

Конспекты по методам оптимизации

Анатолий Коченюк, Георгий Каданцев, Константин Бац

2022 год, семестр 4

1 О предмете

Слова оптимизация просисходит от слова *optimus* — поиск наилучшего решения.

Чем эта дисциплина занимается?

Поиск минимума или максимума какой-либо функции. $f(x) \rightarrow \min(\max)$.

Например, $f(x)$ — стоимость, которую мы хотим минимизировать.

Обычно мы бдуем рассматривать функции, действующие из множества в числа, $f : A \rightarrow \mathbb{R}$.

Поиск решения задачи, где у нас оптимизируется несколько параметро — многокритериальная оптимизация.

Во многокритериальную оптимизацию сильно углубляться мы не будем.

Методы математической оптимизации также называют математическим программированием (программирование \equiv поиск оптимального плана).

1.1 Какого вида может быть функция f ?

1.1.1 Линейная

Пусть $f(x) = \varphi \cdot x$.

Как правило, есть дополнительные ограничения $A \cdot x = b$ (A — матрица, b — вектор). $x_i \geq 0$.

Пример (Транспортная задача). Есть n складов, m магазинов как эффективнее организовать логику?

Вообще, бывают задачи, где ограничения есть и где их нет.

1.1.2 Квадратичная функция

Пусть $f(x) = \varphi \cdot x + x^T \cdot \theta \cdot x$.

Простейшая задача — линейная регрессия. При помощи линейной функции покрыть множество точек, так чтобы сумма квадратов отклонений была минимальным.

Так как квадратичная функция выпукла, то ответ, обычно, бывает один.

В более сложных случаях глобальных минимумов может не быть и придется искать локальные минимумы.

1.1.3 Нельнейная функция

$f(X) \rightarrow \min, f(X) \rightarrow \mathbb{R}$. Иногда, функция может быть дискретной. Например, в задачах динамического программирования.

Пример. Пусть есть окружность с радиусом R , нужно вписать в него прямоугольник со сторонами a и b .

$f = a \cdot b$. Ограничение $\sqrt{a^2 + b^2} = 2R$.

Пример. Обучеение различных моделей машинного обучения.

1.2 Методы решения

Иногда можно решить аналитически или в явном виде.

Но, это получается отнюдь не всегда.

Определение 1.2.1 (Итерационные методы решения). Позволяют на каждом своем шаге как-то уточнять результаты решения. И таким образом можно получить, возможно, не точное решение, но достаточно близкое к нему.

Пусть есть некоторая функция $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. Методы решения бывают детерминированными и стохастическими.

Один из методов решения – **метод Монте-Карло** (генерируем случайные решения, проверяем, что они подходят, выбираем среди них оптимальный). В этом методе надо вычислять только значение функции.

Еще один метод – **метод имитации отжига**. Мы находимся в точке, выбираем еще одну точку. Смотрим, там значение меньше или больше в зависимости от этого получаем вероятность, что мы туда перейдем.

Классификация методов по порядкам:

- Нулевого порядка – считаем только значение функции;
- Первого порядка – используем градиенты изменения функции;
- Второго порядка – используем вторые производные.

Еще один метод нулевого порядка – **метод Нелдера – Мида** (похоже на симплекс-метод, но для большего множества задач).

И еще один метод нулевого порядка – **эволюционный метод или генетические алгоритмы**. Использование подходов монте-карло с методами эволюции – скрещиванием, мутацией и отбором.

Методы **первого порядка** используют производные или градиенты. Из математического анализа известно, что градиент показывает направление наибольшего роста функции и, следуя туда, можно найти какой-то экстремум.

Самый простейший метод – градиентный спуск. Берем точку начального приближения, считаем в ней градиент и шагаем по направлению градиента. Такой метод сходится. На некоторых классах функции дает достаточно неплохой ответ.

Метод наискорейшего спуска. Считаем градиент в одной точке и там, где в том направлении, где градиент минимальный. Ищем в том направлении минимум и переходим туда.

