

# Градиентный спуск. Теоремы сходимости в гладком случае (выпуклые, сильно выпуклые, PL). Верхние и нижние оценки сходимости.

Даня Меркулов

## 1 Градиентный спуск

### 1.1 Направление локального наискорейшего спуска

Рассмотрим линейное приближение дифференцируемой функции  $f$  вдоль направления  $h$ , где  $\|h\|_2 = 1$ :

$$f(x + \alpha h) = f(x) + \alpha \langle \nabla f(x), h \rangle + o(\alpha)$$

Хотим, чтобы  $h$  было направлением убывания:

$$f(x + \alpha h) < f(x)$$

$$f(x) + \alpha \langle \nabla f(x), h \rangle + o(\alpha) < f(x)$$

Переходя к пределу при  $\alpha \rightarrow 0$ :

$$\langle \nabla f(x), h \rangle \leq 0$$

Также из неравенства Коши–Буняковского получаем:

$$\begin{aligned} |\langle \nabla f(x), h \rangle| &\leq \|\nabla f(x)\|_2 \|h\|_2 \\ \langle \nabla f(x), h \rangle &\geq -\|\nabla f(x)\|_2 \|h\|_2 = -\|\nabla f(x)\|_2 \end{aligned}$$

Таким образом, направление антиградиента

$$h = -\frac{\nabla f(x)}{\|\nabla f(x)\|_2}$$

представляет собой направление **наискорейшего локального** убывания функции  $f$ .

Итерация метода имеет вид:

$$x^{k+1} = x^k - \alpha \nabla f(x^k)$$

## 1.2 Дифференциальное уравнение градиентного потока

Рассмотрим дифференциальное уравнение градиентного потока:

$$\frac{dx}{dt} = -\nabla f(x(t)). \quad (\text{GF})$$

Дискретизируем его на равномерной сетке с шагом  $\alpha$ :

$$\frac{x^{k+1} - x^k}{\alpha} = -\nabla f(x^k),$$

где  $x^k \equiv x(t_k)$  и  $\alpha = t_{k+1} - t_k$  — шаг сетки.

Отсюда получаем выражение для  $x^{k+1}$ :

$$x^{k+1} = x^k - \alpha \nabla f(x^k),$$

являющееся точной формулой обновления градиентного спуска.

[Открыть в Colab](#) ♣

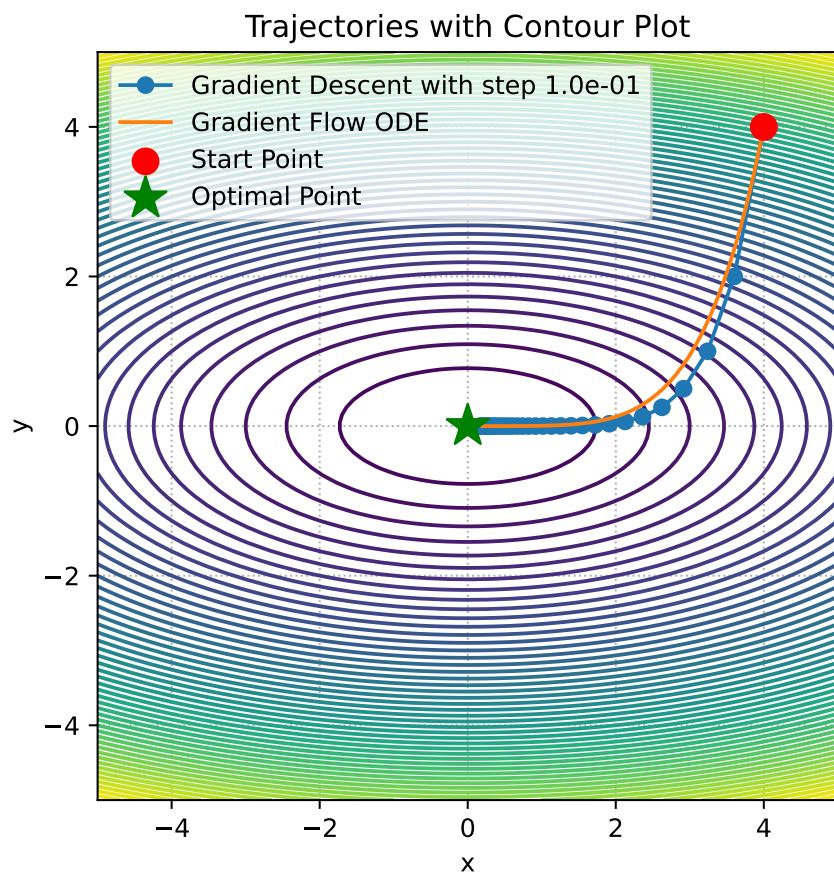
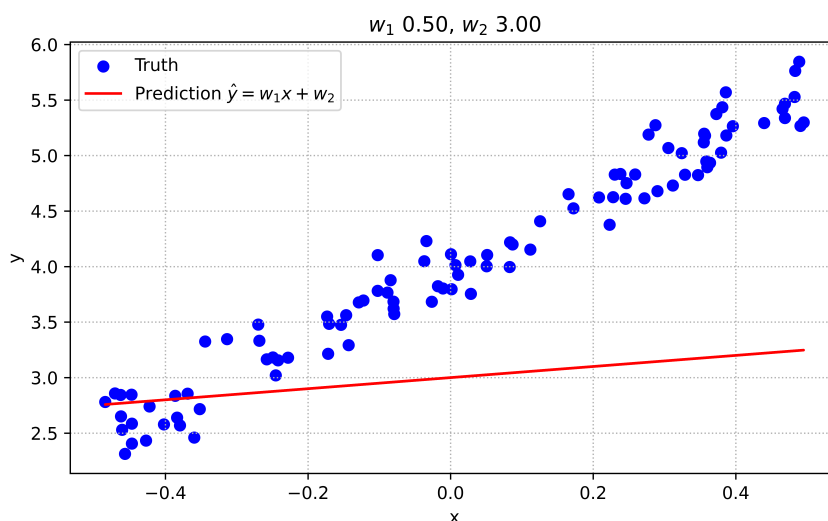


Рисунок 1: Траектория градиентного потока

### 1.3 Сходимость алгоритма градиентного спуска

Код для построения анимации ниже. Сходимость существенно зависит от выбора шага  $\alpha$ :



### 1.4 Точный линейный поиск (метод наискорейшего спуска)

$$\alpha_k = \arg \min_{\alpha \in \mathbb{R}^+} f(x^k - \alpha \nabla f(x^k))$$

Подход скорее теоретический, чем практический: он удобен для анализа сходимости, но точный линейный поиск часто затруднён, если вычисление функции занимает слишком много времени или стоит слишком дорого.

