

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 α :

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

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](#) ♣

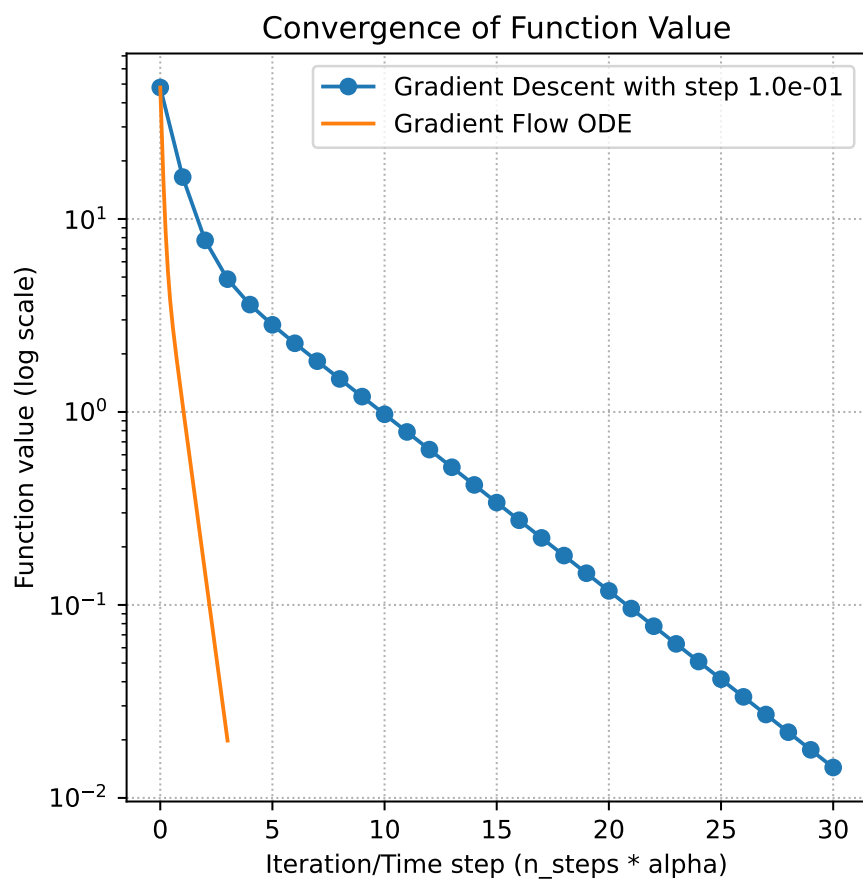
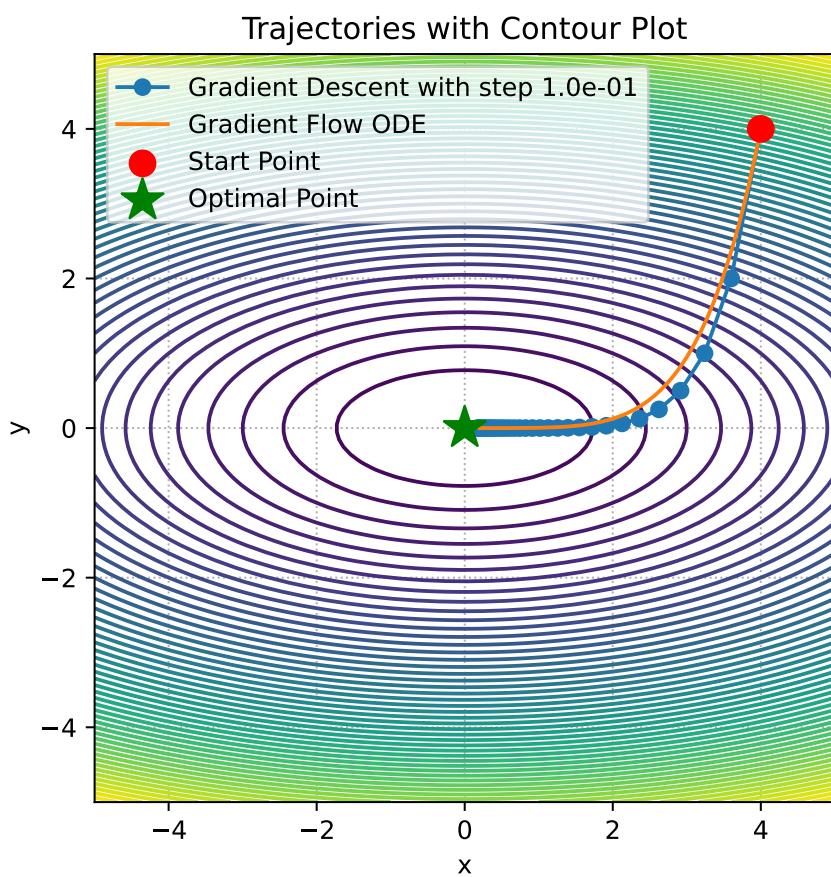
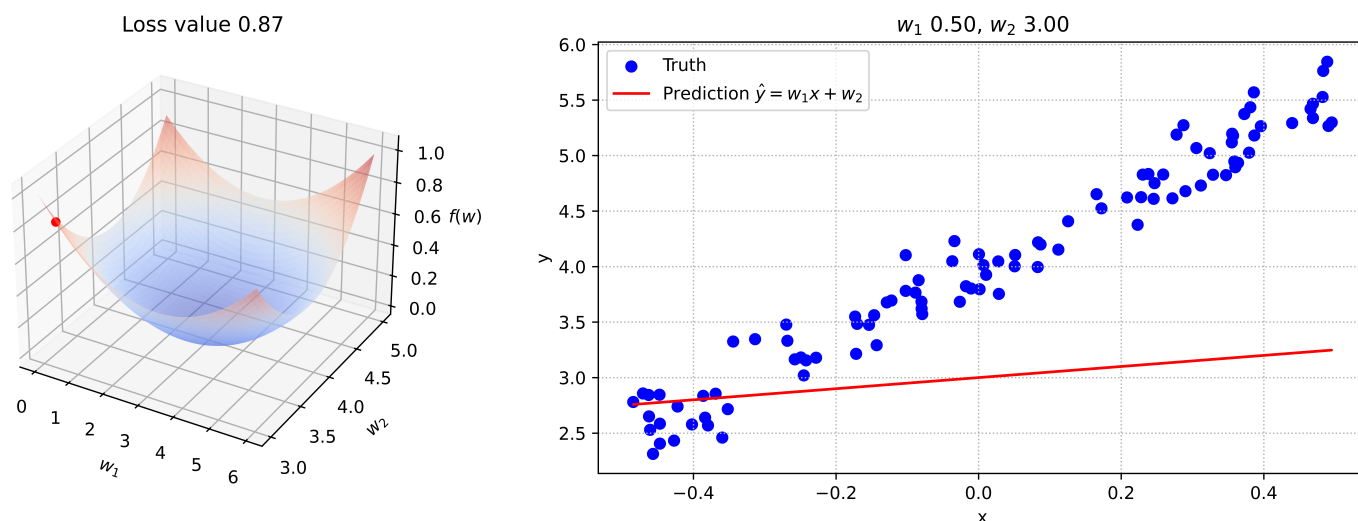


