Мы же для сокращения выкладок, для этого в таблицу 2 добавим сразу два дополнительных наблюдаемых у пациента симптома: S_{11} и S_8 (см. табл.2). Иначе пришлось бы иметь дело еще с несколькими таблицами для демонстрации последовательного обучения системы.

Таблица 2 Информация о подтверждении диагноза при разных симптомах

Сочетания 2-х важных симптомов		Возможные проявления 4-х других симптомов				Подтверждение диагноза D
		S_{11}	S_8	S_9	S_5	
S_{10}	S_7	да	нет	да	нет	да
S_{10}	S_6	нет	да	да	да	да
S_3	S_7	да	нет	нет	да	да
S_4	S_{12}	нет	да	да	да	нет
S_3	S_6	да	да	нет	нет	да
S_4	S_6	да	да	да	нет	нет
S_3	S_6	да	да	нет	да	да
S_{10}	S_{12}	да	да	да	да	нет
S_{10}	S_6	да	да	нет	нет	да
S_4	S_6	нет	да	да	нет	нет
S_{10}	S_{12}	да	да	нет	да	да
S_3	S_7	да	да	нет	да	да
S_3	S_7	да	нет	нет	да	нет
S_4	S_{12}	да	да	да	нет	да

Подставляя соответствующие вероятности, получим следующие значения:

$P(D$=да$|S)$х$P(D$=да)=(4/9*4/9*3/9*5/9*7/9*7/9*9/14) =0,0142;

$P(D$= нет$|S)$х$P(D$=нет)=(1/5*2/5*4/5*3/5*2/5*1/5*5/14)= 0,0011.

Окончательно вероятность для подтверждения диагноза при таких сопутствующих симптомах:

$P(D$=да$|S)$=0,0142/(0,0142 +0,0011)=0,93; - для подтверждения диагноза

$P(D$ =нет$|S)$=1-0,93=0,07.

Обучая систему таким образом, можно повысить достоверность принятия решений, доведя вероятность правильности диагноза вплоть до 99,9%.

Заключение

Такой подход подводит к идее разработки экспертной интеллектуальной системы (ЭИС) – информационной системы, использующей экспертные знания для обеспечения эффективного принятия решений в медицине или в других областях. При этом знания и опыт экспертов (специалистов в своей области) будут представлены в базе знаний, представляющей совокупность правил вывода в данном случае с использованием двух научных подходов: метода ассоциативных правил и теорию Байеса.

Литература

1. Халафян А. А. Анализ и синтез медицинских систем поддержки принятия решений на основе технологий статистического моделирования / Автореф. дис. д.т.н. Краснодар - 2010.
2. Баргесян А.А. и др. Технологии анализа данных: Data Mining, Visual Mining. / Спб.: БХВ-Петербург. - 2007. – 384 с.
3. Тарасов, В.Н. Об одном из способов повышения надежности классификационного анализа / В.Н. Тарасов // Интеллект. Инновации. Инвестиции. – 2014. - №4. - С.107-111.

Д.А. Тархов, А.А. Симакина, А.И. Суднева

ОБРАБОТКА ДАННЫХ МЕТОДОМ ТРЕУГОЛЬНЫХ ПРИБЛИЖЕНИЙ

(Государственное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Санкт-Петербургский Политехнический университет Петра Великого», Санкт-Петербург, Россия)

Аннотация. Предлагается новый метод построения нейронной сети с радиальными базисными функциями или персептрона с одним скрытым слоем по зашумлённым данным, которую можно использовать для последующего дообучения. Данный метод основан на приближении выборки суммой функций, графиками которых являются равнобедренные треугольники. Для приближения каждой такой функции гауссианом или парой сигмоид используется заранее полученное оптимальное приближение стандартной треугольной функции. Рассматриваются четыре варианта организации алгоритма, проведено их сравнительное тестирование в ряде численных экспериментов. Обсуждаются возможности применения данного подхода к построению гибридных алгоритмов поиска решений дифференциальных уравнений, сочетающего классические и нейросетевые методы.

Описание алгоритма. Опишем результаты численных экспериментов в случае, когда искомая нейронная сеть имеет один вход и один выход. Пусть в результате эксперимента или наблюдений за некоторым процессом был получен набор точек $\{x_i, y_i\}$.

Алгоритм 1. Шаг 1. Среди полученных точек выбираем точку с максимальной по модулю координатой по оси ординат (для простоты назовем её М, а её абсциссу Xm). Зеркально отражаем все точки относительно М, абсциссы которых больше Xm.

Шаг 2. Используя метод наименьших квадратов, строим линейную зависимость, график которой проходит через точку М ($y = ax + b$).

Шаг 3. Отражаем получившуюся прямую так, чтобы образовался равнобедренный треугольник, основание которого лежит на ОХ. Описываем треугольник, как кусочно-заданную функцию.