Интересное теоретическое свойство этого метода заключается в том, что градиенты на соседних итерациях ортогональны. Условие оптимальности по  $\alpha_k$  даёт

$$\left. \frac{d}{d\alpha} f(x^k - \alpha \nabla f(x^k)) \right|_{\alpha=\alpha_k} = 0.$$

Условия оптимальности:

$$\nabla f(x^{k+1})^\top \nabla f(x^k) = 0$$

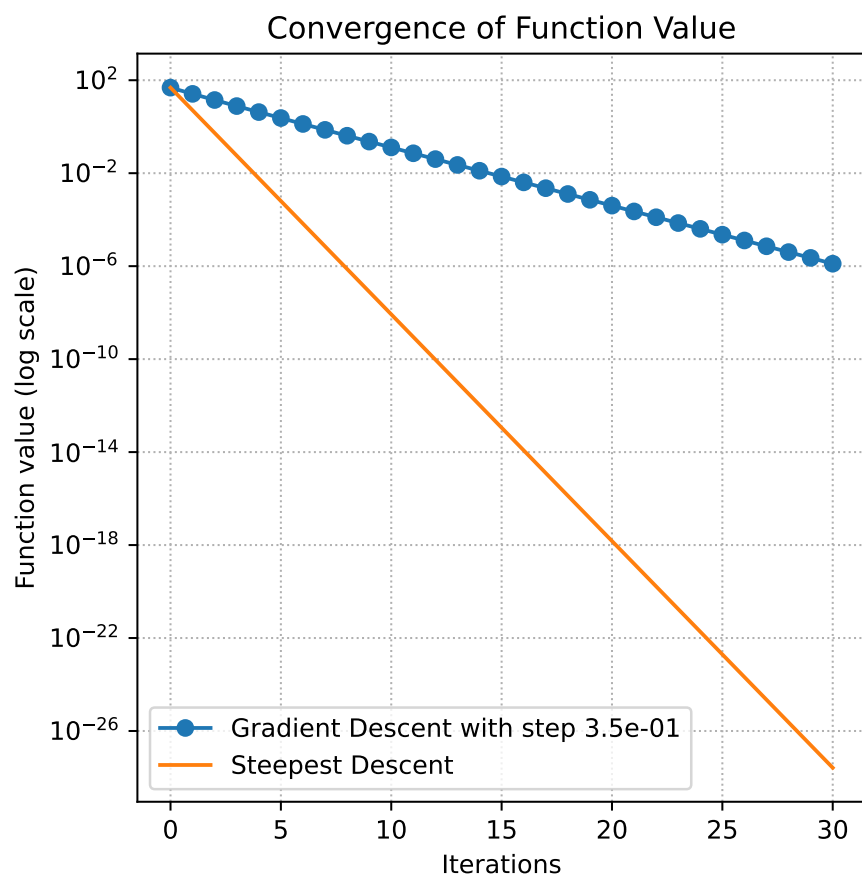
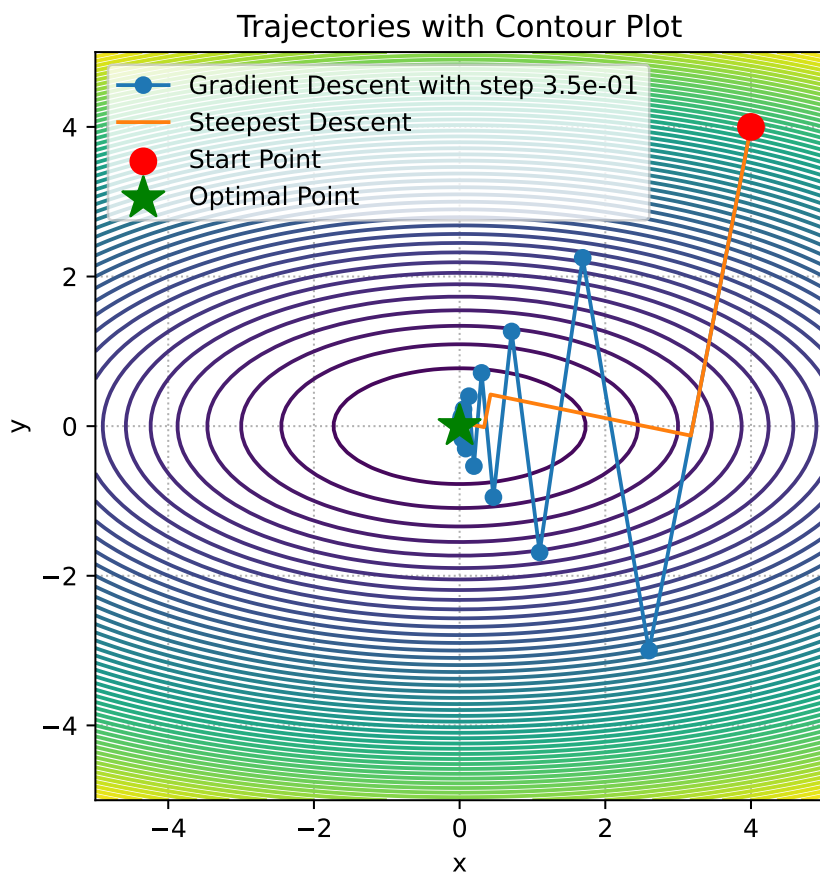


Рисунок 2: Наискорейший спуск

[Открыть в Colab](#) 