Рисунок 1: Траектория градиентного потока

1.3 Сходимость алгоритма градиентного спуска

 Код для построения анимации ниже. Сходимость существенно зависит от выбора шага α :



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 α_k даёт

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

Условия оптимальности:

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

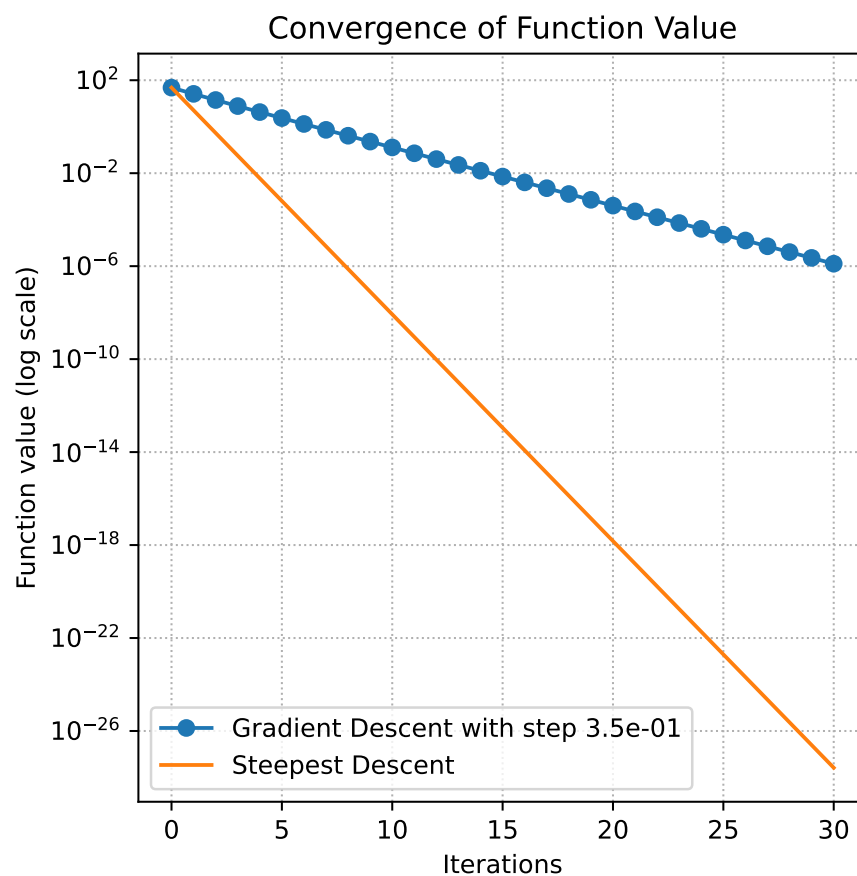
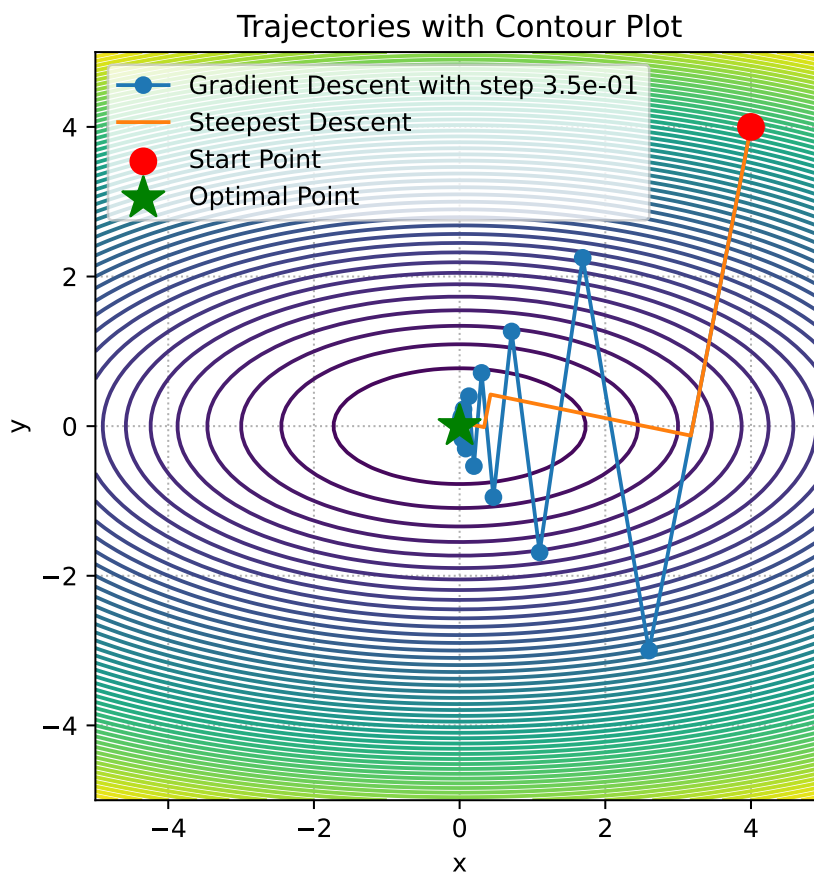


