

Содержание:

image not found or type unknown



Введение

Нейронные сети представляют собой новую и весьма перспективную вычислительную технологию, дающую новые подходы к исследованию динамических задач в финансовой области. Первоначально нейронные сети открыли новые возможности в области распознавания образов, затем к этому прибавились статистические и основанные на методах искусственного интеллекта средства поддержки принятия решений и решения задач в сфере финансов. Способность к моделированию нелинейных процессов, работе с зашумленными данными и адаптивность дают возможности применять нейронные сети для решения широкого класса финансовых задач.

В последние несколько лет на основе нейронных сетей было разработано много программных систем для применения в таких вопросах, как операции на товарном рынке, оценка вероятности банкротства банка, оценка кредитоспособности, контроль за инвестициями, размещение займов.

Приложения нейронных сетей охватывают самые разнообразные области интересов: распознавание образов, обработка зашумленных данных, дополнение образов, ассоциативный поиск, классификация, оптимизация, прогноз, диагностика, обработка сигналов, абстрагирование, управление процессами, сегментация данных, сжатие информации, сложные отображения, моделирование сложных процессов, машинное зрение, распознавание речи.

1. История развития нейронных сетей

На заре развития электронно-вычислительной техники в середине XX века среди ученых и конструкторов еще не существовало единого мнения о том, как должна быть реализована и по какому принципу работать типовая электронно-вычислительная машина. Это сейчас мы с вами изучаем в курсах основ информатики архитектуру машины фон Неймана, по которой построены

практически все существующие сегодня компьютеры. При этом в тех же учебниках ни слова не говорится о том, что в те же годы были предложены принципиально иные архитектуры и принципы действия компьютеров. Одна из таких схем получила название нейросетевого компьютера, или просто нейросети. Рис. 1

Главные части нервной клетки - это ее тело, содержащее ядро и другие органеллы, единственный аксон, передающий импульсы от клетки, и дендриты, к которым приходят импульсы от других клеток. Первый интерес к нейросетям был обусловлен пионерской работой МакКаллока и Питса, изданной в 1943 году, где предлагалась схема компьютера, основанного на аналогии с работой человеческого мозга. Они создали упрощенную модель нервной клетки - нейрон. Мозг человека состоит из белого и серого веществ: белое - это тела нейронов, а серое - это соединительная ткань между нейронами, или аксоны и дендриты. Мозг состоит примерно из 10^{11} нейронов,

