

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ПОКАЗАТЕЛЕЙ КАЧЕСТВА ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫХ СЕТЕЙ

Найда Е.И., группа ТКС-06мн

Руководитель проф. каф. АТ Хорхордин А.В.

В последние десятилетия в мире бурно развивается новая прикладная область математики, специализирующаяся на искусственных нейронных сетях (НС). Актуальность исследований в этом направлении подтверждается массой различных применений НС. Это автоматизация процессов распознавания образов, адаптивное управление, аппроксимация функционалов, прогнозирование, создание экспертных систем, организация ассоциативной памяти и многие другие приложения. С помощью НС можно, например, предсказывать показатели биржевого рынка, выполнять распознавание оптических или звуковых сигналов, создавать самообучающиеся системы, способные управлять автомашиной при парковке или синтезировать речь по тексту.

Широкий круг задач, решаемый нейросетями, не позволяет в настоящее время создавать универсальные, мощные сети, вынуждая разрабатывать специализированные НС, функционирующие по различным алгоритмам. При разработке структуры НС используется ключевой принцип: возможности сети возрастают с увеличением числа ячеек сети, плотности связей между ними и числом выделенных слоев; введение обратных связей поднимает вопрос о динамической устойчивости сети; сложность алгоритмов функционирования сети также способствует усилению мощи НС.

В нашей стране на фоне бурного развития телекоммуникационной отрасли операторы связи часто сталкиваются с проблемой рационального распределения своих ресурсов. Поэтому эффективность управления напрямую зависит от прогноза (как краткосрочного, так и долгосрочного) показателей работы сети.

Телекоммуникационная система (ТКС) оператора связи имеет весьма сложную иерархическую структуру с разветвленным видом уровня доступа абонентов. В то же время статистика работы системы ведется и собирается на специализированных серверах с базами данных. Таким образом, нейрональная сеть будет сопрягаться с ТКС оператора в точке нахождения сервера, чтобы при наличии интерфейса базы данных иметь возможность получать данные, которые будут использоваться в качестве входных параметров.

Для корректной работы моделей нейросети требуют обучения. От того, насколько качественно оно будет выполнено, зависит способность сети решать поставленные перед ней проблемы во время эксплуатации. Если нейросети предъявить значения входных (статистические сведения работы ТКС) и желательных выходных сигналов (прогноз на следующий период), то она по внутреннему алгоритму подстроит веса своих синаптических связей. Этот алгоритм называется управляемым ("обучение с учителем"). Для небольшого количества входных параметров обычно применяются стабилизированные методы Ньютона, Левенберга-Маркардта; для среднего количества параметров — квазиньютоновские методы; для большого количества параметров — метод сопряженных градиентов.

Итак, имеется несколько единиц телекоммуникационного оборудования, на которых ведется мониторинг; на каждой единице оборудования расположено несколько интерфейсов, возможно различного типа среды передачи данных и с различной пропускной способностью; с заданным интервалом времени регистрируется суммарное количество принятых и переданных кадров, объем принятой и переданной информации (при учете потока данных в ТКС данного района), количество запросов на соединение, длительность и частота телефонных разговоров, в функции даты и времени. В качестве выходных параметров необходимо использовать показатели отказа системы на обслуживание, при условии, что они находятся в допустимых пределах. Таким образом, должно быть задано множество пар векторов $\{\mathbf{x}^s, \mathbf{d}^s\}$, $s=1\dots S$, где

$\{\mathbf{x}^s\}=\{\mathbf{x}^1,\dots,\mathbf{x}^S\}$ — набор входных параметров, а $\{\mathbf{d}^s\}=\{\mathbf{d}^1,\dots,\mathbf{d}^S\}$ — известное решение для этого условия, т.е. заданные вероятности отказов. Совокупность пар $\{\mathbf{x}^s,\mathbf{d}^s\}$ составит *обучающее множество*.

S — количество элементов в обучающем множестве — должно быть достаточным для обучения сети, чтобы под управлением алгоритма сформировать набор параметров сети, дающий нужное отображение входов на выход ($X\rightarrow Y$). Количество пар в обучающем множестве однозначно не регламентируется. Если элементов слишком много или мало, сеть не обучится и не решит поставленную задачу.

Выберем один из векторов \mathbf{x}^s и подадим его на вход сети. На выходе получится некоторый вектор \mathbf{y}^s . Тогда ошибкой сети будет $E^s=\|\mathbf{d}^s-\mathbf{y}^s\|$ для каждой пары $\{\mathbf{x}^s,\mathbf{d}^s\}$. Очевидно, что обучение НС сводится к подбору таких значений параметров сети, чтобы ошибка E была минимальна для данного обучающего множества $\{\mathbf{x}^s,\mathbf{d}^s\}$. Для сходимости алгоритма достаточно, чтобы на каждой итерации обеспечивалась существенная убыль ошибки. Нейросеть нашего проекта является многослойным перцептроном, для обучения которого используется метод обратного распространения ошибки (Румельхарта-Хинтона-Вильямса), основанный на вычислении вектора градиента поверхности ошибок.

Реализованная на модели нейрональная система прогнозирования позволит (наряду с традиционной экспертной оценкой) оптимизировать затраты оператора связи на развитие своей ТКС, а также на ее эксплуатацию. Для моделирования же на начальном этапе используется программное обеспечение STATISTICA Neural Networks, представляющее собой реализацию всего набора нейросетевых методов анализа данных.

Перечень ссылок

1. А.Г.Ивахненко, Перцептрон — система распознавания образов — Киев, Наукова думка, 1975.
2. И.В.Заенцев, Нейронные сети: основные модели — Воронеж, ВГУ, 1999.