Рисунок 2: Наискорейший спуск

[Открыть в Colab](#) 

2 Сильно выпуклые квадратичные функции

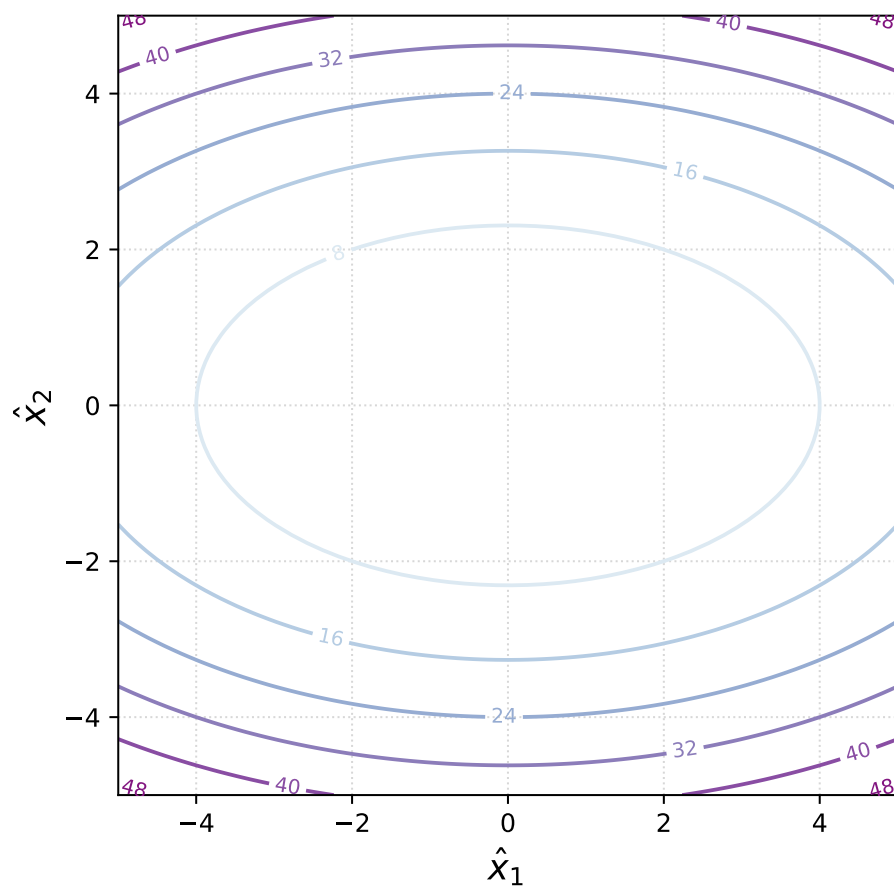
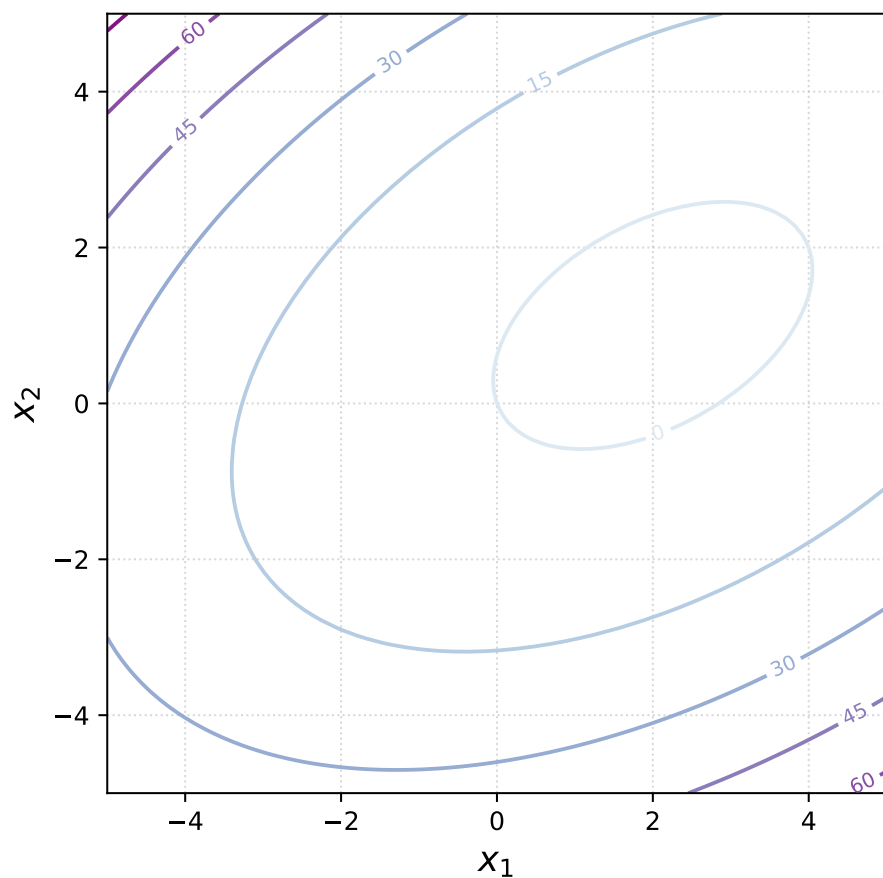
2.1 Сдвиг координат