## 2 Сильно выпуклые квадратичные функции

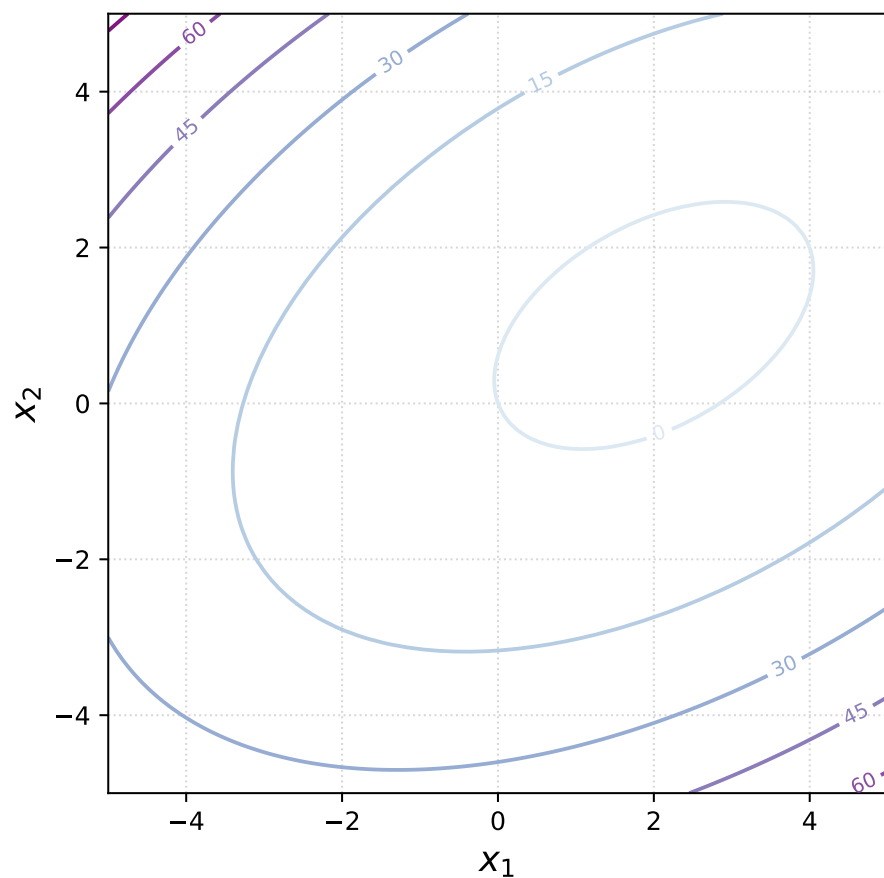
### 2.1 Сдвиг координат

Рассмотрим следующую задачу квадратичной оптимизации:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^d} f(x) = \min_{x \in \mathbb{R}^d} \frac{1}{2} x^\top A x - b^\top x + c, \text{ где } A \in \mathbb{S}_{++}^d.$$

- Во-первых, без ограничения общности мы можем установить  $c = 0$ , что не повлияет на процесс оптимизации.
- Во-вторых, у нас есть спектральное разложение матрицы  $A = Q\Lambda Q^T$ .
- Покажем, что мы можем сделать сдвиг координат, чтобы сделать анализ немного проще. Пусть  $\hat{x} = Q^T(x - x^*)$ , где  $x^*$  — точка минимума исходной функции, определяемая как  $Ax^* = b$ . При этом  $x = Q\hat{x} + x^*$ .

$$\begin{aligned} f(\hat{x}) &= \frac{1}{2} (Q\hat{x} + x^*)^\top A (Q\hat{x} + x^*) - b^\top (Q\hat{x} + x^*) \\ &= \frac{1}{2} \hat{x}^\top Q^\top A Q \hat{x} + \frac{1}{2} (x^*)^\top A (x^*) + (x^*)^\top A Q \hat{x} - b^\top Q \hat{x} - b^\top x^* \\ &= \frac{1}{2} \hat{x}^\top \Lambda \hat{x} + \frac{1}{2} (x^*)^\top A (x^*) + (x^*)^\top A Q \hat{x} - (x^*)^\top A^\top Q \hat{x} - (x^*)^\top A x^* \\ &= \frac{1}{2} \hat{x}^\top \Lambda \hat{x} - \frac{1}{2} (x^*)^\top A x^* \simeq \frac{1}{2} \hat{x}^\top \Lambda \hat{x} \end{aligned}$$



## 2.2 Анализ сходимости

Теперь мы можем работать с функцией  $f(x) = \frac{1}{2}x^T \Lambda x$  с  $x^* = 0$  без ограничения общности (убрав крышку из  $\hat{x}$ )

$$\begin{aligned} x^{k+1} &= x^k - \alpha^k \nabla f(x^k) = x^k - \alpha^k \Lambda x^k \\ &= (I - \alpha^k \Lambda) x^k \\ x_{(i)}^{k+1} &= (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты} \\ x_{(i)}^k &= (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha \end{aligned}$$

Используем постоянный шаг  $\alpha^k = \alpha$ . Условие сходимости:

$$\rho(\alpha) = \max_i |1 - \alpha \lambda_{(i)}| < 1$$

Помним, что  $\lambda_{\min} = \mu > 0$ ,  $\lambda_{\max} = L \geq \mu$ .

$$\begin{aligned} |1 - \alpha \mu| &< 1 \\ -1 &< 1 - \alpha \mu < 1 \\ \alpha &< \frac{2}{\mu} \quad \alpha \mu > 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} |1 - \alpha L| &< 1 \\ -1 &< 1 - \alpha L < 1 \\ \alpha &< \frac{2}{L} \quad \alpha L > 0 \end{aligned}$$

Выберем  $\alpha$ , минимизирующий худший знаменатель прогрессии

$$\begin{aligned} \rho^* &= \min_{\alpha} \rho(\alpha) = \min_{\alpha} \max_i |1 - \alpha \lambda_{(i)}| \\ &= \min_{\alpha} \{|1 - \alpha \mu|, |1 - \alpha L|\} \\ \alpha^* : \quad 1 - \alpha^* \mu &= \alpha^* L - 1 \\ \alpha^* &= \frac{2}{\mu + L} \quad \rho^* = \frac{L - \mu}{L + \mu} \\ |x_{(i)}^k| &\leq \left( \frac{L - \mu}{L + \mu} \right)^k |x_{(i)}^0| \\ \|x^k\|_2 &\leq \left( \frac{L - \mu}{L + \mu} \right)^k \|x^0\|_2 \quad f(x^k) \leq \left( \frac{L - \mu}{L + \mu} \right)^{2k} f(x^0) \end{aligned}$$

Таким образом, имеем линейную сходимость по аргументу со скоростью  $\frac{\kappa-1}{\kappa+1} = 1 - \frac{2}{\kappa+1}$ , где  $\kappa = \frac{L}{\mu}$  — число обусловленности квадратичной задачи.



$\kappa$	$\rho$	Итераций до уменьшения ошибки по аргументу в 10 раз	Итераций до уменьшения ошибки по функции в 10 раз
1.1	0.05	1	1
2	0.33	3	2
5	0.67	6	3
10	0.82	12	6
50	0.96	58	29
100	0.98	116	58
500	0.996	576	288
1000	0.998	1152	576

### 2.3 Число обусловленности $\kappa$



## 3 Случай PL-функций

### 3.1 PL-функции. Линейная сходимость градиентного спуска без выпуклости

Говорят, что  $f$  удовлетворяет условию Поляка-Лоясиевича (PL), если для некоторого  $\mu > 0$  выполняется

$$\|\nabla f(x)\|^2 \geq 2\mu(f(x) - f^*) \quad \forall x$$

Интересно, что градиентный спуск может сходиться линейно даже без выпуклости.