В методах **второго порядка** используются матрица вторых производных – гессиан. Иногда считать вторые производные достаточно накладно. Поэтому, такие методы применяются достаточно редко и для специфических задач с небольшим количеством параметров.

Один из таких методов – метод ньютона.

Есть **квази-ньютоновские методы**. Они приближают матрицу вторых производных и это позволяет не считать матрицу явно. BFGS.

1.3 Почему Python?

Python на данный момент является стандартом как для научного программирования, так и для, в частности, машинного обучения.

С одной стороны, питон очень простой. С другой стороны, на питоне есть большое количество библиотек.

Да, Python очень медленный. Однако есть библиотеки, например numpy, которые используют оптимальные оптимизации и за счет этого будет большой выигрыш.

1.3.1 Библиотеки для python, без которых жить будет сложно

NumPy – самая важная библиотека. Позволяет работать с многомерными числовыми массивами и выполнять операции над ними.

Зачастую нужно будет сформулировать свой алгоритм так, чтобы он выражался в виде операций над массивами.

Официальный сайт numpy.org/doc/stable.

Broadcasting. В numpy особенное преобразование массивов.

Если умножить число на массив, число неявно превратится в массив и после этого произойдет поэлементное умножение. То же самое есть с массивами разных размерностей.

SciPy Библиотека для научных вычислений на Python. В ней есть много уже готовых алгоритмов, в том числе методов оптимизации.

Сайт scipy.github.io.

Matplotlib Библиотека для построения различных визуализаций, графиков и т.д.

Сайт matplotlib.org

Pandas Библиотека для работы с таблицами и табличными данными.

Сайт pandas.pydata.org

1.3.2 Как работать с python

Есть такое понятие, на **jupyter notebook**. Это интерактивные блокноты в которых можно писать на python или других языках, писать текст с математическими формулами и делать различные визуализации.

Редакторы можно использовать различные. Можно писать в VS Code или PyCharm, еще есть Google Cloud.

```
1 a = [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9]
2 a[-1] # 9
3 a[2:2] # [3, 4]
4 a[::-1] # [9, 8, 7, 6, 5, 4, 3, 2, 1]
```

1.3.3 Использование numpy

```
1 import numpy as np
2 a = np.array([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9])
3 a * 2 # [2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18]
4 [1, 2, 3] + [4, 5, 6] # [1, 2, 3, 4, 5, 6]

1 a = np.arange(0, 10)
2 a # array([0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9])
3 a + 10 # array([10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19])
4 a ** 2 # array([0, 1, 4, 9, 16, 25, 36, 49, 64, 81])
5 np.sin(a) # sin foreach elements
6 np.sum(a) # sum of elements
7 a[a > 3] # [4, 5, 6, 7, 8, 9]
8 a.shape() # (10,)
9 a.reshape(2, 5) # [[0, 1, 2, 3, 4], [5, 6, 7, 8, 9]]
10 a.reshape(2, 5).T # [[0, 5], [1, 6], [2, 7], [3, 8], [4, 9]]
11 a.reshape(2, 5) * [-1, 2] # [[0, 2], [2, 6], [4, 10], [6, 14], [8, 18]]

12
13 b = np.array([[0, 1], [2, 3], [4, 5], [6, 7], [8, 9]])
14 b[:, 0] # [0, 2, 4, 6, 8] -- first column
15 b[0, :] # [0, 1] -- first line
16 b[:2, :2] # [[0, 1], [2, 3]]
17
18 np.array([1, 2, 3, 4, 5])[ :, np.newaxis]
```

Графики

```

1 x = n.linspace(0, 10, 100)
2 plt.plot(x, x) # graphic of f: [0, 10] to [0, 10], f(x) = x
3 plt.plot(x, np.sin(x)) # graphic of f(x) = sin(x)
4
5 x = n.linspace(0, 10, 1000)
6 plt.plot(x, np.sin(x ** 2))
7 plt.grid()
8 plt.xlabel("axis x")
9 plt.title("$\sin x^2$")

```

2 Градиентный спуск

Пусть нам дана функция f . Найдем минимум функции.