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

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

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

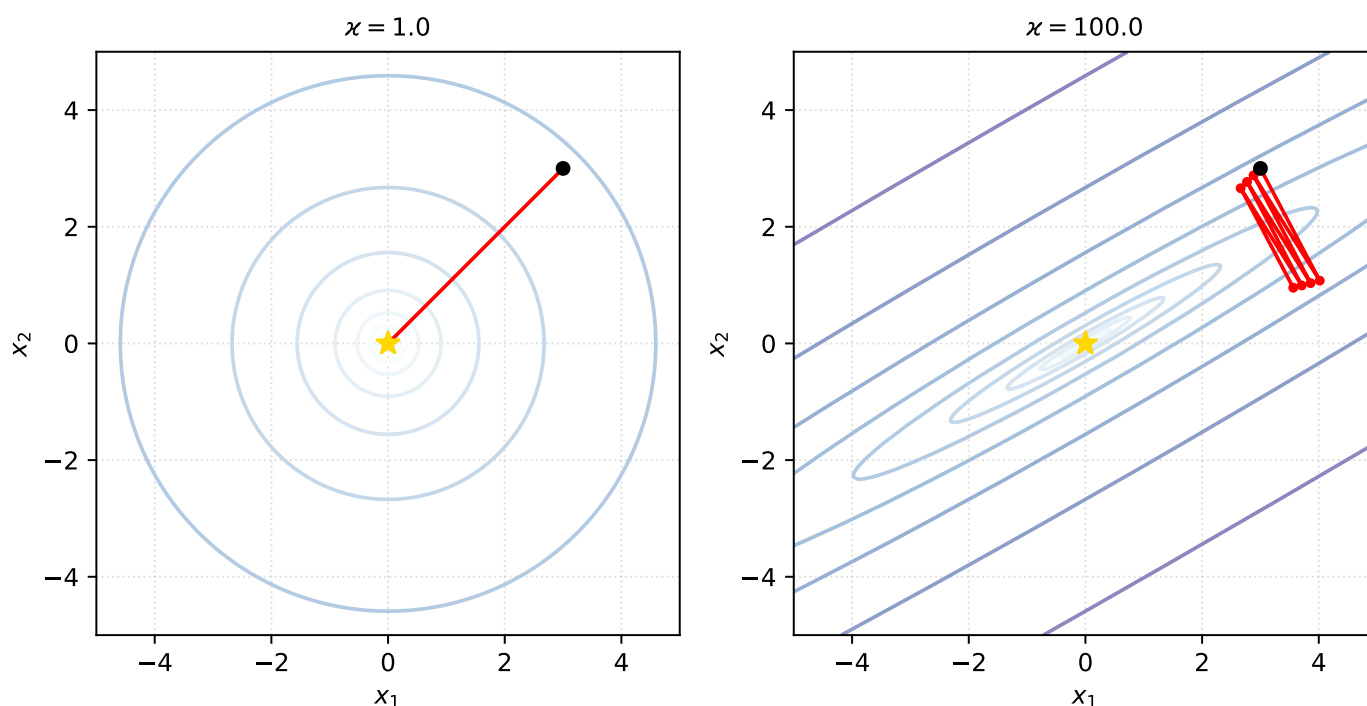
Выберем α , минимизирующий худший знаменатель прогрессии

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

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

κ	ρ	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 κ



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

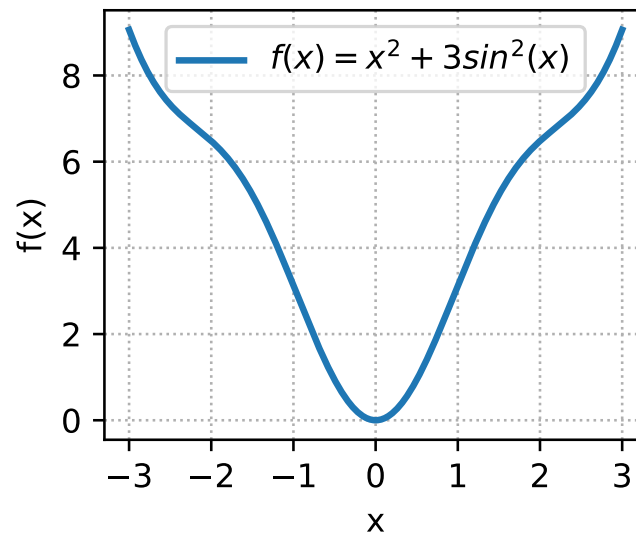


Рисунок 3: PL-функция

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

Non-convex PL function

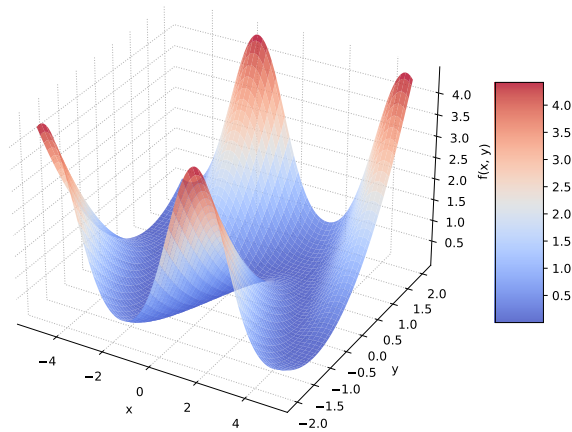


Рисунок 4: PL-функция

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 μ 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 α , 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 μ -сильно выпуклая дифференцируемая функция является PL-функцией

Theorem

Если функция $f(x)$ дифференцируема и μ -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 α , 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):