Следующие функции удовлетворяют условию PL, но не являются выпуклыми. [Код](#)

$$f(x) = x^2 + 3 \sin^2(x)$$

Function, that satisfies  
Polyak- Lojasiewicz condition



Рисунок 3: PL-функция

$$f(x, y) = \frac{(y - \sin x)^2}{2}$$

Non-convex PL function



Рисунок 4: PL-функция

### 3.2 Анализ сходимости

#### Theorem

Рассмотрим задачу

$$f(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^d}$$

и предположим, что  $f$  является PL-функцией с константой  $\mu$  и  $L$ -гладкой, для некоторых  $L \geq \mu > 0$ . Рассмотрим последовательность  $(x^k)_{k \in \mathbb{N}}$ , сгенерированную методом градиентного спуска из точки  $x^0$  с постоянным шагом  $\alpha$ , удовлетворяющим  $0 < \alpha \leq \frac{1}{L}$ . Пусть  $f^* = \min_{x \in \mathbb{R}^d} f(x)$ . Тогда:

$$f(x^k) - f^* \leq (1 - \alpha\mu)^k (f(x^0) - f^*).$$

Используем  $L$ -гладкость вместе с правилом обновления, чтобы записать:

$$\begin{aligned} f(x^{k+1}) &\leq f(x^k) + \langle \nabla f(x^k), x^{k+1} - x^k \rangle + \frac{L}{2} \|x^{k+1} - x^k\|^2 \\ &= f(x^k) - \alpha \|\nabla f(x^k)\|^2 + \frac{L\alpha^2}{2} \|\nabla f(x^k)\|^2 \\ &= f(x^k) - \frac{\alpha}{2} (2 - L\alpha) \|\nabla f(x^k)\|^2 \\ &\leq f(x^k) - \frac{\alpha}{2} \|\nabla f(x^k)\|^2, \end{aligned}$$

где в последнем неравенстве использована гипотеза о шаге  $\alpha L \leq 1$ .

Теперь используем свойство PL-функции и получаем:

$$f(x^{k+1}) \leq f(x^k) - \alpha\mu(f(x^k) - f^*).$$

Вычтя  $f^*$  из обеих частей этого неравенства и применив рекурсию, мы получим искомый результат.

### 3.3 Любая $\mu$ -сильно выпуклая дифференцируемая функция является PL-функцией

#### Theorem

Если функция  $f(x)$  дифференцируема и  $\mu$ -сильно выпукла, то она является PL-функцией.

#### Доказательство

По критерию сильной выпуклости первого порядка:

$$f(y) \geq f(x) + \nabla f(x)^T (y - x) + \frac{\mu}{2} \|y - x\|_2^2$$

Положим  $y = x^*$ :

$$\begin{aligned} f(x^*) &\geq f(x) + \nabla f(x)^T (x^* - x) + \frac{\mu}{2} \|x^* - x\|_2^2 \\ f(x) - f(x^*) &\leq \nabla f(x)^T (x - x^*) - \frac{\mu}{2} \|x^* - x\|_2^2 = \\ &= (\nabla f(x)^T - \frac{\mu}{2} (x^* - x))^T (x - x^*) = \\ &= \frac{1}{2} \left( \frac{2}{\sqrt{\mu}} \nabla f(x)^T - \sqrt{\mu} (x^* - x) \right)^T \sqrt{\mu} (x - x^*) \end{aligned}$$

Пусть  $a = \frac{1}{\sqrt{\mu}} \nabla f(x)$  и  $b = \sqrt{\mu}(x - x^*) - \frac{1}{\sqrt{\mu}} \nabla f(x)$

Тогда  $a + b = \sqrt{\mu}(x - x^*)$  и  $a - b = \frac{2}{\sqrt{\mu}} \nabla f(x) - \sqrt{\mu}(x - x^*)$

$$\begin{aligned} f(x) - f(x^*) &\leq \frac{1}{2} \left( \frac{1}{\mu} \|\nabla f(x)\|_2^2 - \left\| \sqrt{\mu}(x - x^*) - \frac{1}{\sqrt{\mu}} \nabla f(x) \right\|_2^2 \right) \\ f(x) - f(x^*) &\leq \frac{1}{2\mu} \|\nabla f(x)\|_2^2, \end{aligned}$$

которое является точным условием PL. Это означает, что мы уже имеем доказательство линейной сходимости для любой сильно выпуклой функции.

## 4 Выпуклый гладкий случай

### i Theorem

Рассмотрим задачу

$$f(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^d}$$

и предположим, что  $f$  является выпуклой и  $L$ -гладкой функцией, для некоторого  $L > 0$ .

Пусть  $(x^k)_{k \in \mathbb{N}}$  — последовательность итераций, сгенерированная методом градиентного спуска из точки  $x^0$  с постоянным шагом  $\alpha$ , удовлетворяющим  $0 < \alpha \leq \frac{1}{L}$ . Пусть  $f^* = \min_{x \in \mathbb{R}^d} f(x)$ . Тогда для всех  $x^* \in \arg \min f$  и всех  $k \in \mathbb{N}$  справедливо:

$$f(x^k) - f^* \leq \frac{\|x^0 - x^*\|^2}{2\alpha k}.$$

### 4.1 Анализ сходимости

- Как и раньше, сначала используем гладкость:

$$\begin{aligned} f(x^{k+1}) &\leq f(x^k) + \langle \nabla f(x^k), x^{k+1} - x^k \rangle + \frac{L}{2} \|x^{k+1} - x^k\|^2 \\ &= f(x^k) - \alpha \|\nabla f(x^k)\|^2 + \frac{L\alpha^2}{2} \|\nabla f(x^k)\|^2 \\ &= f(x^k) - \frac{\alpha}{2} (2 - L\alpha) \|\nabla f(x^k)\|^2 \\ &\leq f(x^k) - \frac{\alpha}{2} \|\nabla f(x^k)\|^2, \\ f(x^k) - f(x^{k+1}) &\geq \frac{1}{2L} \|\nabla f(x^k)\|^2 \quad \text{если } \alpha = \frac{1}{L} \end{aligned} \tag{1}$$

Обычно для сходящегося градиентного спуска чем больше допустимый шаг, тем быстрее сходимость, поэтому часто берут  $\alpha = \frac{1}{L}$ .

- После этого используем выпуклость:

$$\begin{aligned} f(y) &\geq f(x) + \langle \nabla f(x), y - x \rangle \text{ где } y = x^*, x = x^k \\ f(x^k) - f^* &\leq \langle \nabla f(x^k), x^k - x^* \rangle \end{aligned} \quad (2)$$

- Теперь подставляем (2) в (1):

$$\begin{aligned} f(x^{k+1}) &\leq f(x^k) - \frac{\alpha}{2} \|\nabla f(x^k)\|^2 \leq f^* + \langle \nabla f(x^k), x^k - x^* \rangle - \frac{\alpha}{2} \|\nabla f(x^k)\|^2 \\ &= f^* + \langle \nabla f(x^k), x^k - x^* - \frac{\alpha}{2} \nabla f(x^k) \rangle \\ &= f^* + \frac{1}{2\alpha} \left\langle \alpha \nabla f(x^k), 2 \left( x^k - x^* - \frac{\alpha}{2} \nabla f(x^k) \right) \right\rangle \end{aligned}$$

Пусть  $a = x^k - x^*$  и  $b = x^k - x^* - \alpha \nabla f(x^k)$ . Тогда  $a + b = \alpha \nabla f(x^k)$  и  $a - b = 2(x^k - x^* - \frac{\alpha}{2} \nabla f(x^k))$ .

