

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ Н. Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

**НЕЙРОННЫЕ СЕТИ. ОБУЧЕНИЕ БЕЗ УЧИТЕЛЯ И
КЛАСТЕРИЗАЦИЯ ДАННЫХ**

РЕФЕРАТ

студента 5 курса 531 группы
направления 10.05.01 — Компьютерная безопасность
факультета КНиИТ
Стаина Романа Игоревича

Проверил
доцент

И. И. Слеповичев

Саратов 2023

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
1 Обучение без учителя	4
1.1 Сигнальный метод обучения Хебба.....	4
1.1.1 Алгоритм обучения с применением метода Хебба	4
2 Кластеризация данных	6
2.1 Метод k-средних	6
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	7

ВВЕДЕНИЕ

Алгоритмы обучения с учителем нейронных сетей подразумевают наличие некоего внешнего звена, предоставляющего сети, кроме входных, также и целевые выходные образы. Для их успешного функционирования необходимо наличие экспертов, создающих на предварительном этапе для каждого входного образа эталонный выходной. Обучения без учителя, наоборот, не требует разметки данных. Система старается сама найти в них общие признаки и связи.

Нейронные сети, обученные без учителя, чаще всего используются для задачи кластеризации данных, где выборка объектов разбивается на непересекающиеся подмножества, называемые кластерами, так, чтобы каждый кластер состоял из схожих объектов, а объекты разных кластеров существенно отличались.

Кластеризация обычно применяется для следующих целей:

- Визуализация данных (наглядное представление многомерных данных).
- Сегментация рынка (определение типов клиентов).
- Рекомендательные системы (на основе кластеризации пользователей можно предлагать им товары или услуги, которые могут их заинтересовать).
- Объединение близких точек на карте (может использоваться для сжатия изображений).
- Обнаружение выбросов (помогает выявить аномальные значения в наборе данных и устранить их).

1 Обучение без учителя

<https://tproger.ru/articles/kak-rabotaet-obuchenie-bez-uchitelya>

1.1 Сигнальный метод обучения Хебба

<https://nauchniestati.ru/spravka/obuchenie-hebba/>

<https://masters.donntu.ru/2006/kita/chvala/library/N3.pdf>

Сигнальный метод обучения Хебба заключается в изменении весов по следующему правилу:

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t - 1) + \alpha \cdot y_i^{(n-1)} \cdot y_j^{(n)} \quad (1)$$

где $y_i^{(n-1)}$ – выходное значение нейрона i слоя $(n - 1)$, $y_j^{(n)}$ – выходное значение нейрона j слоя n ; $w_{ij}(t)$ и $w_{ij}(t - 1)$ – весовой коэффициент синапса, соединяющего эти нейроны, на итерациях t и $t - 1$ соответственно, α – коэффициент скорости обучения. Здесь и далее, для общности, под n подразумевается произвольный слой сети. При обучении по данному методу усиливаются связи между возбужденными нейронами.

Существует также и дифференциальный метод обучения Хебба.

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t - 1) + \alpha \cdot [y_i^{(n-1)}(t) - y_i^{(n-1)}(t - 1)] \cdot [y_j^{(n)}(t) - y_j^{(n)}(t - 1)] \quad (2)$$

Здесь $y_i^{(n-1)}(t)$ и $y_i^{(n-1)}(t - 1)$ – выходное значение нейрона i слоя $n - 1$ соответственно на итерациях t и $t - 1$; $y_j^{(n)}(t)$ и $y_j^{(n)}(t - 1)$ – то же самое для нейрона j слоя n . Как видно из формулы (2), сильнее всего обучаются синапсы, соединяющие те нейроны, выходы которых наиболее динамично изменились в сторону увеличения.

1.1.1 Алгоритм обучения с применением метода Хебба

1. На стадии инициализации всем весовым коэффициентам присваиваются небольшие случайные значения.
2. На входы сети подается входной образ, и сигналы возбуждения распространяются по всем слоям согласно принципам классических прямопоточных сетей, то есть для каждого нейрона рассчитывается взвешенная сумма его входов, к которой затем применяется функция активации нейрона, в результате чего получается выходное значение $y_i^{(n)}$, $i = 0, \dots, M_i - 1$, где

M_i – число нейронов в слое i ; $n = 0, \dots, N - 1$, а N – число слоёв в сети.

3. На основании полученных выходных значений нейронов по формуле (1) или (2) производится изменение весовых коэффициентов.
4. Цикл с шага 2, пока выходные значения сети не стабилизируются с заданной точностью.

Применение этого способа определения завершения обучения, отличного от использовавшегося для сети обратного распространения, обусловлено тем, что подстраиваемые значения синапсов фактически не ограничены.

На втором шаге цикла попеременно предъявляются все образы из входного набора. Следует отметить, что вид откликов на каждый класс входных образов не известен заранее и будет представлять собой произвольное сочетание состояний нейронов выходного слоя, обусловленное случайным распределением весов на стадии инициализации. Вместе с тем, сеть способна обобщать схожие образы, относя их к одному классу. Тестирование обученной сети позволяет определить топологию классов в выходном слое. Для приведения откликов обученной сети к удобному представлению можно дополнить сеть одним слоем, который, например, по алгоритму обучения однослойного перцептрона необходимо заставить отображать выходные реакции сети в требуемые образы.

2 Кластеризация данных

Кластеризация

<https://www.mathnet.ru/links/9a5e61bf9982a36450ce37e839a997ca/at11199.pdf>

2.1 Метод k-средних

https://www.elibrary.ru/download/elibrary_30574809_10614907.pdf

https://ru.wikipedia.org/wiki/Метод_k-средних

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, обучение без учителя – это процесс обучения модели на основе неразмеченных данных, где нет известных меток или целевых переменных. В этом случае модель ищет скрытые структуры и закономерности в данных, чтобы создать представление или кластеризацию данных.

Преимуществами данного метода обучения являются:

1. Извлечение скрытых структур. Обучение без учителя позволяет модели извлекать скрытые структуры и паттерны из данных, что может быть полезно для обнаружения новых знаний и понимания данных.
2. Работа с большими объемами данных. Обучение без учителя может быть эффективным при работе с большими объемами данных, поскольку нет необходимости размечать каждый пример.
3. Автоматическое обучение. Обучение без учителя позволяет модели самостоятельно находить паттерны и структуры в данных, без необходимости вручную определять правильные ответы.

Недостатки:

1. Неопределенность результатов. Результаты обучения без учителя могут быть менее интерпретируемыми и требуют дополнительного анализа и проверки.
2. Трудность оценки. Оценка качества модели в обучении без учителя может быть сложной, поскольку нет явных правильных ответов для сравнения.
3. Необходимость предварительной обработки данных. В обучении без учителя может потребоваться предварительная обработка данных для удаления шума или выбросов, что может быть трудоемким процессом.