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

4.2 Итог

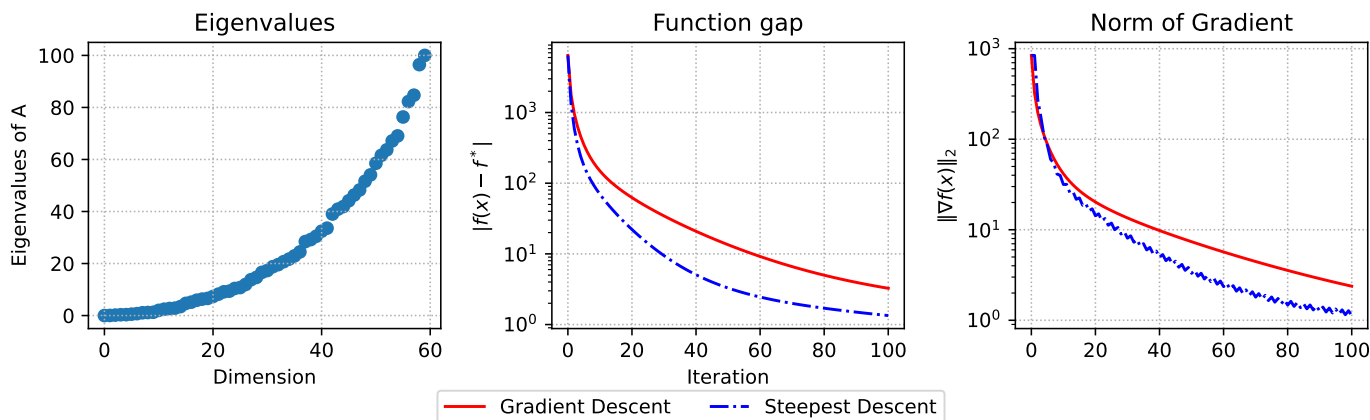
Градиентный спуск: $\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x)$ $x^{k+1} = x^k - \alpha^k \nabla f(x^k)$

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

4.3 Численные эксперименты

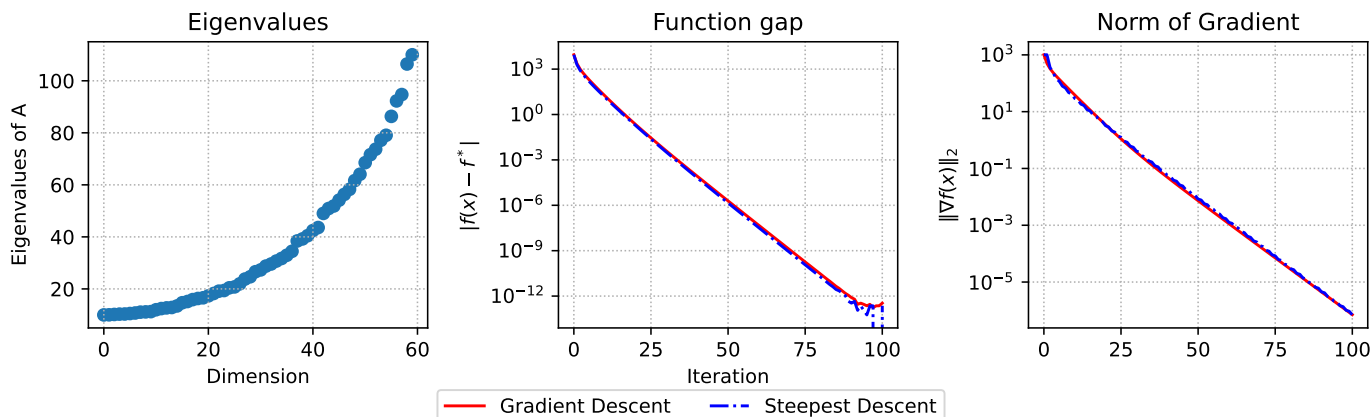
$$f(x) = \frac{1}{2}x^T A x - b^T x \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Convex quadratics. n=60, random matrix.



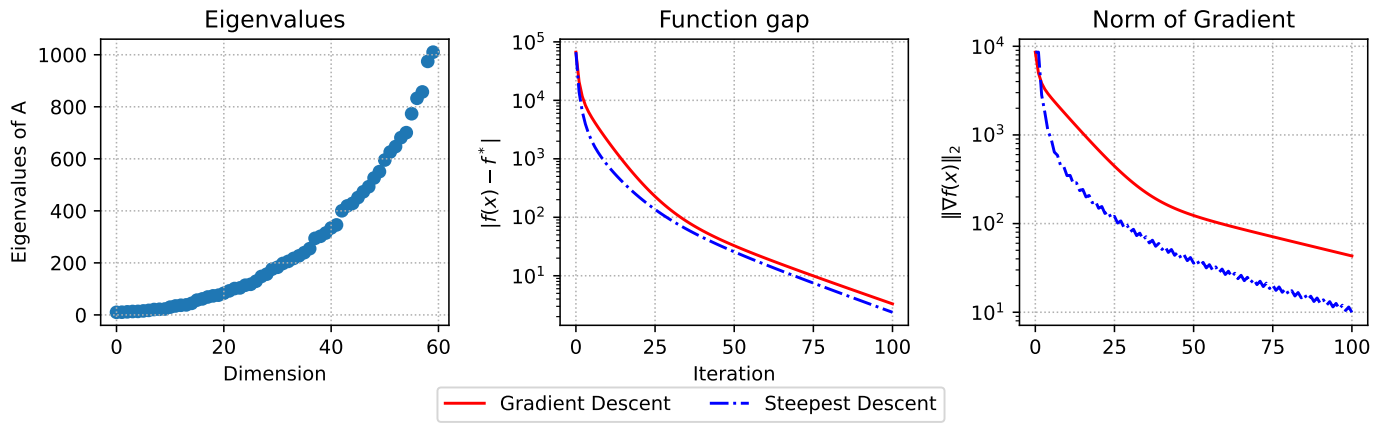
$$f(x) = \frac{1}{2}x^T A x - b^T x \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Strongly convex quadratics. n=60, random matrix.