$$\begin{aligned} f(x^{k+1}) &\leq f^* + \frac{1}{2\alpha} [\|x^k - x^*\|_2^2 - \|x^k - x^* - \alpha \nabla f(x^k)\|_2^2] \\ &\leq f^* + \frac{1}{2\alpha} [\|x^k - x^*\|_2^2 - \|x^{k+1} - x^*\|_2^2] \\ 2\alpha (f(x^{k+1}) - f^*) &\leq \|x^k - x^*\|_2^2 - \|x^{k+1} - x^*\|_2^2 \end{aligned}$$

- Просуммируем по  $i = 0, \dots, k-1$ . Большинство слагаемых обнуляется из-за телескопической суммы:

$$2\alpha \sum_{i=0}^{k-1} (f(x^{i+1}) - f^*) \leq \|x^0 - x^*\|_2^2 - \|x^k - x^*\|_2^2 \leq \|x^0 - x^*\|_2^2 \quad (3)$$

- Поскольку на каждой итерации  $f(x^{i+1}) \leq f(x^i)$ , то

$$kf(x^k) \leq \sum_{i=0}^{k-1} f(x^{i+1})$$

- Теперь подставим это в (3):

$$\begin{aligned} 2\alpha kf(x^k) - 2\alpha kf^* &\leq 2\alpha \sum_{i=0}^{k-1} (f(x^{i+1}) - f^*) \leq \|x^0 - x^*\|_2^2 \\ f(x^k) - f^* &\leq \frac{\|x^0 - x^*\|_2^2}{2\alpha k} \leq \frac{L\|x^0 - x^*\|_2^2}{2k} \end{aligned}$$

## 4.2 Итог

Градиентный спуск:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x)$$

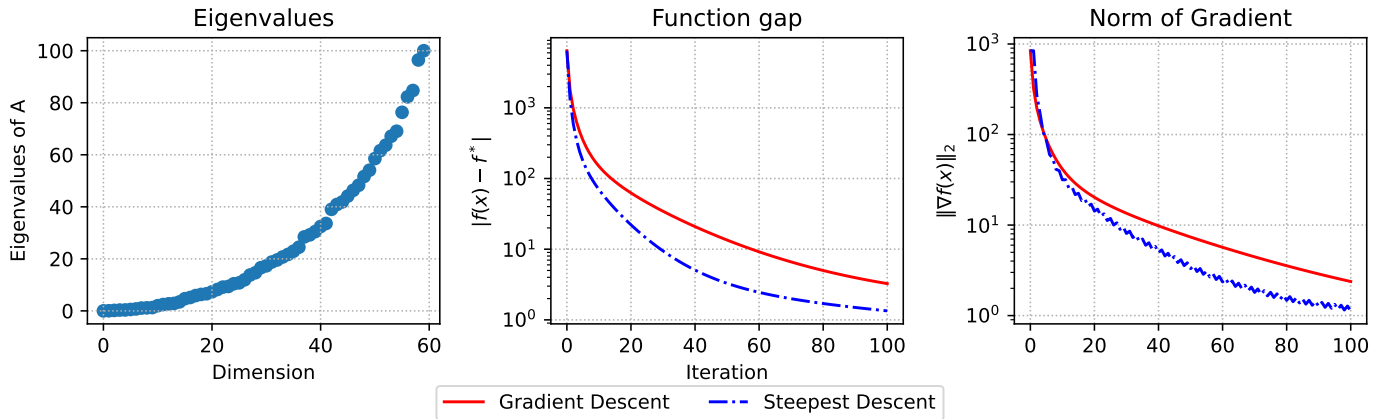
$$x^{k+1} = x^k - \alpha^k \nabla f(x^k)$$

гладкий (не выпуклый)	гладкий и выпуклый	гладкий и сильно выпуклый (или PL)
$\ \nabla f(x^k)\ ^2 \sim \mathcal{O}\left(\frac{1}{k}\right)$ $k_\varepsilon \sim \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)$	$f(x^k) - f^* \sim \mathcal{O}\left(\frac{1}{k}\right)$ $k_\varepsilon \sim \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)$	$\ x^k - x^*\ ^2 \sim \mathcal{O}\left(\left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k\right)$ $k_\varepsilon \sim \mathcal{O}\left(\kappa \log \frac{1}{\varepsilon}\right)$

## 4.3 Численные эксперименты

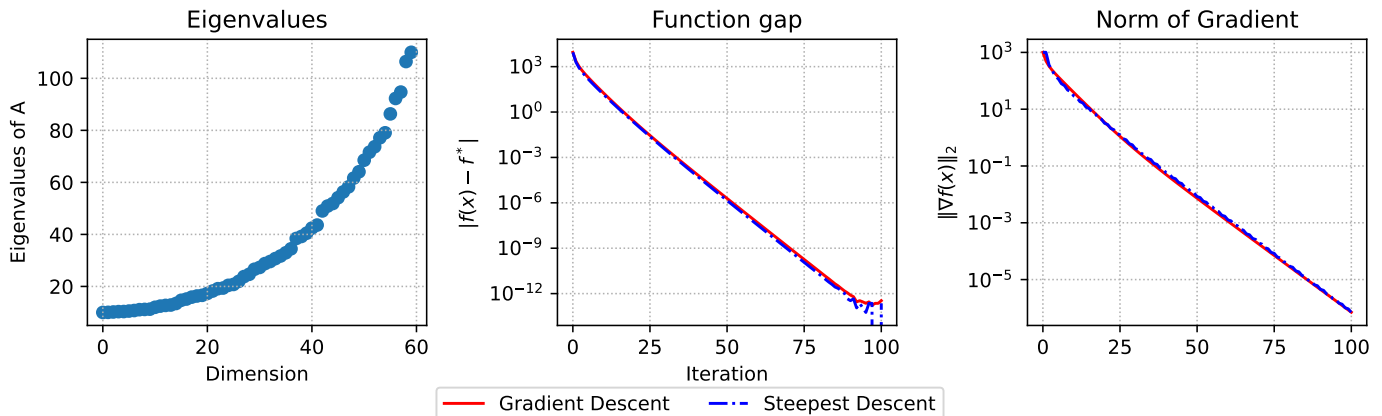
$$f(x) = \frac{1}{2}x^T A x - b^T x \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Convex quadratics. n=60, random matrix.



$$f(x) = \frac{1}{2}x^T A x - b^T x \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Strongly convex quadratics. n=60, random matrix.



$$f(x) = \frac{1}{2}x^T A x - b^T x \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Strongly convex quadratics. n=60, random matrix.



