Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики

Кафедра информатики и прикладной математики

Теория вероятности

Реферат

"Вероятностные и обобщённо-регрессионные нейронные сети"



Проверила: Муравьёва-Витковская Л.А

Старался: Шкаруба Н.Е.

Группа **Р3218**

2016г

Содержание

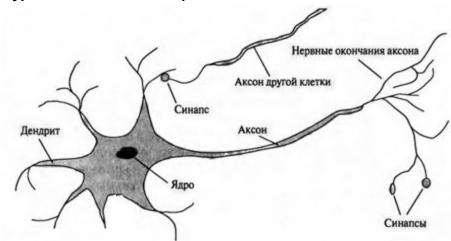
- Введение в нейронные сети: страницы 2-4
- Вероятностные сети: страница 5
- Обобщённо-регрессионные сети: страница 6
- Где используются нейронные сети: страница 7
- Заключения:- стр 8
- Ссылки на источники, списки литературы:- стр 8

Введение:

Нейронные сети - что это?

Нейронные сети - исключительно мощный метод моделирования, позволяющий воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости. Нейронные сети возникли из исследований в области искусственного интеллекта, а именно, из попыток воспроизвести способность биологических нервных систем обучаться и исправлять ошибки, моделируя низкоуровневую структуру мозга.

Структура биологических нейронных сетей:



Мозг состоит из очень большого числа (приблизительно 10,000,000,000) нейронов, соединенных многочисленными связями (в среднем несколько тысяч связей на один нейрон, однако это число может сильно колебаться). Нейроны - это специальная клетки, способные распространять электрохимические сигналы. Нейрон имеет разветвленную структуру ввода информации (дендриты), ядро и разветвляющийся выход (аксон). Аксоны клетки соединяются с дендритами других клеток с помощью синапсов. При активации нейрон посылает электрохимический сигнал по своему аксону. Через синапсы этот сигнал достигает других нейронов, которые могут в свою очередь активироваться. Нейрон активируется тогда, когда суммарный уровень сигналов, пришедших в его ядро из дендритов, превысит определенный уровень (порог активации).

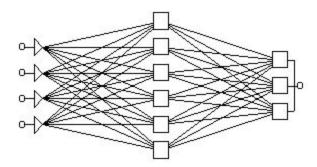
Таким образом, будучи построен из очень большого числа совсем простых элементов (каждый из которых берет взвешенную сумму входных сигналов и в случае, если суммарный вход превышает определенный уровень, передает дальше двоичный сигнал), мозг способен решать чрезвычайно сложные задачи

Искусственный (программируемый) нейрон

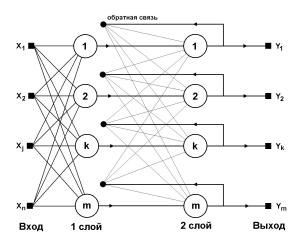
Аналогичен биологическому. Он получает входные сигналы (исходные данные либо выходные сигналы других нейронов нейронной сети) через несколько входных каналов. Каждый входной сигнал проходит через соединение, имеющее определенную интенсивность (или вес); этот вес соответствует синаптической активности биологического нейрона. С каждым нейроном связано определенное пороговое значение. Вычисляется взвешенная сумма входов, из нее вычитается пороговое значение и в результате получается величина активации нейрона. Сигнал активации преобразуется с помощью функции активации (или передаточной функции) и в результате получается выходной сигнал нейрона. Нейроны работают лишь с числами! Поэтому все логические типы данных необходимо переводить в числовые.

Структуры нейронных сетей

Прямая сеть - сигналы нейронов проходят всегда от более ближних(от входа) нейронов к более дальним.



Рекурентная сеть - содержит связи, ведущие назад от более дальних к более ближним нейронам. Рекурентные сети многим сложнее и динамичнее прямых сетей.



Искусственная нейронная сеть - совокупность соединённых между собой искуственных нейронов, количество, связи и передаточные функции(вес синапсов) которых варьируются от задаче к задаче.

Как подобрать весовые функции нейронной сети (обучить сеть)?

Обучение с учителем(чаще применимое) - пользователь должен подготовить примеры входных данных и соответствующих им выходных. Сеть учится устанавливать связь между первыми и вторыми.

Обучение без учителя - пользователь должен подготовить примеры только входных данных. Сеть находит выходные данные сама.

Этапы решения задач с нейронными сетями

- Сбор данных для обучения
- Подготовка и нормализация данных
- Выбор топологии сети
- Экспериментальный подбор характеристик сети
- Экспериментальный подбор параметров обучения
- Собственно обучение
- Проверка адекватности обучения
- Корректировка параметров, окончательное обучение
- Вербализация сети с целью дальнейшего использования

Вероятностные нейронные сети

Выходы сети можно с пользой интерпретировать как **оценки вероятности** того, что элемент принадлежит некоторому классу, и сеть фактически учится оценивать **функцию плотности вероятности**. Это ожидаемое значение связано с плотностью вероятности совместного распределения входных и выходных данных.