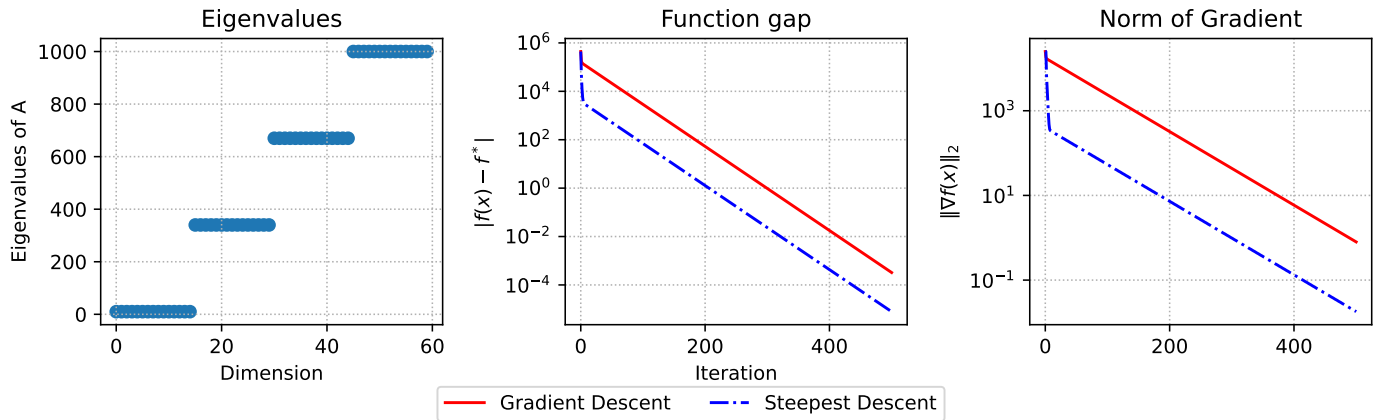
$$f(x) = \frac{1}{2}x^T A x - b^T x \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Strongly convex quadratics. n=60, random matrix.



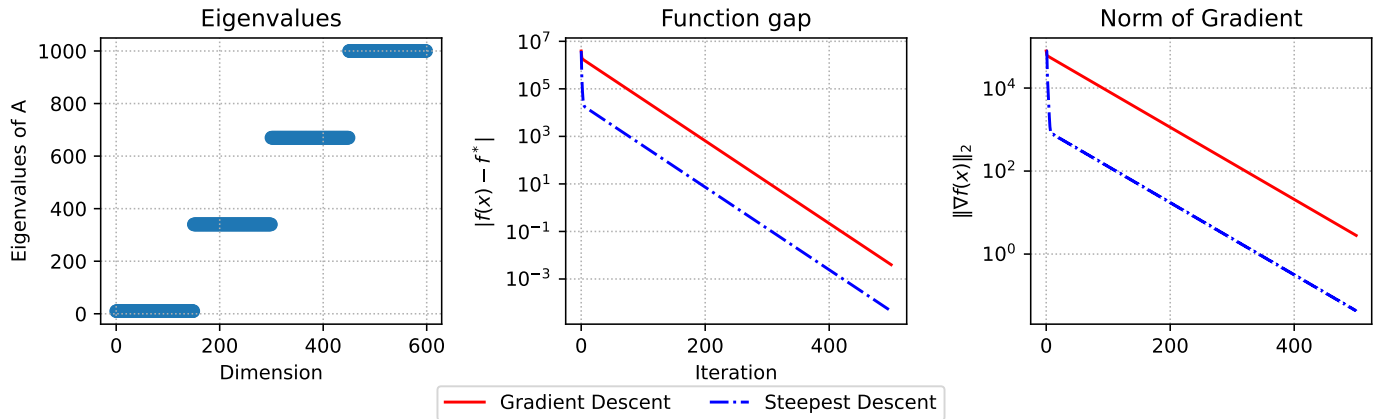
$$f(x) = \frac{1}{2}x^T A x - b^T x \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Strongly convex quadratics. n=60, clustered matrix.



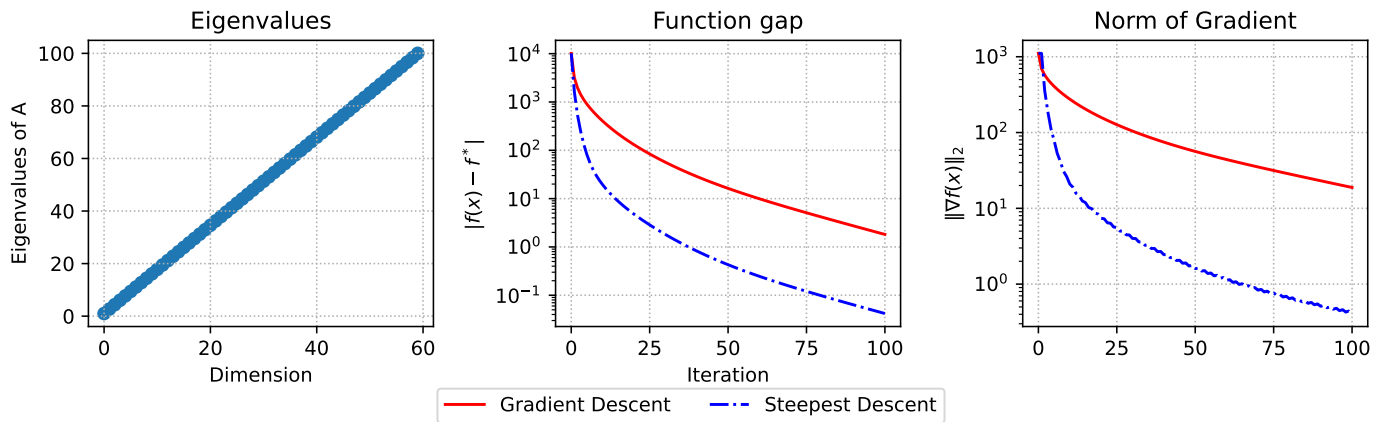
$$f(x) = \frac{1}{2}x^T A x - b^T x \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Strongly convex quadratics. $n=600$, clustered matrix.



