов обучения НС, с его помощью решаются многочисленные практические задачи.

Перед тем, как перейти непосредственно к выбору конфигурации ИНС рассмотрим алгоритм разработки классификатора на основе нейронной сети.

1. Начать работу необходимо с выбора системы признаков, на основе которых будет производиться классификация. В дальнейшем необходимо преобразовать исходные данные к единому виду, пригодному для подачи на вход ИНС. После этого необходимо определить структуру выходных данных. Таким образом, на данном этапе должна быть сформирована обучающая и тестирующая выборки.

2. После того, как подготовка исходных данных завершена, можно переходить к конструированию, обучению и оценке качества полученной ИНС. На этом этапе необходимо не только выбрать топологию сети, но и выбрать функцию активации нейронов и алгоритм обучения ИНС. Чаще всего в качестве такой функции используется сигмоидальная функция.

3. Проверить работу сети с различными вариантами топологии и выбрать тот вариант, который обеспечивает наименьшую ошибку обучения распознавания (точность классификации).

Наибольший интерес в данном алгоритме представляет собой этап выбора топологии ИНС. При построении сетей такого рода существует несколько подходов: конструктивный и деструктивный. В первом случае изначально берется сеть минимального размера и путем

добавления в скрытый слой нейронов, добиваются требуемой точности. Деструктивный же метод заключается в обратном. При разработке подобного рода сетей также важно, чтобы обучающее множество было больше числа настраиваемых весов. В противном случае, сеть будет лишь запоминать примеры из обучающей выборки и лишится одного из своих главных достоинств - способности к обобщению. Это приведет к тому, что при не вошедших в обучающую выборку данных, не будет корректного результата.

Чаще всего для определения числа нейронов промежуточного слоя в двухслойной нейронной сети, используют следующую формулу $K=(K_{вх}+K_{вых})/2$, где $K_{вх}$ - количество входов, а $K_{вых}$ - количество выходов нейронной сети. Другими словами количество нейронов промежуточного слоя, равняется среднему значению между числом входов и выходов. Для проверки данного предположения будем использовать нейронную сеть для решения классической задачи вычисления значения функции XOR (исключающее или). Исходя из этого, в качестве обучающей выборки будем использовать таблицу истинности данной функции (см. табл.).

X1	X2	Y
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

В качестве среды для моделирования ИНС будем использовать специализированный пакет STATISTICA Neural Networks. Данный пакет не только предоставляет удобный интерфейс для проведения исследований, но и позволяет в дальнейшем сохранить настройки нейронной сети для дальнейшей разработки приложения с ее использованием. Для этой цели используется модуль на языке Object Pascal (Delphi).

Из таблицы очевидно, что создаваемая нейронная сеть будет иметь 2 входа и один выход. Следуя приведенной выше аналитической формуле для расчета числа нейронов в промежуточном слое, данная нейронная сеть должна содержать $(2+1)/2 \approx 2$ нейрона в промежуточном слое. Для исследования данной зависимости построим несколько нейронных сетей, содержащих в промежуточном слое 1,2,3 и 4 нейрона. В дальнейшем сравним среднеквадратичную ошибку обучения полученных сетей. На рисунке 1 приведены структуры моделируемых ИНС.

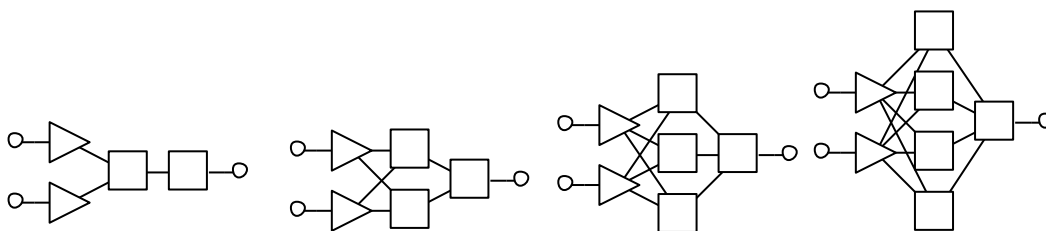


Рис. 1. Структуры моделируемых ИНС

Как видно из рисунка, все четыре сети отличаются лишь количеством нейронов в промежуточном слое.



