



HybridTech 31 января 2018 в 20:39

# Сверточная нейронная сеть, часть 2: обучение алгоритмом обратного распространения ошибки

Машинное обучение \*

В [первой части](#) были рассмотрены: структура, топология, функции активации и обучающее множество. В этой части попробую объяснить как происходит обучение сверточной нейронной сети.

## Обучение сверточной нейронной сети

На начальном этапе нейронная сеть является необученной (ненастроенной). В общем смысле под обучением понимают последовательное предъявление образа на вход нейросети, из обучающего набора, затем полученный ответ сравнивается с желаемым выходом, в нашем случае это 1 – образ представляет лицо, минус 1 – образ представляет фон (не лицо), полученная разница между ожидаемым ответом и полученным является результатом функции ошибки (дельта ошибки). Затем эту дельту ошибки необходимо распространить на все связанные нейроны сети.

Таким образом обучение нейронной сети сводится к минимизации функции ошибки, путем корректировки весовых коэффициентов синаптических связей между нейронами. Под функцией ошибки понимается разность между полученным ответом и желаемым. Например, на вход был подан образ лица, предположим, что выход нейросети был 0.73, а желаемый результат 1 (т.к. образ лица), получим, что ошибка сети является разницей, то есть 0.27. Затем веса выходного слоя нейронов корректируются в соответствии с ошибкой. Для нейронов выходного слоя известны их фактические и желаемые значения выходов. Поэтому настройка весов связей для таких нейронов является относительно простой. Однако для нейронов предыдущих слоев настройка не столь очевидна. Долгое время не было известно алгоритма распространения ошибки по скрытым слоям.

## Алгоритм обратного распространения ошибки

Для обучения описанной нейронной сети был использован алгоритм обратного распространения ошибки (backpropagation). Этот метод обучения многослойной нейронной сети называется обобщенным дельта-правилом. Метод был предложен в 1986 г. Румельхартом, Макклеландом и Вильямсом. Это ознаменовало возрождение интереса к нейронным сетям, который стал угасать в начале 70-х годов. Данный алгоритм является первым и основным практически применимым для обучения многослойных нейронных сетей.

для выходного слоя корректировка весов и умножена на единицу, но для скрытых слоев должно произойти по-другому. Веса скрытого нейрона должны изменяться прямо пропорционально ошибке тех нейронов, с которыми данный нейрон связан. Вот почему обратное распространение этих ошибок через сеть позволяет корректно настраивать веса связей между всеми слоями. В этом случае величина функции ошибки уменьшается и сеть обучается.

Основные соотношения метода обратного распространения ошибки получены при следующих обозначениях:

$E_p$  — величина функции ошибки для образа  $p$ ;

$t_{pj}$  — желаемый выход нейрона  $j$  для образа  $p$ ;

$y_{pj}$  — активированный выход нейрона  $j$  для образа  $p$ ;

$s_{pj}$  — взвешенная сумма выходов связанных нейронов предыдущего слоя на вес связи, по-другому еще обозначается как неактивированное состояние нейрона  $j$  для образа  $p$ ;

$w_{pj}$  — вес связи между  $i$  и  $j$  нейронами.

Величина ошибки определяется по формуле 2.8 среднеквадратичная ошибка:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - y_{pj})^2, \quad (2.8)$$

где  $E_p$  — величина функции ошибки для образа  $p$ ;

$t_{pj}$  — желаемый выход нейрона  $j$  для образа  $p$ ;

$y_{pj}$  — активированный выход нейрона  $j$  для образа  $p$ .

Неактивированное состояние каждого нейрона  $j$  для образа  $p$  записывается в виде взвешенной суммы по формуле 2.9:

$$s_{pj} = \sum_i w_{ij} y_{pi} , \quad (2.9)$$

где  $s_{pj}$  — взвешенная сумма выходов связанных нейронов предыдущего слоя на вес связи, по-другому еще обозначается как неактивированное состояние нейрона  $j$  для образа  $p$ ;

$w_{ij}$  — вес связи между  $i$  и  $j$  нейронами;

$y_{pi}$  — активированный состояние нейрона  $i$  предыдущего слоя для образа  $p$ .

Выход каждого нейрона  $j$  является значением активационной функции

$\sigma$ , которая переводит нейрон в активированное состояние. В качестве функции активации может использоваться любая непрерывно дифференцируемая монотонная функция. Активированное состояние нейрона вычисляется по формуле 2.10:

$\sigma$

В качестве метода минимизации ошибки используется метод градиентного спуска, суть этого метода сводится к поиску минимума (или максимума) функции за счет движения вдоль вектора градиента. Для поиска минимума движение должно быть осуществляться в направлении антиградиента. Метод градиентного спуска в соответствии с рисунком 2.7.