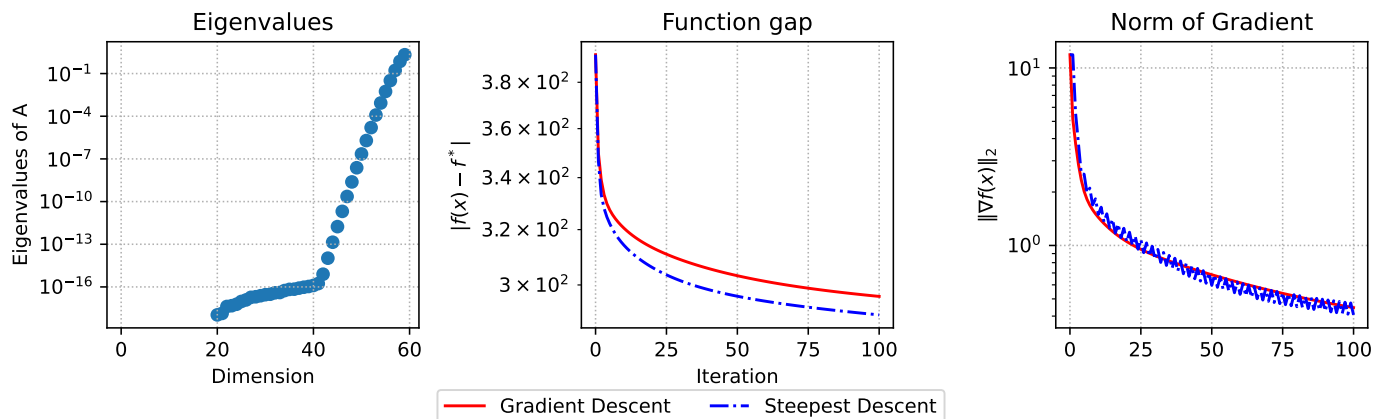
$$f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - b^T x \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

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



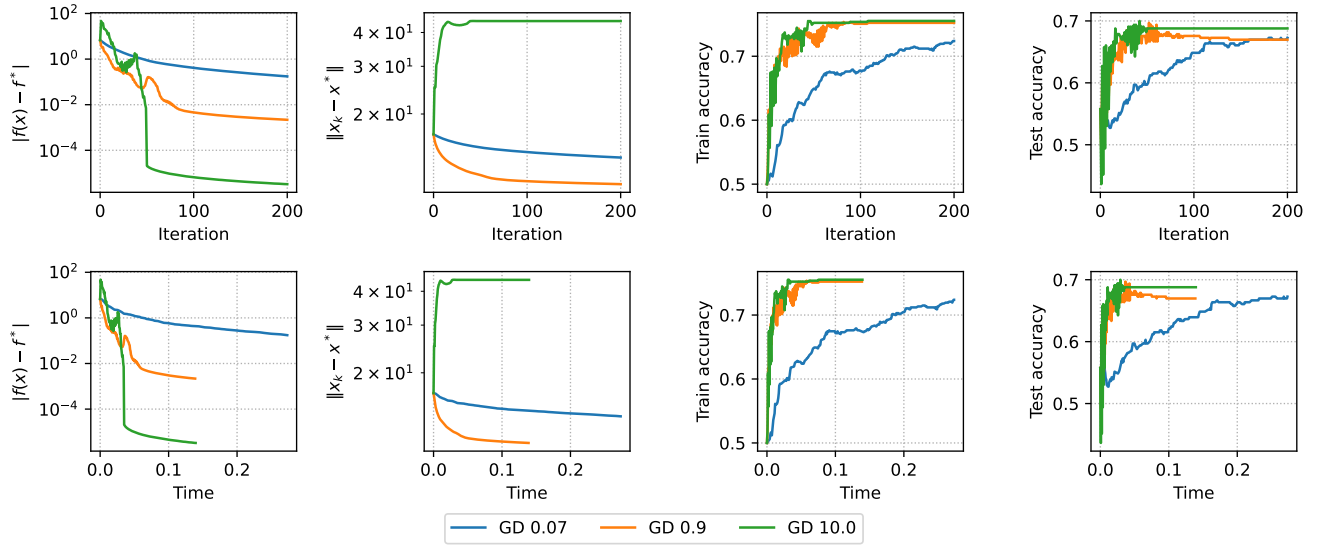
$$f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - b^T x \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

Strongly convex quadratics. $n=60$, Hilbert matrix.