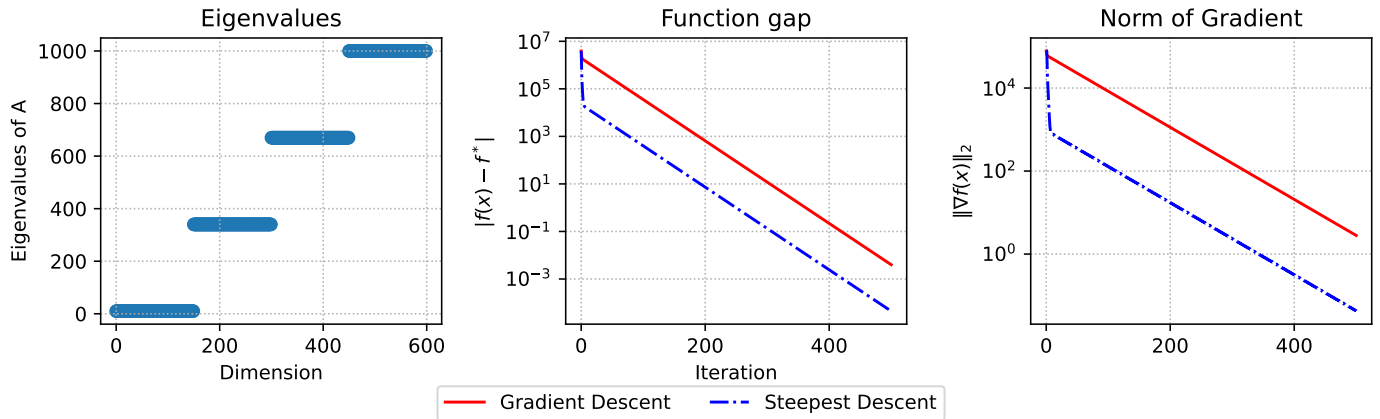
$$f(x) = \frac{1}{2}x^T A x - b^T x \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Strongly convex quadratics. n=60, clustered matrix.



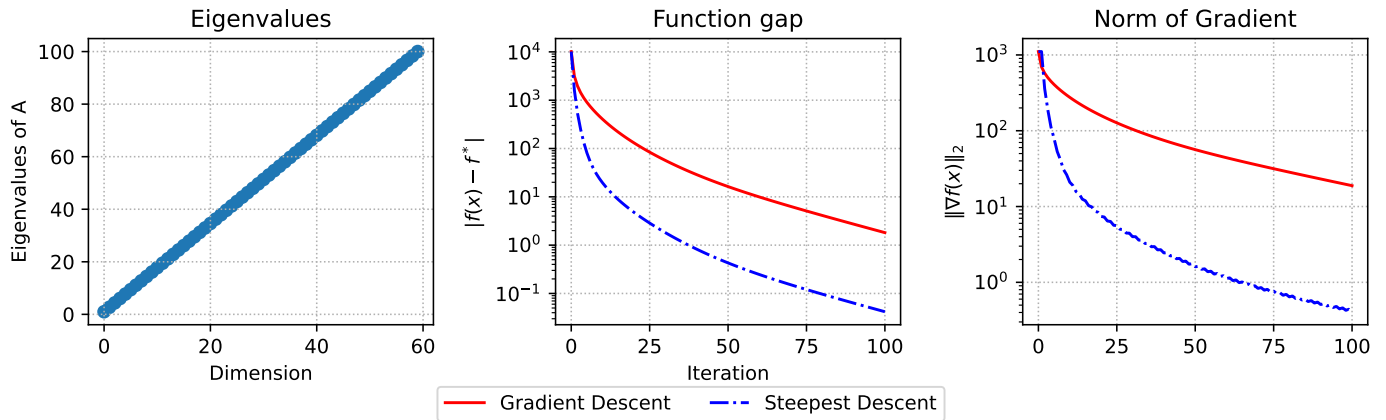
$$f(x) = \frac{1}{2}x^T A x - b^T x \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Strongly convex quadratics. n=600, clustered matrix.



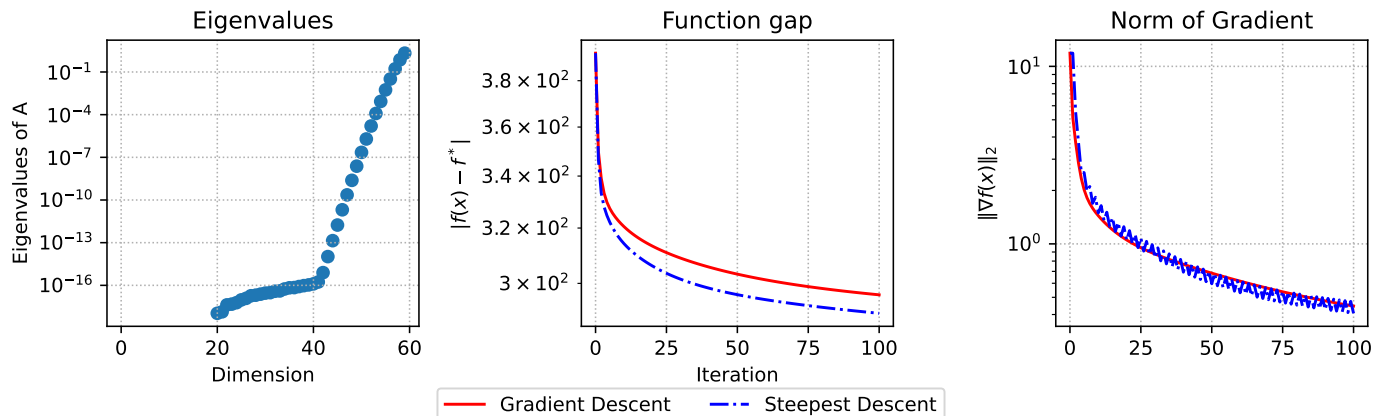
$$f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - b^T x \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Strongly convex quadratics. n=60, uniform spectrum matrix.



$$f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - b^T x \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

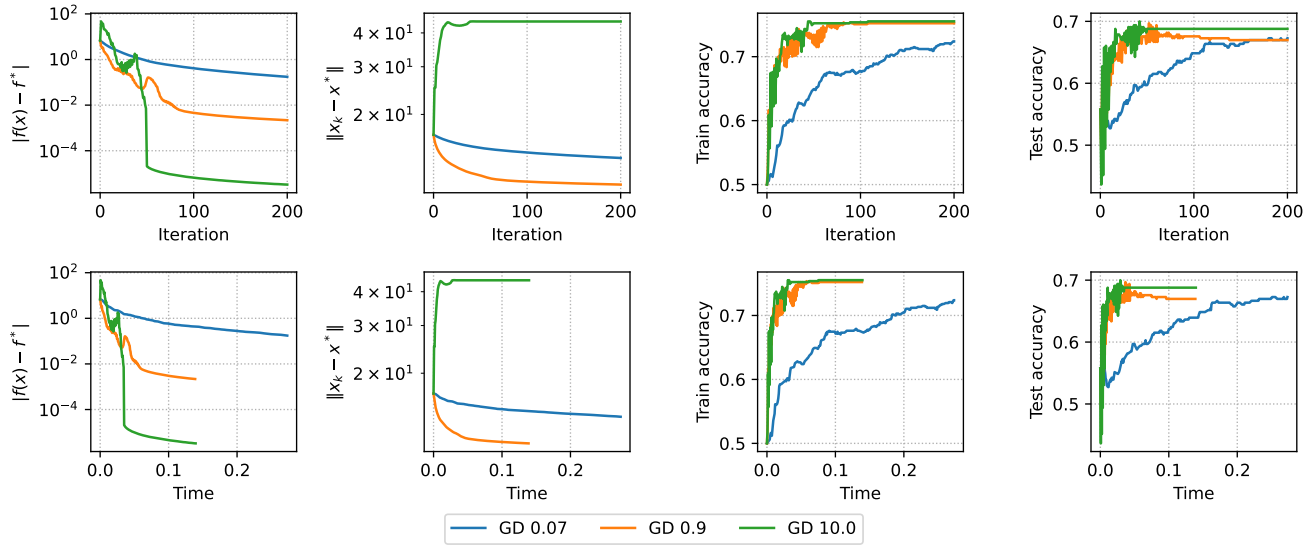
Strongly convex quadratics. n=60, Hilbert matrix.