Величина **learning rate** – скорость обучения. Сами итерации можно назвать эпохами.

Градиентный спуск может быть стохастическим. В этом случае градиент можно считать не целиком, выбирая только часть каких-то параметров.

Иногда можно иметь шаг не константный, а подбирать его каждый раз при помощи какого-то метода.

Градиент можно вычислять при помощи численных методов. Например, через центральную разность

$$h = \varepsilon, f'_k(X) = \frac{f(X + h \cdot (0, \dots, 1_k, \dots, 0)) - f(X - h \cdot (0, \dots, 1_k, \dots, 0))}{2h}.$$

Еще один важный вопрос – масштабирование. Удобно искать решения, если расстояния при приближении по различным осям примерно равны. Хуже, когда есть вытянутые овраги.

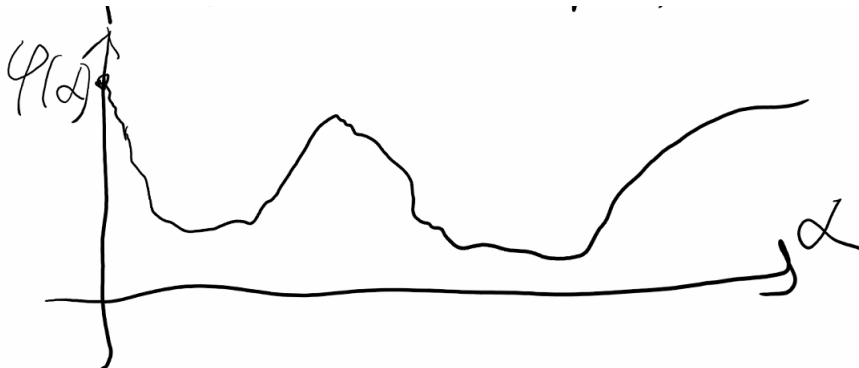
Число обусловленности (condition number). Абсолютное число обусловленности:

$$\lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \sup_{\|\delta x\| \leq \varepsilon} \frac{\|\delta f(x)\|}{\|\delta x\|}.$$

2.1 Одномерные методы оптимизации

Пусть у нас есть функция $f(x)$.

Пусть мы выбрали некоторое направление p . Тогда для оптимизации мы можем рассматривать функцию $\varphi(\alpha) = f(x_k + \alpha p_k), \alpha > 0$.



Наша задача — найти некоторый локальный минимум этой функции.

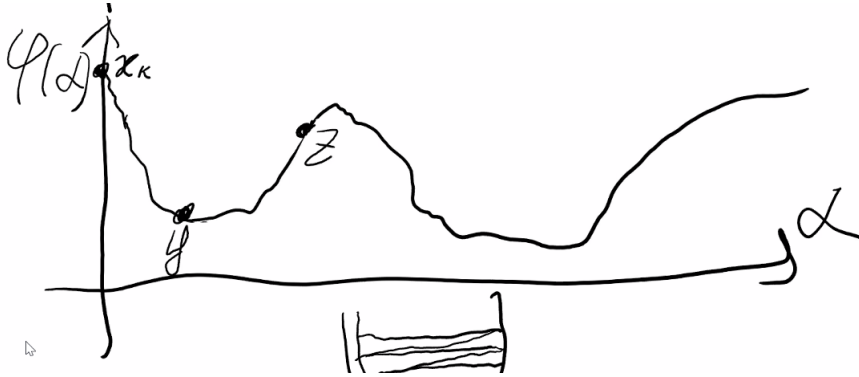
Встает два вопроса:

- Как найти этот минимум?
- Как точно искать этот минимум?

Если вычислять очень точно, мы потратим очень много на это ресурсов. Если искать не точно, есть риск потерять сходимость функции.

Какие бывают методы поиска локального минимума в этой задаче?

Пусть нам известна точка x_k , мы хотим найти еще две точки x, y , в одной из которых (y) функция будет меньше, а в другой (z), больше чем в той (y).