$\sigma$

Градиент функции потерь представляет из себя вектор частных производных, вычисляющийся по формуле 2.11:

$\sigma$

Производную функции ошибки по конкретному образу можно записать по правилу цепочки, формула 2.12:

$\sigma$

Ошибка нейрона  обычно записывается в виде символа  $\delta$  (дельта). Для выходного слоя ошибка

определена в явном виде, если взять производную от формулы 2.8, то получим  $t$  минус  $y$ , то есть разницу между желаемым и полученным выходом. Но как рассчитать ошибку для скрытых слоев? Для решения этой задачи, как раз и был придуман алгоритм обратного распространения ошибки. Суть его заключается в последовательном вычислении ошибок скрытых слоев с помощью значений ошибки выходного слоя, т.е. значения ошибки распространяются по сети в обратном направлении от выхода к входу.

Ошибка  $\delta$  для скрытого слоя рассчитывается по формуле 2.13:



Алгоритм распространения ошибки сводится к следующим этапам:

- прямое распространение сигнала по сети, вычисления состояния нейронов;
- вычисление значения ошибки  $\delta$  для выходного слоя;
- обратное распространение: последовательно от конца к началу для всех скрытых слоев вычисляем  $\delta$  по формуле 2.13;
- обновление весов сети на вычисленную ранее  $\delta$  ошибки.

Алгоритм обратного распространения ошибки в многослойном персептроне продемонстрирован ниже:



До этого момента были рассмотрены случаи распространения ошибки по слоям персептрона, то есть по выходному и скрытому, но помимо них, в сверточной нейросети имеются подвыборочный и сверточный.

## Расчет ошибки на подвыборочном слое

Расчет ошибки на подвыборочном слое представляется в нескольких вариантах. Первый случай, когда подвыборочный слой находится перед полносвязным, тогда он имеет нейроны и связи такого же типа, как в полносвязном слое, соответственно вычисление  $\delta$  ошибки ничем не отличается от вычисления  $\delta$  скрытого слоя. Второй случай, когда подвыборочный слой находится перед сверточным, вычисление  $\delta$  происходит путем обратной свертки. Для понимания обратной свертки, необходимо сперва понять обычную свертку и то, что скользящее окно по карте признаков (во время прямого распространения сигнала) можно интерпретировать, как обычный скрытый слой со связями между нейронами, но главное отличие — это то, что эти связи разделяемы, то есть одна связь с конкретным значением веса может быть у нескольких пар нейронов, а не только одной. Интерпретация операции свертки в привычном многослойном виде в соответствии с рисунком 2.8.



Рисунок 2.8 — Интерпретация операции свертки в многослойный вид, где связи с одинаковым цветом

имеют один и тот же вес. Синим цветом обозначена подвыборочная карта, разноцветным – синаптическое ядро, оранжевым – получившаяся свертка

Теперь, когда операция свертки представлена в привычном многослойном виде, можно интуитивно понять, что вычисление дельт происходит таким же образом, как и в скрытом слое полносвязной сети. Соответственно имея вычисленные ранее дельты сверточного слоя можно вычислить дельты подвыборочного, в соответствии с рисунком 2.9.



Рисунок 2.9 — Вычисление  $\delta$  подвыборочного слоя за счет  $\delta$  сверточного слоя и ядра

**Обратная свертка** – это тот же самый способ вычисления дельт, только немного хитрым способом, заключающийся в повороте ядра на 180 градусов и скользящем процессе сканирования сверточной карты дельт с измененными краевыми эффектами. Простыми словами, нам необходимо взять ядро сверточной карты (следующего за подвыборочным слоем) повернуть его на 180 градусов и сделать обычную свертку по вычисленным ранее дельтам сверточной карты, но так чтобы окно сканирования выходило за пределы карты. Результат операции обратной свертки в соответствии с рисунком 2.10, цикл прохода обратной свертки в соответствии с рисунком 2.11.



Рисунок 2.10 — Результат операции обратной свертки



Рисунок 2.11 — Повернутое ядро на 180 градусов сканирует сверточную карту

## Расчет ошибки на сверточном слое

Обычно впередиидущий слой после сверточного это подвыборочный, соответственно наша задача вычислить дельты текущего слоя (сверточного) за счет знаний о дельтах подвыборочного слоя. На самом деле дельта ошибка не вычисляется, а копируется. При прямом распространении сигнала нейроны подвыборочного слоя формировались за счет неперекрывающегося окна сканирования по сверточному слою, в процессе которого выбирались нейроны с максимальным значением, при обратном распространении, мы возвращаем дельту ошибки тому ранее выбранному максимальному нейрону, остальные же получают нулевую дельту ошибки.

## Заключение

Представив операцию свертки в привычном многослойном виде (рисунок 2.8), можно интуитивно понять, что вычисление дельт происходит таким же образом, как и в скрытом слое полносвязной сети.