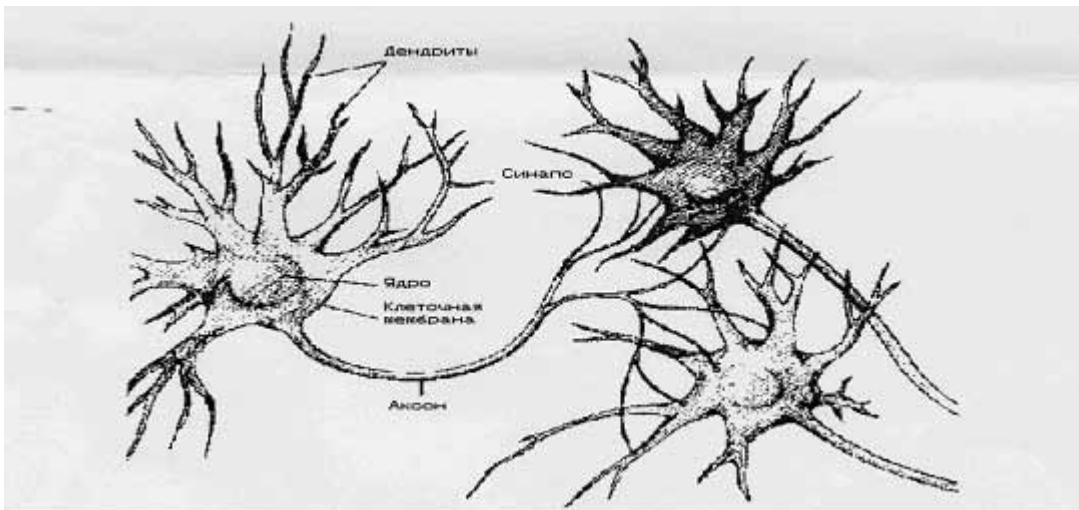


Рис. 1

Главные части нервной клетки - это ее тело, содержащее ядро и другие органеллы, единственный аксон, передающий импульсы от клетки, и дендриты, к которым приходят импульсы от других клеток связанных между собой. Каждый нейрон получает информацию через свои дендриты, а передает ее дальше только через единственный аксон, разветвляющийся на конце на тысячи синапсов (см. рис. 1). Простейший нейрон может иметь до 10000 дендритов, принимающих сигналы от других клеток.

Таким образом, мозг содержит примерно 10^{15} взаимосвязей. Если учесть, что любой нейрофизиологический процесс активизирует сразу множество нейронов, то можно представить себе то количество информации или сигналов, которое

возникает в мозгу. Нейроны взаимодействуют посредством серий импульсов, длящихся несколько миллисекунд, каждый импульс представляет собой частотный сигнал с частотой от нескольких единиц до сотен герц. Это невообразимо медленно по сравнению с современными компьютерами, но в то же время человеческий мозг гораздо быстрее машины может обрабатывать аналоговую информацию, как-то: узнавать изображения, чувствовать вкус, узнавать звуки, читать чужой почерк, оперировать качественными параметрами. Все это реализуется посредством сети нейронов, соединенных между собой синапсами.

Технология последовательных вычислений подошла к пределу своих технических возможностей, и в настоящее время остро стоит проблема развития методов параллельного программирования и создания параллельных компьютеров. Так что, может быть, нейросети являются только очередным шагом в этом направлении.

[1]

2. Устройство нейронных сетей

Искусственным нейроном называется простой элемент, сначала вычисляющий взвешенную сумму V входных величин x_i :

$$V = \sum_{i=1}^N W_i * x_i = \bar{W} * \bar{X}$$

Здесь N - размерность пространства входных сигналов. Затем полученная сумма сравнивается с пороговой величиной W_0 , вслед за чем вступает в действие нелинейная функция активации f . Коэффициенты $\{W_i\}$ во взвешенной сумме обычно называют синаптическими коэффициентами или весами. Саму же взвешенную сумму V мы будем называть потенциалом нейрона i . Выходной сигнал тогда имеет вид $f(V)$. Величину порогового барьера можно рассматривать как еще один весовой коэффициент при постоянном входном сигнале. В этом случае мы говорим о расширенном входном пространстве: нейрон с N -мерным входом имеет $N+1$ весовой коэффициент. Если ввести в уравнение пороговую величину W_0 , то оно переписется так:

$$V = \sum_{i=1}^N W * x + W_0$$

В зависимости от способа преобразования сигнала и характера активации возникают различные виды нейронных структур. Существуют детерминированные нейроны, когда активизирующая функция однозначно вычисляет выход по входу, и вероятностные нейроны, состояние которых в момент t есть случайная функция потенциала и состояния в момент $t-1$. Далее речь пойдёт о детерминированных нейронах

[\[2\]](#)

3. Функции активации

В искусственных нейронах могут быть различные функции активации, но и в используемых программах, и в известной литературе указаны только следующие виды функций:

- * Линейная: выходной сигнал нейрона равен его потенциалу,
- * Пороговая: нейрон выбирает решение из двух вариантов: активен /неактивен,
- * Многопороговая: выходной сигнал может принимать одно из q значений, определяемых $(q-1)$ порогом внутри предельных значений.
- * Сигмоидная: рассматриваются два вида сигмоидных функций:

$$s = f(V) = \frac{1}{1 + \exp(-bV)}$$

с выходными значениями в промежутке $[0,1]$ и

$$s = f(V) = \frac{\exp(bV) - 1}{\exp(bV) + 1}$$

с выходными значениями в промежутке $[-1,1]$. Коэффициент b определяет крутизну сигмоида. Поскольку сигмоидная функция является гладким отображением $(-\infty, \infty)$ на $(-1,1)$, то крутизну можно учесть через величины весов и порогов, и без ограничения общности можно полагать ее равной единице.