Как правило здесь используют довольно примитивные подходы.

У нас убывает функция, давайте возьмем некоторый шаг α (обычно < 1) и посчитаем $\varphi(\alpha)$.

Если там функция меньше, чем $\varphi(0)$, то мы нашли y . Как найти z . Давайте восколько-нибудь увеличим шаг α , например, в два раза и посчитаем там $\varphi(2\alpha)$. Там может быть $\varphi(2\alpha) > \varphi(\alpha)$, то $z = 2\alpha$. Иначе, пусть $y = 2\alpha$, а z стоит попробовать найти еще раз.

Что делать, если $\varphi(\alpha) > \varphi(0)$. Тогда возьмем $\alpha/2$ и попробуем сделать то же самое.

Допустим, мы нашли некоторый интервал, на котором есть минимум. То есть есть три точки, в средней из которых функция меньше. Один из способов дальнейшего исследования функции — **метод дихотомии**. Возьмем центр этого интервала и изучать поведение функции справа и слева от этой точки: $\varphi\left(\frac{a+b}{2} \pm h\right)$. h — выбирается \pm имперически.



Дальше мы сравниваем значение функции слева и справа ($\pm h$) и переносим ближайшую крайнюю точку в точку с большим значением. На рисунке выше мы перенесли b в точку $\frac{a+b}{2} + h$.

Плюсы такого метода: простой метод (по модулю предположения, что функция унимодальна), считать просто.

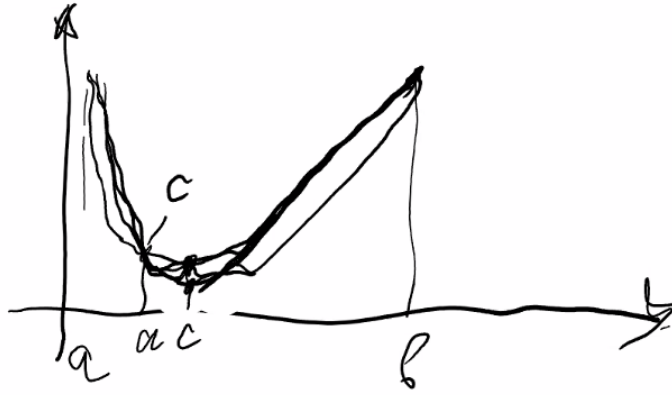
Минусы: не очень сильно эффективен (на каждый шаг два вычисления функции).

Более эффективный метод: метод золотого сечения (метод Фибоначчи).

Еще один из простых, но при некоторых предположениях достаточно эффективный — **метод полиномиальной Аппроксимации**. Предположим, что функция очень близка к какому-то полиному. Самое просто — квадратичному полиному (параболе).

Пусть у нас есть три точки, проведем через них параболу. Теперь аналитически найдем точку минимума этой параболы и в этой точке посмотрим явное поведение нашей функции.

Дальше, так же, как в Дихотомии, сдвинем рассматриваемый отрезок функции и повторим наши действия.

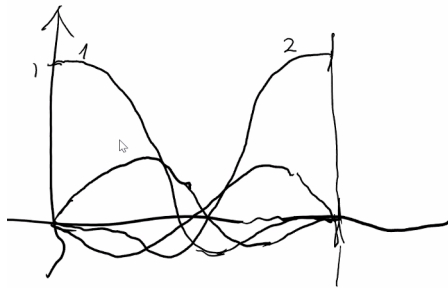


Плюсы: если функция хорошая (достаточно гладкая, вблизи минимума хорошо аппроксимируется вблизи минимума).

Минусы: если функция плохая, будет работать очень не точно.

Еще можно аппроксимировать с использованием **производных**. Пусть в точках a и b мы знаем не только значение φ , но и значение производной φ' .

Для аппроксимации есть эрмитовы полиномы, их 4:



Возьмем: $\varphi(a)E_1 + \varphi(b)E_2 + \varphi'(a)E_3 + \varphi'(b)E_4$.