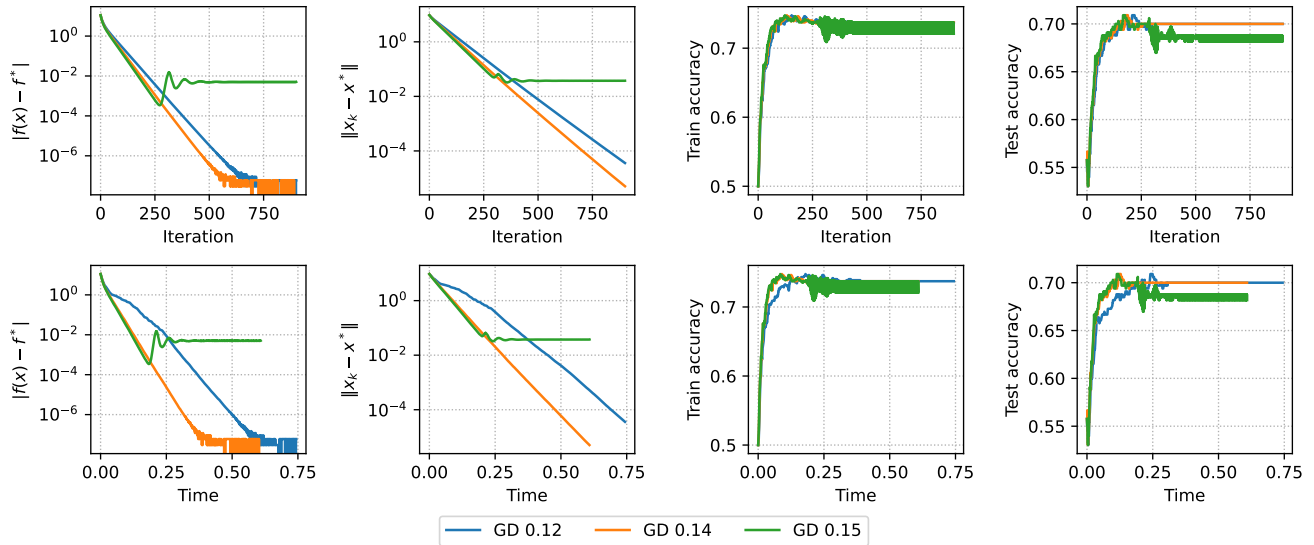
$$f(x) = \frac{\mu}{2} \|x\|_2^2 + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 + \exp(-y_i \langle a_i, x \rangle)) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Convex binary logistic regression.  $\mu=0$ .



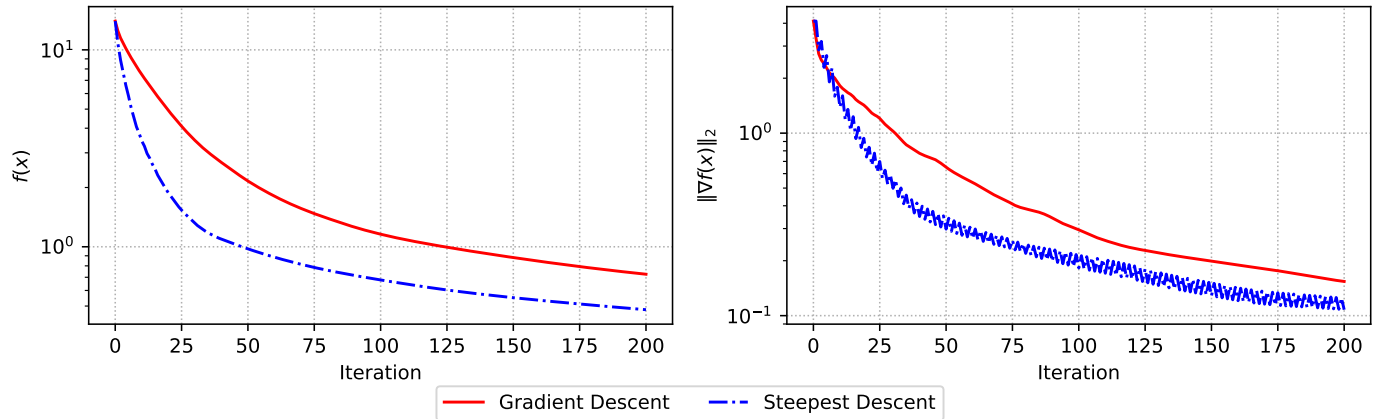
$$f(x) = \frac{\mu}{2} \|x\|_2^2 + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 + \exp(-y_i \langle a_i, x \rangle)) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Strongly convex binary logistic regression.  $\mu=0.1$ .



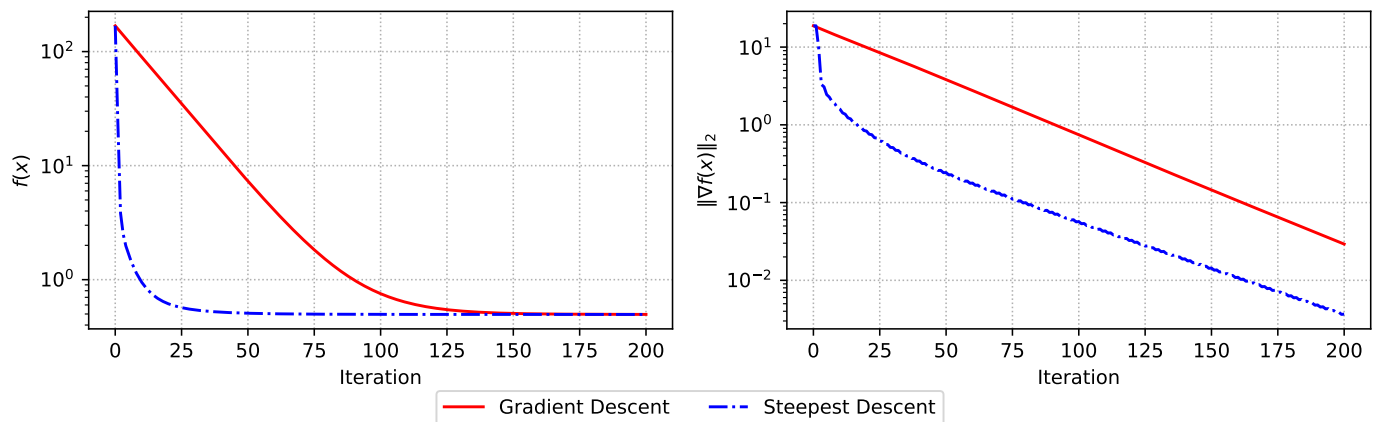
$$f(x) = \frac{\mu}{2} \|x\|_2^2 + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 + \exp(-y_i \langle a_i, x \rangle)) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Regularized binary logistic regression.  $n=300$ .  $m=1000$ .  $\mu=0$



