

ДИАГНОСТИРОВАНИЕ НА НЕЙРОННЫХ СЕТЯХ В СИСТЕМЕ ГОМЕОПАТ

Лариса Катеринич, Александр Провотар

Abstract: Предлагается нейронная сеть для решения задачи диагностирования в системе ГОМЕОПАТ, а также алгоритмы ее обучения.

Keywords: искусственный интеллект, нейронные сети, обучение нейронных сетей.

Введение

Как известно, в результате изучения структуры головного мозга и механизмов его работы были созданы новые вычислительные модели, а именно, искусственные нейронные сети (НС). Задачи автоматизации процессов управления на базе исследований в области НС являются актуальными и по сей день. НС позволяют решать прикладные задачи, такие как, распознавание образов, моделирование, быстрое преобразование информации (параллельные вычислительные процессы), идентификация, управление, создание экспертных систем [Терехов, 2002, Барский, 2004]

Теоретически НС может решать широкий круг задач в конкретной предметной области (так как она является прототипом модели головного мозга человека), но создать единую универсальную НС для конкретной предметной области в настоящее время практически не возможно, так как не существует единого алгоритма построения (функционирования) НС. В настоящее время для решения конкретной группы задач из заданной предметной области используются НС определенной структуры и с определенными алгоритмами обучения.

Как известно, каждый нейрон имеет ряд качественных характеристик, таких как состояние (возбужденное или заторможенное), входные и выходные связи. Однонаправленные входные связи, соединенные с выходами других нейронов называют синапсами, а выходная связь данного нейрона, с которой сигнал (возбуждения или торможения) поступает на синапсы следующих нейронов, называют аксоном [Терехов, 2002]. Общий вид нейрона приведен на рис. 1.

По сути, работа каждого нейрона является относительно простой. Как правило, на вход нейрона поступает набор сигналов $X = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$. Каждый из сигналов может быть выходом другого нейрона или источника. Каждый входной сигнал умножается на соответствующий угловой коэффициент $W = [w_1, w_2, w_3, \dots, w_n]$. Он соответствует силе синапса биологического нейрона.

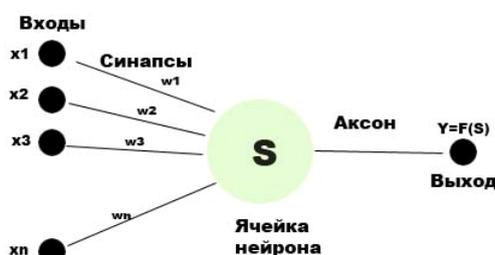


Рис. 1.

Произведение $w_i * x_i$ суммируются и поступают на суммирующий элемент. Для инициализации сети вход x_0 ($x_0 = +1$) и весовые коэффициенты синоптических связей w_0 вводятся специально. Состояние нейрона в текущий момент времени определяется, как взвешенная сумма его входов:

$$S = \sum_{i=1}^n x_i w_i + x_0 w_0$$

Выходом нейрона есть выход его состояния $Y = F(S)$. Функция F является функцией активации. Она является монотонной, непрерывно дифференцируемой на интервале либо $(-1,1)$, либо $(0,+1)$ [Терехов, 2002].

В многослойных нейронных сетях (МНС) выходы базовых элементов каждого слоя поступают на входы всех базовых элементов следующего слоя. Функция активации $F(S)$ выбирается одинаковой для всех нейронов сети. В [1] МНС определена в такой символической форме $N_{n_0, n_1, \dots, n_k}^k$, где k – число слоев в сети, n_0 – число входов сети; n_i ($i = 1, k - 1$) – число базовых элементов в i -х промежуточных слоях, n_k – число базовых элементов в выходном k -ом слое и одновременно число выходов q_1, \dots, q_{n_k} МНС.