Плюсы и минусы те же. Кроме того, функция φ должна быть достаточно гладкой, что бы мы могли вычислять ее производные.

Метод Ньютона (метод касательных). Строим касательные (производные), ищем их пересечение с нулем ($\varphi' = 0$). Найденные точки (нули) и есть ответ.

Плюсы: если функция квадратичная (или другая хорошая) будет очень быстро сходиться.

Минусы: нужны вторые производные.

Метод секущих (хорд). Так же, как в методе Ньютона, ищем нули.

2.1.1 Условия Вольфе

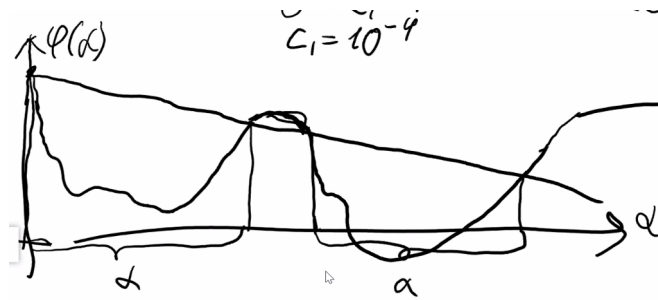
Условия выбора следующей точки для исследования ее на минимум.

$$1. f(x_k + \alpha p_k) \leq f(x_k) + c_1 \alpha \nabla f(x_k) p_k,$$

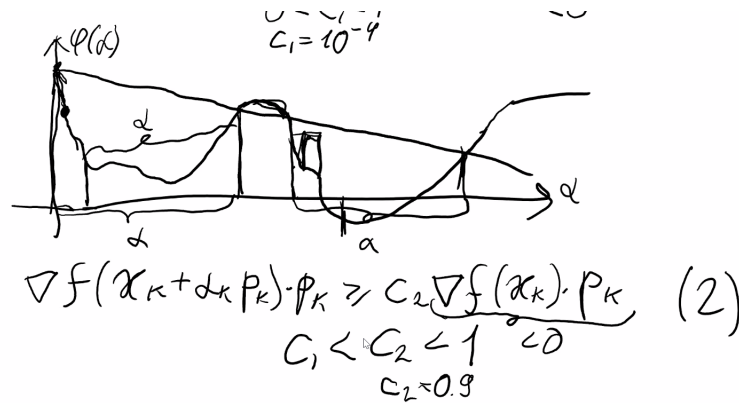
где $0 < c_1 < 1$, $c_1 = 10^{-4}$.

$$2. \nabla f(x_k + \alpha_k p_k) \cdot p_k \geq c_2 \nabla f(x_k) \cdot p_k.$$

Первое условие накладывает ограничения на выбираемое α .



Первого условия не достаточно, так как можно взять $\alpha = \varepsilon$ и это условие там будет выполняться. Второе условие запрещает делать слишком маленькие шаги и шагать туда, где градиент продолжает достаточно быстро убывать



Одномерная оптимизация — некоторый итеративный процесс, в котором мы ищем некоторый локальный минимум и потом пытаемся его улучшить. Возникает вопрос, а в какой момент нужно остановиться? Мы можем добиваться точности один знак после запятой или десять знаков после запятой. И так и так, мы можем в итоге прийти к минимуму многомерной функции.

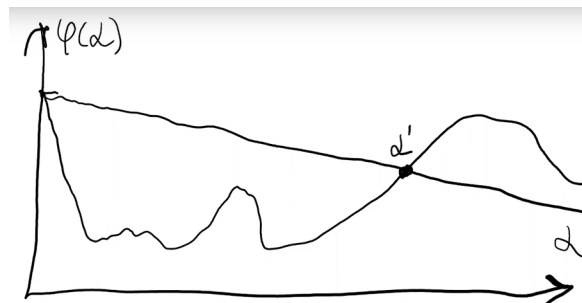
Ответ на возникший вопрос — условия Вольфе. Как только они стали выполняться, мы можем прекратить одномерную оптимизацию.