Рис 2. Результаты обучения ИНС

На рисунке 2 представлены результаты обучения описанных выше нейронных сетей по алгоритму обратного распространения ошибки. Как видно из графика, в результате обучения при количестве нейронов более 2-х среднеквадратичная ошибка обучения минимальна для рассматриваемого количества нейронов и практически неизменна с их увеличением. Это позволяет нам остановить свой выбор именно на ИНС с двумя нейронами в промежуточном слое. Увеличение количества нейронов, хотя и уменьшило бы количество эпох (итераций) необходимых для обучения, но могло бы привести к переобучению сети- потери ее способности к обобщению, и лишь запоминанию примеров обучающей выборки.

Одной из областей, где перспективно применение ИНС, является диагностика и обнаружение аварийных и предаварийных ситуаций на аварийно опасных объектах [2]. Такими объектами, являются в том числе и турбоагрегаты, применяемые на электростанциях. Аварии на них приводят к серьезным повреждениям и разрушениям.

В данной работе обнаружение предаварийных ситуаций турбоагрегата (на основе вибродиагностики) формально представляется совокупностью следующих подзадач:

- выбор состава информационных признаков, необходимых для анализа текущего вибрационного состояния турбоагрегата;
- определение структуры нейронной сети, необходимой для распознавания одного из классов предаварийной ситуации на основе отобранных в предыдущем пункте признаков;
- разработка программного обеспечения, реализующего выбранную на предыдущем шаге структуру нейронной сети;
- обучение этой сети на реальных данных, характеризующих различные режимы работы агрегата: нормального функционирования и различного рода предаварийные ситуации;
- определение способов использования результатов, выдаваемых программным средством, для поддержки принятия решений по управлению турбоагрегатом.

Таким образом, на основе проведенных исследований, аналогично была определена структура нейронной сети для распознавания предаварийных ситуаций турбоагрегатов[2] и выбрано количество нейронов промежуточного слоя, равное среднему арифметическому между количеством входов (количеством оцениваемых признаков) и количеством выходов (количеством распознаваемых предаварийных ситуаций + режим нормального функционирования).

При тестировании разработанной ИНС было выявлено, что доля правильно распознанных векторов обучающей выборки составила от 0,85 до 0,96 для различных вибрационных состояний агрегата.

ЛИТЕРАТУРА

1. Минский, М., Пейперт, С. Перцептроны. — М.: Мир, 1971.
2. Слепнев Е.С. Применение искусственных нейронных сетей при вибродиагностике.- XXX международная научно- техническая конференция «Математические методы и информационные технологии в экономике, социологии и образовании». Сборник статей. Пенза, 2012.с.135-137.
3. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. М.: Издат. дом «Вильямс», 2001.
4. Люггер ДЖ. Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем. М.: Издательский дом «Вильямс», 2003.
5. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели: учебное пособие. Воронеж, 1999.
6. Макаров М.В., Данилин С.Н. Метод определения минимальной разрядности искусственных нейронных сетей // Радиотехнические и телекоммуникационные системы, №3, 2013.с. 71-75.
7. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Алгоритм проектирования нейронных сетей с минимальной разрядностью // Известия ТулГУ. Технические науки, №1, 2013. с.245-251.
8. Галушкин А.И. Нейронные сети. Основы теории. – М.: Изд-во: Горячая линия-Телеком, 2010.
9. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006.
10. Замятин Н.В., Медянец Д.В. Методика нейросетевого моделирования сложных систем. Томский университет систем управления и радиоэлектроники. – М. : Связь, 2007.
11. Слепнев Е.С. Моделирование системы распознавания аварийной ситуации на опасном промышленном объекте с использованием нейронной сети//Сборник научных трудов магистрантов и аспирантов. ТвГТУ, Тверь, 2012.с.145-148.