Промежуточный a -й слой имеет n_a нейронов. Связи между базовыми элементами в слое отсутствуют. Выходы базовых элементов a -го слоя поступают на входы нейронов только следующего $(a+1)$ -го слоя. Выход для любого нейрона определен в виде:

$$q_i^{(a)} = f\left(\sum_{j=1}^{n_{a-1}} w_{i,j}^{(a)} q_j^{(a-1)} + w_{i,0}^a q_0^{(a-1)}\right) = f(s_i^{(a)}).$$

Специализированные НС в системе ГОМЕОПАТ

Разработкой математических методов решения медицинских задач ученые занимаются уже много лет. Эффективность подобных математических методов можно проследить по ряду медицинских диагностических систем, которые были разработаны в последнее время. Общей чертой подобных систем является зависимость от конкретных методов обработки групповых данных, слабо применимых к единичным объектам, а также особенностям медицинской информации [Горбань, 1998, Осовский, 2002].

Нейронные сети (НС) являются удобным инструментом для представления информационных моделей. В общем случае, сеть принимает некоторый входной сигнал из внешнего мира и пропускает его через себя с преобразованиями в каждом нейроне. Таким образом, в процессе прохождения сигнала по связям сети происходит его обработка, результатом которой является определенный выходной сигнал.

Для проектирования нейронной сети в системе ГОМЕОПАТ [Проватар, 2000] была выбрана наиболее распространенная структура нейронных сетей - многослойная. Эта структура подразумевает что каждый нейрон произвольного слоя связан со всеми выходами (аксонами) нейронов предыдущего слоя или со всеми входами НС в случае первого слоя. Другими словами сеть имеет следующую структуру слоев: входной, промежуточный (скрытый) и выходной. Такие нейронные сети также называют полносвязными [Барский, 2004].

Для решения задачи диагностирования в системе ГОМЕОПАТ используется НС следующей архитектуры (рис.2):

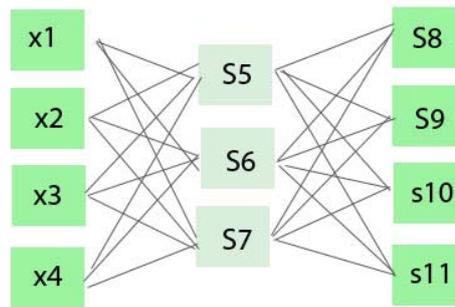


Рис. 2

Задача обучения МНС в классическом виде может быть представлена так. Пусть задана некоторая последовательность x^* входных данных. Необходимо найти такое решение x , при котором можно классифицировать вновь представленные входные данные. Критерий $R(x, x^*)$ определяет качество решения. Множество решений x определяется выбором алгоритма настройки весовых коэффициентов $w_i^{(a)}$. При такой постановке задачи процесс обучения сводится к получению наилучшего решения из множества возможных. Другими словами, обучение МНС – это процесс накопление информации x^* и параллельно процесс выбора решения x .

Алгоритм обучения

НС системы ГОМЕОПАТ использует алгоритм обратного распространения, суть которого заключается в распространении сигналов ошибки от выходов НС к ее входам в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы (режим распознавания). Другими словами, используя технологии последовательной настройки нейронов, начиная с последнего (выходного слоя) и заканчивая настройкой элементов первого слоя. Обучение НС может быть проведено необходимое число раз. Для обучения используется так называемое δ -правило, которое заключается в реализации стратегии обучения «с учителем». Если через y^* обозначить необходимый выход нейрона, где y – реальный выход, то ошибка обучения вычисляется по следующей формуле $\delta = y^* - y$ в алгоритме градиентного спуска с весовым коэффициентом

$$w_i(k+1) = w_i(k) - \gamma \delta x_i, \quad \gamma > 0,$$

где γ – коэффициент «усиления алгоритма», x_i – i -й вход синаптической связи нейрона.

Алгоритм обучения НС для решения задач диагностики в системе ГОМЕОПАТ состоит из следующей последовательности шагов:

В контексте предметной области строится вектор входных сигналов: $x = \langle x_1, x_2, \dots, x_n \rangle$, где x_1, x_2, \dots, x_n симптомы пациента.

Вектор соответствующий правильным значениям (необходимым) $y^* = \langle y_1, y_2, \dots, y_n \rangle$ формируется экспертом предметной области.

Выполняется алгоритм прямого распространения сигнала x через сеть. В результате выполнения алгоритма определяются весовые суммы S_{jn} и активаторы для каждой ячейки.

Выполняется алгоритм обратного распространения сигнала через ячейки выходного и промежуточного слоя. Происходит вычисление ошибок δ_0 для выходной ячейки и δ_i для скрытых ячеек.