[\[3\]](#)

4. Типы архитектур нейросетей

Из точек на плоскости и соединений между ними можно построить множество графических фигур, называемых графами. Если каждую точку представить себе как один нейрон, а соединения между точками - как дендриты и синапсы, то мы получим нейронную сеть. Но не всякое соединение нейронов будет работоспособно или вообще целесообразно. Поэтому на сегодняшний день существует только несколько работающих и реализованных программно архитектур нейросетей. Я только вкратце опишу их устройство и классы решаемых ими задач. Сети прямого распространения По архитектуре связей нейросети могут быть сгруппированы в два класса: сети прямого распространения, в которых связи не имеют петель, и сети рекуррентного типа, в которых возможны обратные связи (см. рис. 2)

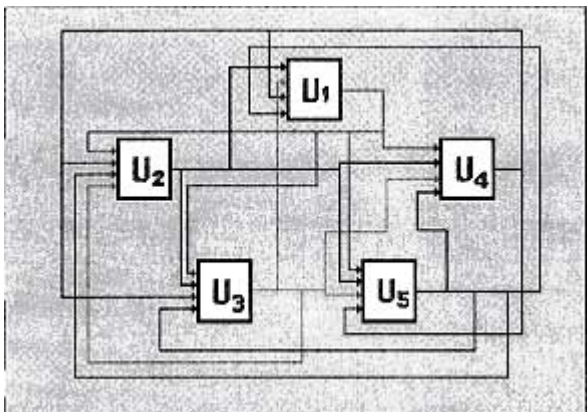
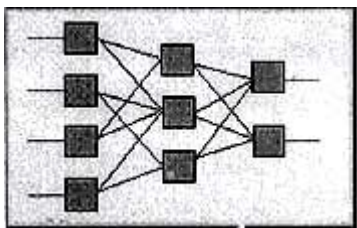


Рис. 2 Рекуррентная сеть

Сети прямого распространения подразделяются на однослойные перцептроны (сети) и многослойные перцептроны (сети). Название перцептрона для нейросетей придумал американский нейрофизиолог Ф. Розенблатт, придумавший в 1957 году первый нейропроцессорный элемент (НПЭ), то есть нейросеть. Он же доказал сходимость области решений для перцептрона при его обучении. Сразу после этого началось бурное исследование в этой области и был создан самый первый нейрокомпьютер Mark I. Многослойные сети отличаются тем, что между входными и выходными данными располагаются несколько так называемых скрытых слоев нейронов, добавляющих больше нелинейных связей в модель. Рассмотрим

устройство простейшей многослойной нейросети.

Любая нейронная сеть состоит из входного слоя и выходного слоя. Соответственно подаются независимые и зависимые переменные. Входные данные преобразуются нейронами сети и сравниваются с выходом. Если отклонение больше заданного, то специальным образом изменяются веса связей нейронов между собой и пороговые значения, нейронов. Снова происходит процесс вычислений выходного значения и его сравнение с эталоном. Если отклонения меньше заданной погрешности, то процесс обучения прекращается. Помимо входного и выходного слоев в многослойной сети существуют так называемые скрытые слои. Они представляют собой нейроны, которые не имеют непосредственных входов исходных данных, а связаны только с выходами входного слоя и с входом выходного слоя. Таким образом, скрытые слои дополнительно преобразуют информацию и добавляют нелинейности в модели.

Если однослойная нейросеть очень хорошо справляется с задачами классификации, так как выходной слой нейронов сравнивает полученные от предыдущего слоя значения с порогом и выдает значение либо ноль, то есть меньше порогового значения, либо единицу - больше порогового (для случая пороговой внутренней функции нейрона), и не способен решать большинство практических задач (что было доказано Минским и Пейпертом), то многослойный перцептрон с сигмоидными решающими функциями способен аппроксимировать любую функциональную зависимость (это было доказано в виде теоремы).