Шаг 4. Рассматриваем разность ординат y_i точек, не лежащих на треугольнике, и получившихся треугольных функций (стоит учесть, что функция за пределами треугольника равна 0).

Шаг 5. В результате получаем новый набор точек, с которым проделываем вышеперечисленные итерации N раз (чем больше N, тем меньше получим ошибку на выходе, однако при больших N мы приближаем не только искомую функцию, но и шум).

Шаг 6. В конце у нас получается N треугольников, каждый из которых мы аппроксимируем гауссианами или сигмоидами. Приближение гауссианами даёт RBF-сеть (нейронную сеть с радиальными базисными функциями), а сигмоидами – персептрон с одним скрытым слоем.

Из графиков было получено, что после оптимального числа шагов получается приближение, точность которого превышает точность исходных данных. Дальнейшая работа алгоритма только ухудшает конечный результат.

Вариации 1ого алгоритма

Алгоритм 2. В первом алгоритме изменим второй шаг. Как и прежде будем строить линейную зависимость, но теперь, строя её, мы не учитываем, что точка, соответствующая максимальной координате по оси ординат будет лежать на стороне треугольника.

Алгоритм 3. Возьмем первые четыре шага первого алгоритма. После четвертого шага запомним сумму квадратов разности ординат точек, не лежащих на треугольнике, и получившихся прямых, также запомним точку с максимальной ошибкой M. Проделаем ещё раз шаги 1-4, но теперь рассматриваем не все точки (отбросим одну самую отдалённую точку от M). Эту процедуру мы проделываем для того, чтобы посмотреть, когда будет минимальная сумма квадратов ошибок по выборке. Затем посмотрим, чему будет равна ошибка, если мы отбросим еще одну точку. Будем повторять эту процедуру до тех пор, пока не дойдем до того, что останется две точки: M и еще одна. Исходя из нашего метода, мы можем построить треугольник минимум по двум точкам: одна из точек будет вершиной треугольника, а по второй построим одну из сторон. Если в результате эксперимента количество точек достаточно велико или мы хотим упростить наши вычисления, то можно “откидывать” не одну, а несколько точек, однако в этом случае изменится точность полученной минимальной ошибки. Следует заметить, что в этом методе суммирование будет всегда происходить для всех n точек, независимо от того, для скольких точек строится линейная регрессия. После того, как мы получим все наши ошибки, ищем из получившихся сумм наименьшую, и для набора точек, соответствующих данной сумме, строим треугольник. Дальнейшие действия будут как в исходном методе.

Алгоритм 4. В этом методе мы объединим второй и третий. Стороны будем искать с помощью линейной регрессии, не учитывая, что точка, соответствующая максимальной ординате, -вершина треугольника. А из метода 3 мы возьмем “поиск наименьшей суммы квадратов ошибки”, то есть будем

”откидывать” точки и искать такой треугольник, где ошибка по выборке для него будет минимальна.

Алгоритм 5. В алгоритмах 1-4 мы строили равнобедренный треугольники на 3ем шаге. Теперь рассмотрим алгоритм, в котором треугольник таковым не является. Отметим, что если рассматривать обычный треугольник, то больше не надо отражать точки относительно оси, проходящей через точку M.

Сравнение алгоритмов

В результате экспериментов были проанализированы все методы. Можно сделать общий вывод, что 3ий алгоритм лучше всего приближает нашу функцию, но в случаях с большим разбросом можно также воспользоваться алгоритмами 1 и 4. Целесообразность применения алгоритма 1 вытекает из его существенно меньшей трудоёмкости, в особенности это актуально при обработке данных в режиме реального времени. Алгоритм 3 является более универсальным в случае ограниченности данных и достаточных вычислительных ресурсов, так как он работает для всех случаев и достаточно точно. Алгоритм 5 работает намного хуже, чем предложенный в самом начале алгоритм 1. Его ошибки по истинному значению и по выборке в разы больше, чем ошибки, полученные в 1ом методе.

Литература

1. Бастенс Д.Э., Ван ден Берг, Вуд Д. Нейронные сети и финансовые рынки: принятие решений в торговых операциях. – М: ТВП, 1998. – 236с.

2. Васильев А.Н., Тархов Д.А. Нейросетевое моделирование. Принципы. Алгоритмы. Приложения. – СПб.: Изд-во СПбГПУ, 2009. – 528 с.

3. Горбатков С.А., Полупанов Д.В., Макеева Е.Ю., Бирюков А.Н. Методологические основы разработки нейросетевых моделей экономических объектов в условиях неопределённости. – М: ИД «Экономическая газета», 2012. – 494 с.

4. Тархов Д.А. Нейросетевые модели и алгоритмы. – М.: Радиотехника, 2014. – 352 с.

5. Тархов Д.А. Нейронные сети как средство математического моделирования// Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2006. – № 2. – С.1-49.