$$f(x) = \frac{\mu}{2} \|x\|_2^2 + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 + \exp(-y_i \langle a_i, x \rangle)) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Regularized binary logistic regression.  $n=300$ .  $m=1000$ .  $\mu=1$



## 5 Задачи

Рассмотрим задачу

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x),$$

где  $f(x)$  выпукла и  $L$ -гладкая. Найдите скорость сходимости градиентного спуска с оптимальным теоретическим шагом  $\eta_k = \frac{1}{L}$  для усредненной точки и для лучшей точки. Другими словами, получите верхние границы на

- $f(\bar{x}_N) - f^*$ , where  $\bar{x}_N = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i$ ,
- $\min_{0 \leq i \leq N-1} f(x_i) - f^*$ .

**i** Шаг градиентного спуска

$$x_{k+1} = \arg \min_{x \in \mathbb{R}^n} \left\{ \Psi_k(x) \equiv f(x_k) + \langle \nabla f(x_k), x - x_k \rangle + \frac{L}{2} \|x - x_k\|_2^2 \right\}$$

**💡** Совет

Используйте факт, что  $\Psi_k(x)$  является  $L$ -строго выпуклой из-за квадратичного регуляризатора.

**6 Задачи на дом****6.1 Сходимость градиентного спуска в невыпуклом гладком случае [10 баллов]**

Мы не будем делать никаких предположений о выпуклости функции  $f$ . Мы покажем, что градиентный спуск достигает  $\varepsilon$ -стационарной точки  $x$ , такой что  $\|\nabla f(x)\|_2 \leq \varepsilon$ , за  $O(1/\varepsilon^2)$  итераций. Важное замечание: вы можете использовать здесь липшицеву параболическую верхнюю оценку:

$$f(y) \leq f(x) + \nabla f(x)^T(y - x) + \frac{L}{2} \|y - x\|_2^2, \quad \text{for all } x, y. \quad (4)$$

- Подставьте  $y = x^{k+1} = x^k - \alpha \nabla f(x^k)$ ,  $x = x^k$  в (Уравнение 4) чтобы показать, что

$$f(x^{k+1}) \leq f(x^k) - \left(1 - \frac{L\alpha}{2}\right) \alpha \|\nabla f(x^k)\|_2^2.$$

- Используйте  $\alpha \leq 1/L$ , и преобразуйте предыдущий результат, чтобы получить

$$\|\nabla f(x^k)\|_2^2 \leq \frac{2}{\alpha} (f(x^k) - f(x^{k+1})).$$

- Просуммируйте предыдущий результат по всем итерациям от  $1, \dots, k+1$  чтобы получить

$$\sum_{i=0}^k \|\nabla f(x^i)\|_2^2 \leq \frac{2}{\alpha} (f(x^0) - f^*).$$

- Дайте нижнюю оценку сумме в предыдущем результате, чтобы получить

$$\min_{i=0, \dots, k} \|\nabla f(x^i)\|_2 \leq \sqrt{\frac{2}{\alpha(k+1)}} (f(x^0) - f^*),$$

что устанавливает желаемую скорость  $O(1/\varepsilon^2)$  для достижения  $\varepsilon$ -стационарности.

## 6.2 Как сходится градиентный спуск в зависимости от числа обусловленности и размерности. [20 баллов]

Исследуйте, как количество итераций, необходимое для сходимости градиентного спуска, зависит от следующих двух параметров: числа обусловленности  $\kappa \geq 1$  функции, которую мы оптимизируем, и размерности  $n$  пространства переменных, по которым мы оптимизируем.

Для этого при заданных параметрах  $n$  и  $\kappa$  случайно сгенерируйте квадратичную задачу размера  $n$  с числом обусловленности  $\kappa$  и запустите на ней градиентный спуск с заранее заданной фиксированной точностью. Измерьте число итераций  $T(n, \kappa)$ , которое потребовалось методу для сходимости (успешного завершения по критерию останова).

Рекомендация: самый простой способ сгенерировать случайную квадратичную задачу размера  $n$  с заданным числом обусловленности  $\kappa$  следующий - удобно взять диагональную матрицу  $A \in S_n^{++}$  в виде  $A = \text{Diag}(a)$ , где диагональные элементы случайно выбираются из интервала  $[1, \kappa]$  и удовлетворяют  $\min(a) = 1$ ,  $\max(a) = \kappa$ . В качестве вектора  $b \in \mathbb{R}^n$  можно взять вектор со случайными компонентами. Диагональные матрицы удобны для рассмотрения, поскольку их можно эффективно обрабатывать даже при больших значениях  $n$ .

Зафиксируйте определенное значение размерности  $n$ . Итерируйте по различным числам обусловленности  $\kappa$  на сетке и постройте зависимость  $T(n, \kappa)$  от  $\kappa$ . Поскольку квадратичная задача каждый раз генерируется случайно, повторите этот эксперимент несколько раз. В результате для фиксированного значения  $n$  вы должны получить семейство кривых, показывающих зависимость  $T(n, \kappa)$  от  $\kappa$ . Изобразите все эти кривые в одном цвете для ясности (например, красный).

Увеличьте значение  $n$  и повторите эксперимент. Вы должны получить новое семейство кривых  $T(n', \kappa)$  от  $\kappa$ . Изобразите все эти кривые в одном цвете, но отличающемся от предыдущего (например, синий).

Повторите эту процедуру несколько раз для других значений  $n$ . В итоге вы должны получить несколько разных семейств кривых - некоторые красные (соответствующие одному значению  $n$ ), некоторые синие (соответствующие другому значению  $n$ ), некоторые зеленые и т.д.

Обратите внимание, что имеет смысл перебирать значения размерности  $n$  по логарифмической сетке (например,  $n = 10, n = 100, n = 1000$  и т. д.). Используйте следующий критерий останова:  $\|\nabla f(x_k)\|_2^2 \leq \varepsilon \|\nabla f(x_0)\|_2^2$  при  $\varepsilon = 10^{-5}$ . В качестве начальной точки возьмите  $x_0 = (1, \dots, 1)^T$ .

Какие выводы можно сделать из полученного рисунка?