[\[4\]](#)

5. Обучение многослойной сети

Главное отличие и преимущество нейросетей перед классическими средствами прогнозирования и классификации заключается в их способности к обучению. Так что же такое обучение нейросетей? На этапе обучения происходит вычисление синоптических коэффициентов в процессе решения нейронной сетью задач, в которых нужный ответ определяется не по правилам, а с помощью примеров, сгруппированных в обучающие множества.

Так что нейросеть на этапе обучения сама играет роль эксперта в процессе подготовки данных для построения экспертной системы. Предполагается, что правила находятся в структуре обучающих данных. Для обучения нейронной сети

требуются обучающие данные. Они должны отвечать свойствам представительности и случайности или последовательности. Все зависит от класса решаемой задачи. Такие данные представляют собой ряды примеров с указанием для каждого из них значением выходного параметра, которое было бы желательно получить.

Действия, которые при этом происходят, можно назвать контролируемым обучением: "учитель" подает на вход сети вектор исходных данных, а на выходной узел сообщает желаемое значение результата вычислений.

Заключение

Из теоремы об отображении практически любой функции с помощью многослойной нейросети следует, что обучаемая нами нейронная сеть в принципе способна сама подстроиться под любые данные с целью минимизации суммарной квадратичной ошибки. Чтобы этого не происходило, при обучении нейросетей используют следующий способ проверки сети.

Для этого обучающую выборку еще перед началом обучения разбивают случайным образом на две подвыборки: обучающую и тестовую. Обучающую выборку используют собственно для процесса обучения, при этом изменяются веса нейронов. А тестовую используют в процессе обучения для проверки на ней суммарной квадратичной ошибки, но при этом не происходит изменение весов. Если нейросеть показывает улучшение аппроксимации и на обучающей, и на тестовой выборках, то обучение сети происходит в правильном направлении. Иначе может снижаться ошибка на обучающей выборке, но происходит ее увеличение на тестовой.

Последнее означает, что сеть "переобучилась" и уже не может быть использована для прогнозирования или классификации. В этом случае немного изменяются веса нейронов, чтобы вывести сеть из окрестности локального минимума ошибки.

Таким образом, Нейронная сеть (биологическая нейронная сеть) - совокупность нейронов в головного и спинного мозга центральной нервной системы (ЦНС) и ганглия периферической нервной системы (ПНС), которые связаны или функционально объединены в нервной системе, выполняют специфические физиологические функции.

Литература:

1. Мак-Каллок У.С., Питтс У. Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности // Автоматы, под ред. Шеннона К.Э. и Маккарти Дж. М.: ИЛ, 2003. С. 362 - 384.
2. Минский М., Пейперт С. Перцептроны./ Минский М. Мир, 2001. 234 с.
3. Розенблат Ф. Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга. Мир, 2004, 248 с.
4. С. Короткий, "Нейронные сети: Алгоритм обратного распространения". СПб, 2002, 328 с.
5. С. Короткий, "Нейронные сети: Основные положения. СПб, 2002. 357 с.
6. Фролов А.А., Муравьев И.П. Информационные характеристики нейронных сетей. М.: Наука, 2005, 160 с.
7. Фролов А.А., Муравьев И.П. Нейронные модели ассоциативной памяти. М.: Наука, 2004, 160 с.

1. Мак-Каллок У.С., Питтс У. Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности // Автоматы, под ред. Шеннона К.Э. и Маккарти Дж. М.: ИЛ, 2003. С. 362 - 384. [↑](#)

2. 1. Минский М., Пейперт С. Перцептроны./ Минский М. Мир, 2001. 234 с.

[↑](#)

3. Розенблат Ф. Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга. Мир, 2004, 248 с. [↑](#)

4. 1. С. Короткий, "Нейронные сети: Алгоритм обратного распространения". СПб, 2002, 328 с.
2. С. Короткий, "Нейронные сети: Основные положения. СПб, 2002. 357 с.
3. Фролов А.А., Муравьев И.П. Информационные характеристики нейронных сетей. М.: Наука, 2005, 160 с.
4. Фролов А.А., Муравьев И.П. Нейронные модели ассоциативной памяти. М.: Наука, 2004, 160 с.

[↑](#)