

Лекция по дисциплине «Нейронные сети»

Лекция 1.2 Формальная модель искусственного нейрона. 1 час

Цель: - Рассмотреть формальную модель искусственного нейрона

- Изучить преимущества и недостатки

План: - Классификация искусственных нейронов

- Классификация нейронных сетей

Искусственный нейрон представляет собой абстрактный компьютер, состоящий из трех блоков (умножитель, сумматор, преобразователь), и позволят производить переработку входных сигналов на выходные сигналы с учетом значений начального состояния, соответствующих весов синаптических связей и функции активации.

В общем случае искусственный нейрон имеет $n \geq 1$ входов и к синапсам этих входов поступает вектор входных сигналов после прохождения синапсов сигналы изменяются пропорционально вектору весов синапсов, т.е. получается. Измененные входные сигналы через дендриты поступают к соме, где получается суммарный импульс, называемый уровнем активации. Активацию вызывает определенная функция f , называемая функцией активации. После действия функции активации уровень активации сравнивается с некоторым пороговым значением. Если значение уровня активации превышает этот порог, то нейрон возбуждается и формирует выходной сигнал u .

В общем случае значения входного сигнала, веса и смещения являются действительными числами. Значение выходного сигнала определяется видом функции активации и может быть, как действительным, так и целым числом.

Структурная схема искусственного нейрона Мак-Каллока и Питтса показана на рисунке П.1.4.

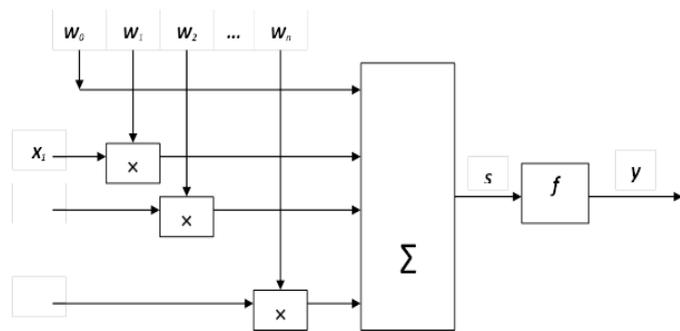


Рисунок II.1.4. Структурная схема нейрона МакКаллока и Питтса.

Искусственный нейрон Мак-Каллока и Питтса действует по следующему алгоритму:

1. Перед началом работы на блок сумматора подается значение сигнала начального состояния (смещения - bias) ;
2. В блоке умножителя значение каждого входного сигнала умножается на соответствующее значение веса синапса , $i= 1,2,\dots,n$;
3. В сумматоре все значения взвешенных входных сигналов (произведения значений входных сигналов и весов) и значение сигнала начального состояния суммируются, определяя уровень активации нейрона ;
4. Взвешенная сумма (результат суммирования) s подается на блок функционального преобразователя f , где вырабатывается значения выходного сигнала с учетом заданного порогового значения $y = f(s)$, если имеется функция активации, в противном случае выходной сигнал будет равен взвешенной сумме s , полученной на предыдущем шаге.

Тогда математическую модель искусственного нейрона Мак-Каллок и Питтса можно представить в виде

где x_i – входной сигнал, w_i – вес синапса, w_0 – сигнал начального состояния, s – сумма, y – выходной сигнал, f – функция активации, n – число входов (весов), при i -тая синаптическая связь является возбуждающей (тормозящей), если значение веса w_i положительное (отрицательное), $i=1, 2, \dots, n$.

Для решения с помощью искусственного нейрона реальных задач, необходимо нормализовать значения входных данных. Нормализация

входных данных - это процесс, при котором все входные данные проходят процесс "выравнивания", т.е. приведения к интервалу $[0,1]$ или $[-1,1]$.

Если не провести нормализацию, то входные данные будут оказывать дополнительное влияние на нейрон, что приведет к неверным решениям. Другими словами, как можно сравнивать величины разных порядков?

В общем виде формула нормализации выглядит так:

$$(II.1.41)$$

где x - значение, подлежащее нормализации, $[a,b]$ - интервал значений x , $[c,d]$ - интервал, к которому будет приведено значение x .