## Источники

[Алгоритм обратного распространения ошибки для сверточной нейронной сети](#)

Обратное распространение ошибки в сверточных слоях

Обратное распространение ошибки в сверточных слоях  
раз и два

Обратное распространение ошибки в персептроне

Еще можно почитать в РГБ диссертацию Макаренко: АЛГОРИТМЫ И ПРОГРАММНАЯ СИСТЕМА КЛАССИФИКАЦИИ

Теги: Обучение сверточной нейросети, convolution learning, back propagation, обратное распространение ошибки

Хабы: Машинное обучение

## Редакторский дайджест

Присылаем лучшие статьи раз в месяц



12

Карма

0

Рейтинг

Иван Голиков @HybridTech

Пользователь

Комментарии 34

Реклама

Доступны в лизинг  
и Trade-in для  
юридических лиц.

iPort

ООО «Портативная техника», юр.адрес: 190031,  
Санкт-Петербург, наб. реки Фонтанки, д.109,  
литер А, пом. 13Н, ОГРН № 1057811930298.

Суперсила  
профессионалов.



MacBook Pro

ПОХОЖИЕ ПУБЛИКАЦИИ

10 января 2020 в 15:46

## Знакомимся с методом обратного распространения ошибки

◆ +13

👁 15K

📖 116

💬 0

20 октября 2013 в 19:29

## Алгоритм обучения многослойной нейронной сети методом обратного распространения ошибки (Backpropagation)

◆ +10

👁 269K

📖 409

💬 29 +29

2 ноября 2012 в 19:38

## Локальная скорость обучения весов нейронов в алгоритме обратного распространения ошибки

◆ +17

👁 14K

📖 128

💬 7 +7

### МИНУТОЧКУ ВНИМАНИЯ

[Разместить](#)



Город, которого нет: OFDMA, MU-MIMO и 802.11ax



Как разрабы в Т-позе распутывали IT-системы

### ВАКАНСИИ

#### Machine Learning/NLP Engineer

до 3 800 \$ · Linguix AI-based writing assistant · Можно удаленно

#### Machine Learning Engineer

от 250 000 до 400 000 ₽ · xCritical Software · Можно удаленно

#### Senior Machine Learning Engineer

от 300 000 до 400 000 ₽ · Nexus FrontierTech Ltd · Можно удаленно

#### Senior NLP/ML Developer

Senior.NET / ME Developer

от 400 000 ₽ · Social Discovery Ventures · Можно удаленно

## Senior Data Scientist

от 250 000 до 400 000 ₽ · xCritical Software · Можно удаленно

[Больше вакансий на Хабр Карьере](#)

### ЛУЧШИЕ ПУБЛИКАЦИИ ЗА СУТКИ

вчера в 15:34

#### О форме Земли: тыква или дыня? Геодезия и отвага

◆ +55

👁 4.5K

🔖 18

💬 8 +8

вчера в 14:02

#### Доказательная медицина в оториноларингологии за последние 10 лет (мифы и что вы не знали про это)

◆ +46

👁 8.7K

🔖 71

💬 40 +40

вчера в 10:05

#### Вторая лунная гонка. Что получают завоеватели?

◆ +44

👁 9.6K

🔖 33

💬 33 +33

вчера в 11:58

#### Смерть легионера. Серия «Жертвы Везувия», часть 1

◆ +43

👁 5.2K

🔖 9

💬 9 +9

вчера в 20:57

#### Металлогалогенные лампы: маленькое домашнее солнце

◆ +39

👁 6.4K

🔖 20

💬 44 +44






# MacBook Pro. Суперсила профессионалов.



## Оформите расширенную гарантию с iPort+ Business.

ООО «Портативная техника»,  
юр.адрес: 190031, Санкт-Петербург,  
наб. реки Фонтанки, д.109, литер А,  
пом. 13Н, ОГРН № 1057811930296.

**iPort**  Premium  
Reseller

ЧИТАЮТ СЕЙЧАС

«Сбер» оказался недоволен производительностью российских серверов на базе процессоров «Эльбрус-8С»

 31K  118 +118


Непереводимые слова: 7 русских лексем, которых не хватает в английском

 15K  54 +54


Авторы коллективного иска против Apple утверждают, что Apple Watch опасно носить

 5.6K  5 +5

Кризис видеокарт — что делать и кто виноват

 5.7K  32 +32

Госкорпорация Ростех показала беспилотник С-70 «Охотник» с плоским реактивным соплом

 5.8K  14 +14

Турбо

РАБОТА

Data Scientist  
144 вакансии

Все вакансии

Ваш аккаунт

Войти  
Регистрация

Разделы

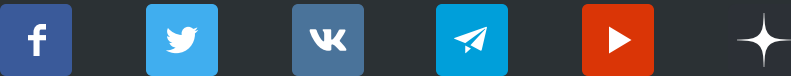
Публикации  
Новости  
Хабы  
Компании  
Авторы  
Песочница

Информация

Устройство сайта  
Для авторов  
Для компаний  
Документы  
Соглашение  
Конфиденциальность

Услуги

Реклама  
Тарифы  
Контент  
Семинары  
Мегапроекты



Настройка языка

О сайте

Техническая поддержка

Вернуться на старую версию