Вспомним условия Вольфе:

1. $f(x_k + \alpha p_k) \leq f(x_k) + c_1 \alpha \nabla f(x_k) \cdot p_k$,
2. $\nabla f(x_k + \alpha p_k) \cdot p_k \geq c_2 \nabla f(x_k) \cdot p_k$.

Где, c_1, c_2 — некоторые параметры, удовлетворяющие условию $0 < c_1 < c_2 < 1$.

Доказательство корректности условий Вольфе. Запишем правую часть первого условия в виде функции и получим прямую, которая идет из начальной точки x_k и убывает. В некоторой точке α' она пересекается с функцией. Для α' верно $f(x_k + \alpha' p_k) = f(x_k) + \alpha' c_1 \nabla f(x_k) \cdot p_k$.



Заметим, что первое условие выполняется всюду, где $\alpha < \alpha'$. Почему где-то на этом интервале выполняется второе условие?

$$f(x_k + \alpha' p_k) - f(x_k) = \alpha' \nabla f(p_k + \alpha'' p_k) p_k, \quad \text{где } \alpha'' \text{ — некоторая неизвестная нам точка.}$$

Тогда,

$$\nabla f(x_k + \alpha'' p_k) \cdot p_k = c_1 \nabla f(x_k) \cdot p_k > c_2 \nabla f(x_k) p_k.$$

Таким образом, α'' удовлетворяет второму условию Вольфе. ■

$$\text{Введем обозначение } \cos \Theta = \frac{-\nabla f(x_k) \cdot p_k}{\|\nabla f(x_k)\| \|p_k\}}.$$

Теорема 2.1.1. Если p_k — направление поиска, α_k удовлетворяет условиям Вольфе, f ограничена и непрерывно дифференцируема и градиент функции f является Липшица-непрерывным ($\|\nabla f - \nabla f(\bar{x})\| \leq L\|x - \bar{x}\|$, $L > 0$). Тогда будет выполняться следующее соотношение

$$\sum_{k \geq 0} \cos^2 \Theta_k \|\nabla f(x_k)\|^2 < +\infty.$$

Замечание. Если $\cos^2 > 0$, то последовательность градиентов должна стремиться к 0.

Доказательство.

$$\underbrace{(\nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k)) \cdot p_k}_{\leq \alpha_k L \|p_k\|^2} \geq (c_2 - 1) \cdot \nabla f(x_k) \cdot p_k.$$

Выразим α_k :

$$\alpha_k \geq \frac{c_2 - 1}{L} \cdot \frac{\nabla f(x_k) \cdot p_k}{\|p_k\|^2}.$$

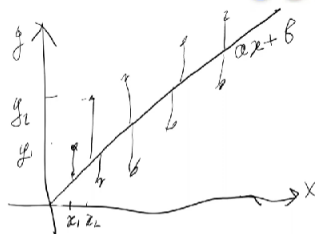
Скомбинируем условие на α с первым условием:

$$f(x_k) \leq f(x_k) - \underbrace{c_1 \frac{1 - c_2}{L} \cdot \frac{(\nabla f(x_k) \cdot p_k)^2}{\|p_k\|^2}}_{-c \cos^2 \Theta \cdot \|\nabla f(x_k)\|^2, \quad c = \frac{c_1(1-c_2)}{L}} \implies f(x_{k+1}) \leq f(x_0) - c \sum_{j=0}^k \cos^2 \Theta \|\nabla f(x_j)\|^2.$$

Так как функция была ограничена, то ряд ограничен и сходится. ■

2.2 Стохастический градиентный спуск

Задача 1 (Линейная регрессия). Пусть у нас есть некоторые точки на плоскости. Мы хотим провести некоторую прямую, чтобы минимизировать сумму квадратов отклонений.



Пусть есть функция $f(a, b) = \sum_{i=1}^n (ax_i + b - y_i)^2$. Хотим найти такие a, b , что f принимает минимальное значение.

Вообще, задачу можно решить аналитически.

Но если обобщить ее на пространство более высокой размерности, аналитически решать будет сложно, численные методы лучше.