Поясним сказанное на примере. Пусть есть n входных данных из интервала $[0,10]$, тогда

Данные будем приводить к интервалу $[0,1]$, тогда $x_{norm} = \frac{x - a}{b - a} \cdot (d - c) + c$. Подставив все значения в формулу (II.1.41), можно вычислить для любого x из n входных данных нормализованные значения x_{norm} .

Сначала мы указываем крайние значения для выходного значения, после получаем минимальное и максимальное значения индикатора (копирование данных с индикатора пропущено, но к примеру, там может быть 10 последних значений). Последним шагом произведем в цикле нормализацию каждого входного элемента (значения индикатора на различных барах) и сохраним в массив для дальнейшей работы с ним.

В модели Мак-Каллок-Питтса отсутствуют временные задержки входных сигналов, поэтому значение s определяет полное внешнее возбуждение, воспринятое нейроном. Отклик нейрона далее описывается по принципу "все или ничего", т. е. переменная подвергается нелинейному пороговому преобразованию, при котором выход (состояние активации нейрона) u устанавливается равным единице, если взвешенная сумма больше порогового значения s и выход u равняется нулю в обратном случае. Значение порога γ (часто полагаемое равным нулю) также хранится в локальной памяти.

Таким образом, в модели Мак-Каллок-Питтса используется пороговая функция активации:

Свойства функции активации оказывают определяющее влияние на выбор способа обучения нейрона, заключающегося в подборе весовых коэффициентов. Выделяют два подхода: обучение с учителем (supervised learning) и обучение без учителя (unsupervised learning).

При обучении с учителем предполагается, что, помимо входных сигналов x_i , известны также и ожидаемые выходные сигналы нейрона d_i . Подбор весов организуется так, чтобы фактические выходные сигналы нейрона y_i принимали бы значения, как можно более близкие к ожидаемым значениям d_i .

Если такой подход невозможен, то применяют стратегию обучения без учителя. Подбор весовых коэффициентов в этом случае проводится на основании, либо конкуренции нейронов между собой, либо с учетом корреляции обучающих и выходных сигналов. При этом на этапе адаптации нейрона невозможно спрогнозировать его выходные сигналы.

Структура, представленная на рисунке П.1.4. является стандартной моделью искусственного нейрона. Большинство математических моделей созданы в соответствии с принципами функционирования биологических нейронов и основываются на стандартной модели Мак-Каллок-Питтса, например, персептрон, сигмоидальный нейрон.

Позже разработчики искусственных нейронов предложили несколько нестандартные детерминированные модели искусственного нейрона (паде-нейрон, нейрон с квадратичным сумматором, адаптивный линейный нейрон, сигма-пи нейрон, WTA, Хебба, Гроссберга, нейрон со счетчиком совпадений и др.), а также стохастическую (вероятностную) модель нейрона.

Кроме того, заметим, что если значения входного сигнала, веса синапса и смещения являются:

- 1) произвольными вещественными числами и к ним применяются вещественная арифметика, то говорим о вещественных нейронах;

2) логическими значениями 0 или 1 и к ним применяются логические операции, то речь идет о логических нейронах;

3) числами в интервале $[0, 1]$ и к ним применяются операции нечеткой (fuzzy) логики, то имеем дело с нечеткими нейронами.

Для иллюстрации рассмотрим конкретный пример. Пусть нейрон получает на вход сигнал, уровни которого равны X . Соответствующие веса связей равны W . Вычислить выходное значение нейрона j для полулинейного нейрона $\alpha = 3$.

Дано:

$X = (1,3; 2,3; - 3)$; $W = (0,2; 0,6; - 0,02)$, $w_0 = -1,2$.

Функция активации:

Решение:

Функционирование нейрона можно описать следующей парой уравнений

, ,

где x_j – входные сигналы; w_{ij} – веса синаптических связей; θ_j – порог; s_j – взвешенная сумма; $f(s)$ – функция активации; y_j – выходной сигнал нейрона.

Имеем:

Вопросы:

1. Какие значения могут иметь входные сигналы, веса и смещения?
2. Что подается перед началом работы на блок сумматора?
3. В каком случае синаптическая связь будет возбуждающей или тормозящей?
4. Какая роль выполняет функция активации?
5. К чему приведет подача не нормализованных входных данные?
6. Какие нестандартные детерминированные модели искусственного нейрона были предложены разработчиками позже?