Традиционный подход к задаче состоит в том, чтобы построить оценку для плотности вероятности по имеющимся данным. Обычно при этом предполагается, что плотность имеет некоторый определенный вид (чаще всего - что она имеет **нормальное** распределение). После этого оцениваются параметры модели. Нормальное распределение часто используется потому, что тогда параметры модели (**среднее и стандартное отклонение**) можно оценить аналитически.

Другой подход к оценке плотности вероятности основан на **ядерных оценках**. Можно рассуждать так: тот факт, что наблюдение расположено в данной точке пространства, свидетельствует о том, что в этой точке имеется некоторая плотность вероятности. Кластеры из близко лежащих точек указывают на то, что в этом месте плотность вероятности большая. Вблизи наблюдения имеется большее доверие к уровню плотности, а по мере отдаления от него доверие убывает и стремится к нулю. В методе ядерных оценок в точке, соответствующей каждому наблюдению, помещается некоторая простая функция, затем все они складываются и в результате получается оценка для общей плотности вероятности. Чаще всего в качестве ядерных функций берутся **гауссовы функции**. Если обучающих примеров достаточное количество, то такой метод дает достаточно хорошее приближение к истинной плотности вероятности.

Вероятностная нейронная сеть имеет по меньшей мере три слоя: входной, радиальный и выходной. Радиальные элементы берутся по одному на каждое обучающее наблюдение. Каждый из них представляет гауссовы функцию с центром в этом наблюдении. Каждому классу соответствует один выходной элемент. Каждый такой элемент соединен со всеми радиальными элементами, относящимися к его классу, а со всеми остальными радиальными элементами он имеет нулевое соединение. Таким образом, выходной элемент просто складывает отклики всех элементов, принадлежащих к его классу. Значения выходных сигналов получаются пропорциональными ядерным оценкам вероятности принадлежности соответствующим классам, и пронормировав их на единицу, мы получаем окончательные оценки вероятности принадлежности классам.

Вероятностная нейронная сеть имеет единственный управляющий параметр обучения, значение которого должно выбираться пользователем, - степень сглаживания (или отклонение гауссовой функции). Существенным недостатком таких сетей является их объем. Вероятностная сеть фактически вмещает в себя все обучающие данные, поэтому она требует много памяти и может медленно работать.

Обобщённо-регрессионные нейронные сети

Обобщённо-регрессионные нейронная сеть устроена аналогично вероятностной, но предназначена для решения задач регрессии. Как и в случае вероятностной сети, в точку расположения каждого обучающего наблюдения помещается гауссова ядерная функция. Мы считаем, что каждое наблюдение свидетельствует о некоторой нашей уверенности в том, что поверхность отклика в данной точке имеет определенную высоту, и эта уверенность убывает при отходе в сторону от точки. Обобщённо-регрессионная сеть копирует внутрь себя все обучающие наблюдения и использует их для оценки отклика в произвольной точке. Окончательная выходная оценка сети получается как взвешенное среднее выходов по всем обучающим наблюдениям, где величины весов отражают расстояние от этих наблюдений до той точки, в которой производится оценивание (и, таким образом, более близкие точки вносят больший вклад в оценку).

Первый промежуточный слой обобщённо-регрессионной сетисостоит из радиальных элементов.

Второй промежуточный слой содержит элементы, которые помогают оценить взвешенное среднее. Для этого используется специальная процедура. Каждый выход имеет в этом слое свой элемент, формирующий для него взвешенную сумму. Чтобы получить из взвешенной суммы взвешенное среднее, эту сумму нужно поделить на сумму весовых коэффициентов. Последнюю сумму вычисляет специальный элемент второго слоя.

Выходной слой производит деление (с помощью специальных элементов "деления").

Таким образом, число элементов во втором промежуточном слое на единицу больше, чем в выходном слое. Как правило, в задачах регрессии требуется оценить одно выходное значение, и, соответственно, второй промежуточный слой содержит два элемента.

Достоинства и **недостатки** Обобщённо-вероятностной сети такие же как и у Вероятностной сети. Т.е. выходное значение имеет вероятностный смысл, и сеть обучается почти мгновенно, но может получиться большой и медленной.

Перспективы, где можно использовать

Задача классификации - определить, к какому из заданных классов относятся входные данные:

- Определить, что это за буква по заданной картинке.
- Определить, относится ли данное лицо к группе высокого или низкого кредитного риска.
- Диагностика раковых заболеваний опухоль или чисто.

Задача регрессии - предсказание значение переменной, принимающей (как правило) непрерывные числовые значения:

- Завтрашнюю цену акций.
- Расход топлива в автомобиле.
- Прибыли в следующем году.

Задача обработки - обработка исходных данных, на выходе получая изменённый вход:

- Преобразование изображений раскрашивание или добавление деталей(deepdreamgenerator.com/)
- Выбор правильного хода при игре в шахматы
- Написание музыки

Заключение

Как видно, перспективы у нейронных сетей огромные, но их исследования ограничиваются вычислительной мощностью техники. Сама тема очень интересная, но так же очень сложная, и, если захочешь разбираться в нейронных сетях более глубоко, то необходимо быть готовым к множеству математики.

Ссылки на используемую литературу

Сайт о нейронных сетях: www.statsoft.ru/home/textbook/modules/stneunet.html Вики о нейронных сетях: en.wikipedia.org/wiki/Artificial_neural_network