Можно переформулировать задачу в матричном виде:

$$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} x_{1,1} & \dots & x_{1,n} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{n,1} & \dots & x_{n,n} \end{pmatrix}, \quad f = \|X\beta - Y\|^2 \implies \beta = (X^T X)^{-1} X^T Y.$$

Если размерность большая, это не сработает.

Определение 2.2.1. Пусть $f(x) = \sum_j Q_j(x)$.

Стохастический градиентный спуск заключается в выборе одного случайного слагаемого в сумме, вычислении градиента этого слагаемого и спуск по этому градиенту.

+ Один шаг очень дешевый.

- Результат от одного шага достаточно сомнительный, поэтому говорить о сходимости данного метода не приходится.
- Найти точный минимум очень сложно.

У данного метода есть достаточно много модификаций.

Одна из наиболее популярных модификаций — **Mini Batch Gradient Descent**.

2.2.1 Mini Batch Gradient Descent

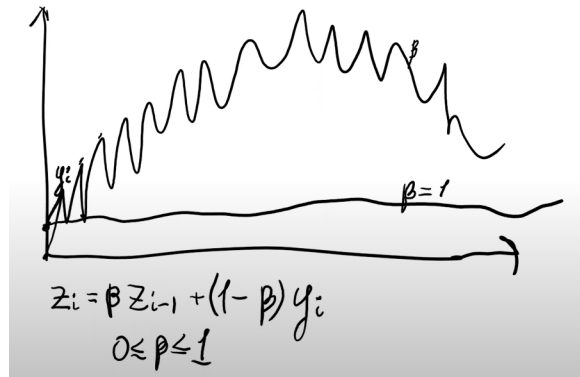
Мы можем проводить полный градиентный спуск, то есть считать градиент по всем n слагаемым (тяжело вычислять). Можем проводить стохастический градиентный спуск и считать градиент по одному слагаемому (получается не точно). А можем выбрать, например 10 случайных слагаемых и посчитать по ним градиент.

В machine learning обычно выбирают не случайные слагаемые, а сперва перемешивают, а затем последовательно рассматривают первые k , вторые k и т.д. слагаемых. Как правило, стохастический градиентный спуск в чистом виде не используется. Обычно используют некоторые его модификации.

Одна из проблем классического градиентного спуска — биение вблизи точки экстремума. Проблема в том, что при приближении к точке минимума градиент не становится точнее. Это можно исправить увеличением размера mini-batch'a при приближении к экстремуму, но очень сильно увеличить его размер мы не можем — вычислять очень дорого.

2.3 Модификации стохастического градиентного спуска

Пусть у нас есть некоторая очень сильно асцилирующая функция. По сути наш градиент и является такой функцией. Давайте попробуем сгладить имеющую функцию. Один из методов — экспоненциально взвешанная средняя.



2.3.1 SGD with momentum

Пусть у нас есть некоторый вектор $g_i = \tilde{\nabla} f(x_i)$, тогда $x_{i+1} = x_i - \alpha g_i$, где α — learning rate.

$$g_i = \beta g_{i-1} + (1 - \beta) \tilde{\nabla} f(x_i).$$

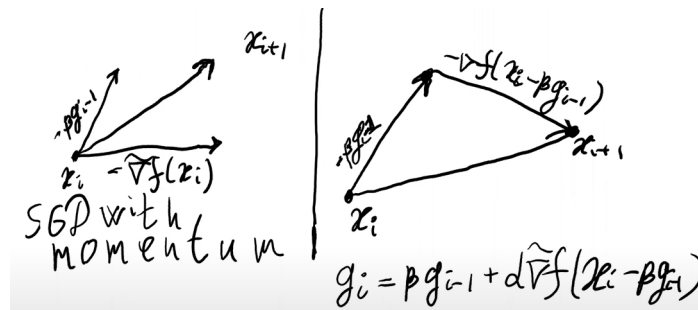
Другой вариант записи: $g_i = \beta g_{i-1} + \alpha \tilde{\nabla} f(x_i)$, $x_{i+1} = x_i - g_i$.