II.1.5. Классификация искусственных нейронов

В этом параграфе рассматривается классификация искусственных нейронов в зависимости от различных критериев, показывающиеся приводятся

примеры, предложены задания, сформулированы вопросы. При формировании подготовке учебного материала данного параграфа были использованы следующие источники [1-9].

Искусственных нейронов можно разделять классифицируют в зависимости от их положения в сети, от их типов, оперируемых данных, от способов описания их модели нейрона и от их способов их аппаратной реализации.

Искусственные нейроны в зависимости от их положения (роли) в сети подразделяются на входные нейроны, промежуточные нейроны и выходные нейроны.

Входные (рецепторные) нейроны принимают входной вектор, кодирующий исходный сигнал и не выполняют операций над ним, а просто передают закодированный исходный сигнал на выход, возможно, усилив или ослабив его.

Выходные (эффektorные) нейроны представляют выходные сигналы сети. В выходных нейронах могут производиться какие-либо операции над выходными сигналами.

Промежуточные нейроны выполняют основные операции над исходным и промежуточным сигналом.

Искусственные нейроны по типу обрабатываемых данных подразделяются на числовые нейроны и логические нейроны.

Числовые нейроны оперируют с числовыми данными, представленными в форме действительных чисел. Допускается использование целых чисел при решении некоторых задач распознавания образов.

Логические нейроны оперируют с логическими данными. Причем, если значением логических данных являются только 0 или 1, то речь идет о двоичном логическом нейроне, использующем операции классической (булевой) логики. В случае, когда значения логических данных находятся в интервале $[0,1]$, то мы имеем дело с нечетким логическим нейроном, который использует операции нечеткой логики.

Искусственные нейроны в зависимости от их аппаратной реализации подразделяются на цифровые и аналоговые нейроны.

Цифровые нейроны реализуются микросхемами средней и высокой степени интеграции, при этом на кристалле реализуется непосредственно нейронная сеть, т. е. отдельные нейроны не выделяются как самостоятельные единицы, т.к. цифровую модель разрабатывают для решения конкретной задачи, которую невозможно решить с помощью одного нейрона.

Аналоговые нейроны позволяют воспроизводить пространственное и временное суммирование возбуждающих сигналов, свойства абсолютной и относительной рефрактерности (невосприимчивости), процессы переработки информации в отдельном нейроне и при взаимодействии нейронов. Аналоговую модель рассматривают как устройство, состояние которого может непрерывно меняться от полного покоя до некоторого максимального уровня возбуждения.

Искусственные нейроны в зависимости от способов описания их модели подразделяются на формальные модели, физиологические модели и феноменологические модели нейрона.

Формальные модели нейрона отличаются хорошо разработанным математическим аппаратом, но игнорируют многие свойства своего биологического прототипа.

Физиологические модели нейрона отличаются количественным описанием поведения нейрона, порождены из экспериментов над биологическими нейронами.

Феноменологические модели нейронов не имеют строгой математической и опытной базы.

Формальные модели нейронов, в свою очередь, тоже также могут быть разделены в зависимости от изменяемости весов входов, от вида функции активации и от вероятности значения выходного сигнала.

По изменяемости весов нейроны подразделяются на нейроны с неизменными весами входов, нейроны с управляемыми весами входов,

нейроны с перестраивающимися весами в зависимости от входного по данному каналу сигнала, нейроны с изменяющимися весами под влиянием выходного сигнала.

В зависимости от вероятности значения выходного сигнала нейроны подразделяются на детерминированные модели нейрона и стохастические модели нейрона.

В дальнейшем мы будем рассматривать только формальные модели нейрона.

II.1.5. Вопросы:

1. По какому критерию подразделены входные нейроны, промежуточные нейроны и выходные нейроны?
2. По какому критерию подразделены числовые нейроны и логические нейроны нейроны?
3. По какому критерию подразделены формальные модели, физиологические модели, феноменлогические модели?
4. По какому критерию подразделены нейроны с неизменными весами входов, нейроны с управляемыми весами входов, нейроны с перестраивающимися весами в зависимости от входного по данному каналу сигнала, нейроны с изменяющимися весами под влиянием выходного сигнала?
5. По какому критерию подразделены детерминированные модели нейрона и стохастические модели нейрона?