Рецензент: Жиганов Николай Константинович, заведующий кафедрой информатики и прикладной математики Тверского государственного технического университета, профессор, д.ф.-м. н..

Evgeniy Slepnev
Tver State Technical University
Russia, Tver
E-Mail: master62588@yandex.ru

The use of artificial neural networks for analysis of pre-emergency situations of turbo-units at power plants

Abstract. At present the use of neural network technologies in solving practical problems in various fields of science and technology is quite actual. The problems that can successfully be solved by Artificial Neural Networks include: forecasting, classification, as well as diagnostics and recognition of pre-emergency situations at dangerous industrial objects. This article considers the possibility of using Artificial Neural Networks for pattern recognition of pre-emergency situations in the process of vibration monitoring of turbo-units at power plants. The object of study was not chosen at random. Accidents at such industrial facilities as power plants lead to serious destruction, casualties and cause considerable economic damage. When training neural networks to solve such problems back-propagation of error algorithm is most commonly used. The article outlines the main stages of this algorithm. It also defines the basic steps in developing a classifier based on neural network technology and examines determination and justification of the neural network structure by example of the classical problem of the neural network learning function xor. In conclusion, the author gives the results of pre-emergency situations of turbo-units recognition got by means of the research-based system.

Keywords: Artificial Neural Networks; pre-emergency situations; diagnostics; vibrodiagnostics; turbo-units; learning algorithm; classifier; structure of the neural network; pattern recognition; perceptron.

Identification number of article 46TVN314

REFERENCES

1. Minskij, M., Pejpert, S. Perseptrony. — М.: Mir, 1971.
2. Slepnev E.S. Primenenie iskusstvennyh nejronnyh setej pri vibrodiagnostike.- XXX mezhdunarodnaja nauchno- tehničeskaja konferencija «Matematicheskie metody i informacionnye tehnologii v jekonomike, sociologii i obrazovanii». Sbornik statej. Penza, 2012.s.135-137.
3. Kallan R. Osnovnye koncepcii nejronnyh setej. М.: Izdat. dom «Vil'jams», 2001.
4. Ljugger DZh. F. Iskusstvennyj intellekt: strategii i metody reshenija slozhnyh problem. М.: Izdatel'skij dom «Vil'jams», 2003.
5. Zaencev I.V. Nejronnye seti: osnovnye modeli: uchebnoe posobie. Voronezh, 1999.
6. Makarov M.V., Danilin S.N. Metod opredelenija minimal'noj razrjadnosti iskusstvennyh nejronnyh setej // Radiotehničeskie i telekommunikacionnye sistemy, №3, 2013.s. 71-75.
7. Danilin S.N., Makarov M.V., Shhanikov S.A. Algoritm proektirovanija nejronnyh setej s minimal'noj razrjadnost'ju // Izvestija TulGU. Tehničeskie nauki, №1, 2013. s.245-251.
8. Galushkin A.I. Nejronnye seti. Osnovy teorii. – М.: Izd-vo: Gorjachaja linija-Telekom, 2010.
9. Hajkin С. Nejronnye seti: polnyj kurs, 2-e izdanie.: Per. s angl. – М.: Izdatel'skij dom «Vil'jams», 2006.
10. Zamjatin N.V., Medjancev D.V. Metodika nejrosetevogo modelirovanija slozhnyh sistem. Tomskij universitet sistem upravlenija i radiojelektroniki. – М. : Svjaz', 2007.
11. Slepnev E.S. Modelirovanie sistemy raspoznavanija avarijnoj situacii na opasnom promyshlennom ob#ekte s ispol'zovaniem nejronnoj seti//Sbornik nauchnyh trudov magistrantov i aspirantov. TvGTU, Tver', 2012.s.145-148.