Это имеет физическую аналогию. Пусть шарик катится вниз под действием инерции

2.3.2 Метод Нестерова

Пусть у нас есть некоторая исходная точка. Из нее посмотрим туда, куда ведет нас энергия и из нее посмотрим туда, куда ведет нас градиент и сразу сделаем шаг на сумму векторов «инерции» и градиента.

Для использования этого метода необходимо наложить много ограничений на функцию. Но иногда, функции подходят и тогда метод имеет квадратичную сходимость по сравнению с SGD with momentum.



Сравнение стохастического градиентного спуска с With moment и Nesterov модификациями.

2.3.3 Ada Grad

$$v_i = v_{i-1} + \left(\tilde{\nabla} f(x_i) \right)^2 \quad (\text{поэлементное возведение в квадрат}).$$

$$x_{i+1} = x_i - \frac{\alpha}{\sqrt{v_i}} \tilde{\nabla} f(x_i) \quad (\text{корень тоже поэлементный}).$$

Мы масштабируем разные элементы нашего градиента. Здесь мы сглаживаем не сам градиент, а в каком-то смысле его квадрат.

2.3.4 RMS Prop (root min square propagation)

Здесь мы усредняем квадрат градиента и при помощи этого сглаживаем функцию.

$$v_i = \gamma v_{i-1} + (1 - \gamma)(\nabla f(x_i))^2 (\text{per element}).$$

$$x_{i+1} = x_i - \frac{\alpha}{\sqrt{v_i}} \nabla f(x_i).$$

2.3.5 Adam (Adaptive moment estimation, адаптивная оценка моментов)

$$f_i = \beta_1 g_{i-1} + (1 - \beta_1) \tilde{\nabla} f(x_i).$$

$$v_i = \beta_2 v_{i-1} + (1 - \beta_2) (\tilde{\nabla} f(x_i)).$$

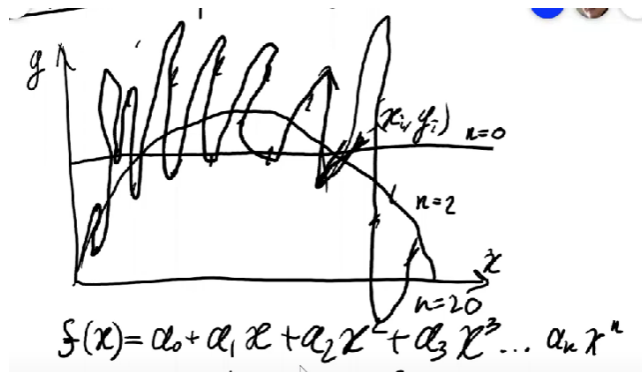
$$x_i = x_{i-1} - \alpha \cdot \frac{g_i}{\sqrt{v_i} + \underbrace{\varepsilon}_{=10^{-8}}}.$$

$$\tilde{f}_i = \frac{g_i}{1 - \beta_1^{i-1}}, \quad \tilde{v}_i = \frac{v_i}{1 - \beta_2^{i-1}}.$$

В качестве $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$.

2.4 Регуляризация

В чем Проблема? Хотим достаточно точно работать с функцией. Однако если взять функцию и получить у нее достаточно много точек, то окажется, что функция ведет себя крайне не красиво и не понятно, где искать у нее минимум. Эту задачу решает регуляризация.



Мы хотим представить в виде суммы полиномов. Если возьмем большие степени, то будет много шума и переобучение, если очень маленькую, то будет неточно и недообучение. Хотим представить в виде такой суммы.

$$L(\alpha) = \sum_i (f(x_i) - y_i)^2$$

Один способ — представлять в виде суммы с штрафами за осцилляцию.

$$L(\alpha) = \sum_i (f(x_i) - y_i)^2 + \underbrace{\gamma \sum_{j=1}^n a_j^2}_{L_2 - \text{reg}, \|\alpha\|_2}.$$