Выполняется обновление весов нейронов в сети, где $W_{i,j}$ – весовой коэффициент синоптической связи, соединяющий i -й нейрон слоя $n-1$ с j -нейроном слоя n ; S_{jn} – взвешенная сумма выходных сигналов слоя n (аргумент активационной функции); X_{ij} – i -й вход нейрона j слоя n ; n_i – число нейронов в слое.

Обучение НС состоит в представлении обучающих примеров из небольшой группы желаемых действий. Это достигается путем выполнения алгоритма обратного распространения с учетом желаемого результата и действительного результата.

Сеть работает в двух режимах: в режиме обучения и в режиме распознавания. В режиме обучения производится формирование так называемых логических цепочек. В режиме распознавания НС по конкретным входным сигналам с высокой степенью достоверности определяет, какие действия предпринять.

Обучение нейронной сети проходят на ограниченном количестве примеров, затем ей позволяют самостоятельно генерировать поведение в других ситуациях. Способность генерировать правильную реакцию на различные симптомы, не входящие в набор обучающих, является ключевым фактором при создании НС.

Данные для тестирования представляют собой несколько сценариев с набором действий. В результате сеть должна рассчитывать реакцию на входы и выполнять действие, которое будет похожим на обучающие сценарии.

Для обучения сети использовались примеры, приведенные в таблице 1.

Таблица 1. Примеры обучения нейронной сети

Симптом 1	Симптом 2	Симптом 3	Симптом 4	Препарат
2	1	0	1	P1
1	1	0	1	P2
0	0	1	0	P3
1	0	1	1	P4
0	0	1	1	P5

Чтобы протестировать НС, сети должны быть представлены новые примеры. Это позволяет определить, как сеть будет реагировать на сценарии, о которых ей ничего не известно. Подобные тесты позволяют узнать насколько качественно НС может реагировать на непредвиденные ситуации и выполнять нужные действия. Чтобы протестировать НС, ей были представлены новые примеры из таблицы 2.

Таблица 2. Примеры ввода данных для тестирования нейронной сети

Симптом 1	Симптом 2	Симптом 3	Симптом 4	Препарат
1	1	0	1	P1
1	2	0	1	P2
0	0	1	1	P3
1	1	0	1	P4
0	1	0	1	P5

Заключение

Отличительным свойством системы ГОМЕОПАТ является то, что она следует стратегии конструирования (и затем проверки дифференциального диагноза), применяемой человеком-клиницистом. Такая модель диагностики включает двухступенчатую процедуру, которая сводится к тому, что сначала выдвигаются гипотезы заболевания на основании введенных данных о пациенте (процесс „снизу-вверх”), а затем производится их оценка с помощью дополнительных симптомов, которые должны быть присущи предполагаемым заболеваниям (процесс „сверху-вниз”). При этом, поиск необходимой информации для формирования образа заболевания осуществляется в базе знаний системы с помощью приведенных выше специализированных нейронных сетей. В перспективе для решения задач идентификации и распознавания предполагается использование нечетких нейронных сетей различной архитектуры.

Библиография

- [Терехов, 2002] В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин. Нейросетевые системы управления. – Москва: «Радиотехника», 2002. – 467с.
- [Барский, 2004] А.Б. Барский. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. – Москва: «Финансы и статистика», 2004. – 398с.
- [Горбань, 1998] А.Н.Горбань, В.Л.Дунин-Барковский, А.Н.Кирдин и др. Нейроинформатика. – Новосибирск: «Наука», 1998.
- [Осовский, 2002] С. Осовский. Нейронные сети для обработки информации. – М: «Финансы и статистика», 2002. – 365с.
- [Проватар, 2000] Проватар А.И., Дудка Т.Н., Гошко Б.М. Применение метода резолюций на семантических сетях //Проблемы программирования. –2000. –№ 1–2.

Информация об авторах

Катеринич Лариса Александровна – ассистент факультета кибернетики Киевского национального университета имени Тараса Шевченко, katerinich@rambler.ru

Проватар Александр Иванович – доктор физико-математических наук, профессор, заведующий кафедрой информационных систем факультета кибернетики Киевского национального университета имени Тараса Шевченко, aprowata@unicyb.kiev.ua