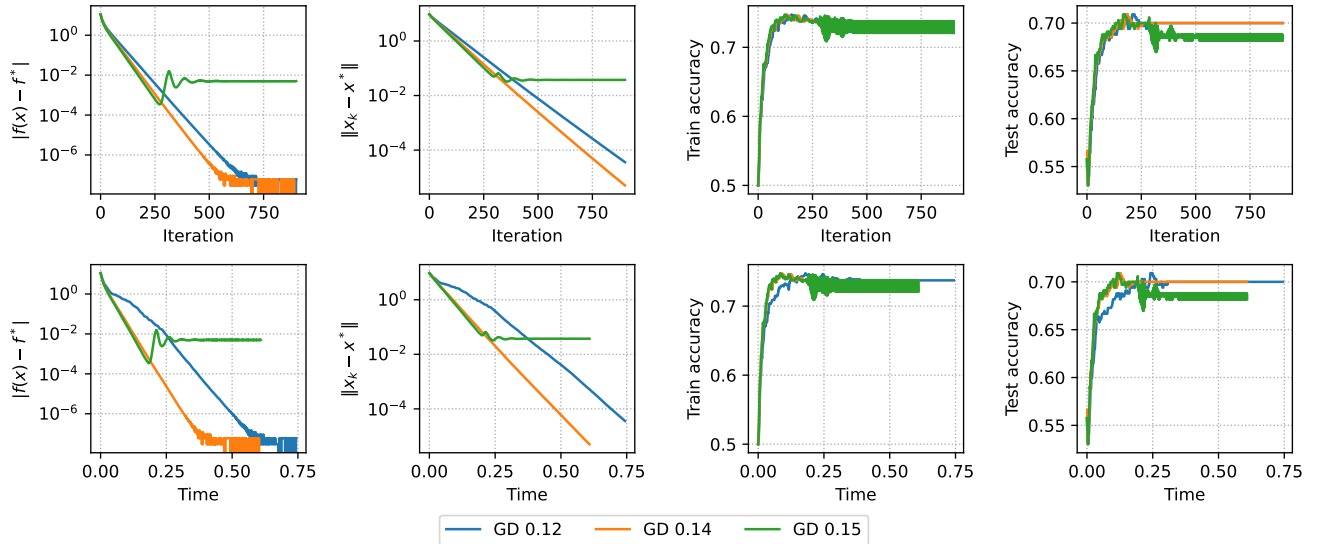
$$f(x) = \frac{\mu}{2} \|x\|_2^2 + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 + \exp(-y_i \langle a_i, x \rangle)) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

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

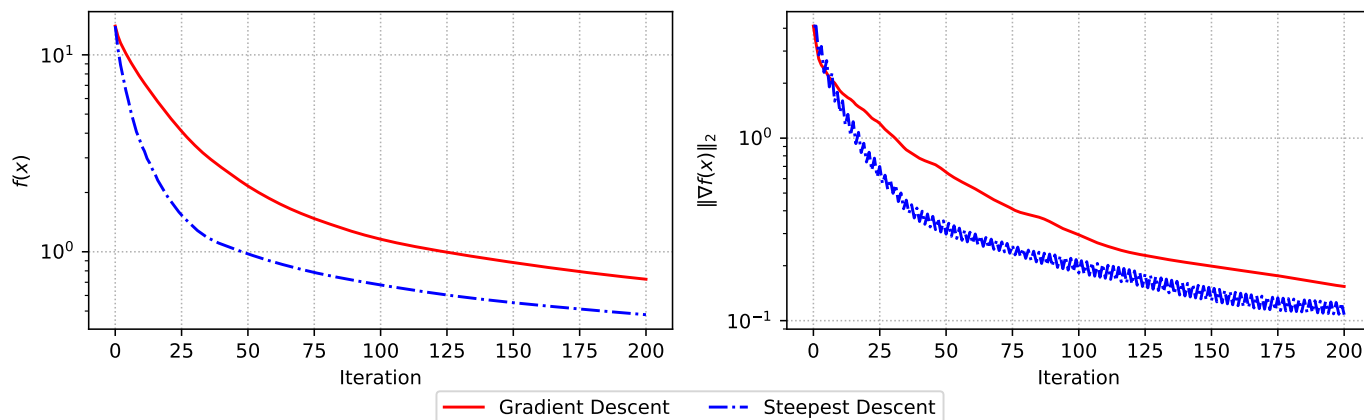


$$f(x) = \frac{\mu}{2} \|x\|_2^2 + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 + \exp(-y_i \langle a_i, x \rangle)) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

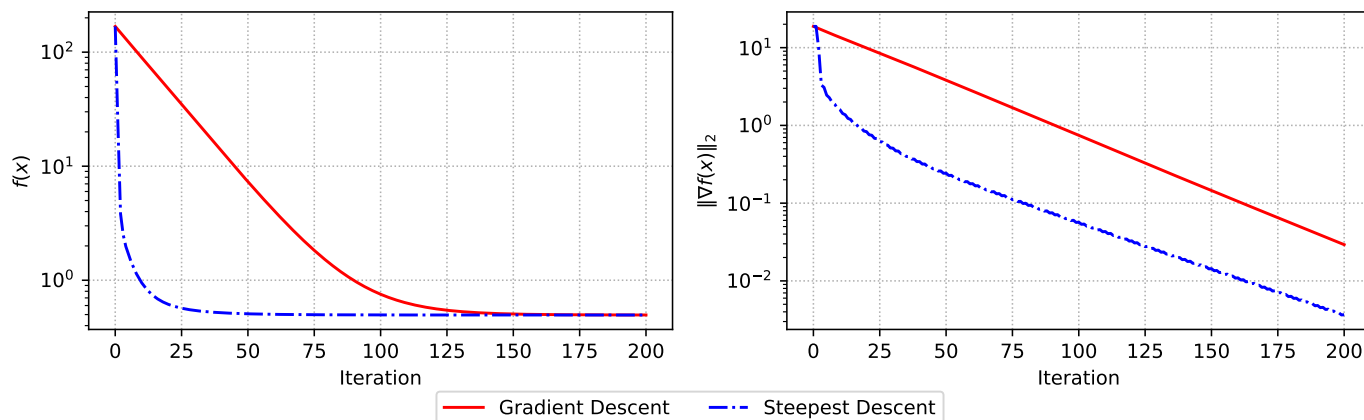
Strongly convex binary logistic regression. $\mu=0.1$.



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

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

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 ε -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 ε -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 κ случайно сгенерируйте квадратичную задачу размера n с числом обусловленности κ 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 κ 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 κ на сетке и постройте зависимость $T(n, \kappa)$ от κ . 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 κ . 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 κ . 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?