

Градиентный спуск. Теоремы сходимости в квадратичном случае. Теоремы сходимости в гладком случае (выпуклые, сильно выпуклые, PL). Ускоренные градиентные методы.

Даня Меркулов

Оптимизация для всех! ЦУ

## Сильно выпуклые квадратичные функции

## Сдвиг координат

Рассмотрим следующую задачу квадратичной оптимизации:

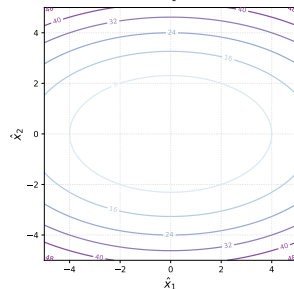
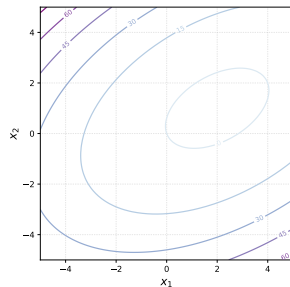
$$\min_{x \in \mathbb{R}^d} f(x) = \min_{x \in \mathbb{R}^d} \frac{1}{2} x^\top A x - b^\top x + c, \text{ где } A \in \mathbb{S}_{++}^d.$$

## 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.

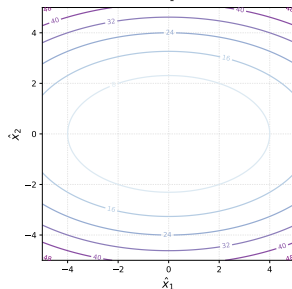
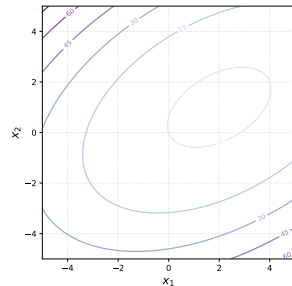


## Сдвиг координат

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  $A = Q\Lambda Q^T$ .

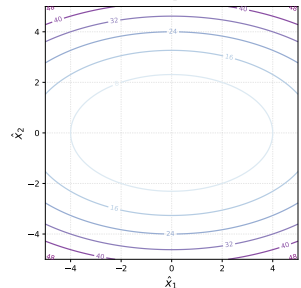
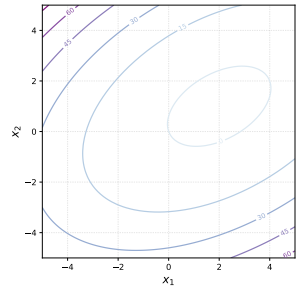


# Сдвиг координат

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  $x = Q\hat{x} + x^*$ .



## 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  $A = Q\Lambda Q^\top$ .
- Покажем, что мы можем сделать сдвиг координат, чтобы сделать анализ немного проще. Пусть  $\hat{x} = Q^\top(x - x^*)$ , где  $x^*$  — точка минимума исходной функции, определяемая как  $Ax^* = b$ . При этом  $x = Q\hat{x} + x^*$ .

$$f(\hat{x}) = \frac{1}{2} (Q\hat{x} + x^*)^\top A (Q\hat{x} + x^*) - b^\top (Q\hat{x} + x^*)$$



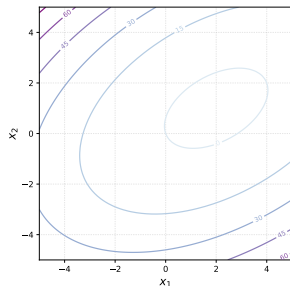
## Сдвиг координат

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  $x = Q\hat{x} + x^*$ .

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





## 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  $x = Q\hat{x} + x^*$ .

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



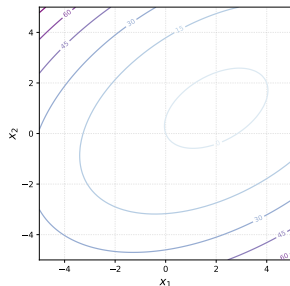
## Сдвиг координат

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  $x = Q\hat{x} + x^*$ .

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



## 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  $x = Q\hat{x} + x^*$ .

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



## 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  $\hat{x}$ )

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

## 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  $\hat{x}$ )

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

## 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  $\hat{x}$ )

$$\begin{aligned}x^{k+1} &= x^k - \alpha^k \nabla f(x^k) = x^k - \alpha^k \Lambda x^k \\ &= (I - \alpha^k \Lambda)x^k\end{aligned}$$

## 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  $\hat{x}$ )

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

$$= (I - \alpha^k \Lambda) x^k$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

## 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  $\hat{x}$ )

$$\begin{aligned}x^{k+1} &= x^k - \alpha^k \nabla f(x^k) = x^k - \alpha^k \Lambda x^k \\&= (I - \alpha^k \Lambda) x^k\end{aligned}$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$



## 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  $\hat{x}$ )

$$\begin{aligned}x^{k+1} &= x^k - \alpha^k \nabla f(x^k) = x^k - \alpha^k \Lambda x^k \\&= (I - \alpha^k \Lambda) x^k\end{aligned}$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

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

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

...

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

## 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  $\hat{x}$ )

$$\begin{aligned}x^{k+1} &= x^k - \alpha^k \nabla f(x^k) = x^k - \alpha^k \Lambda x^k \\&= (I - \alpha^k \Lambda) x^k\end{aligned}$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1$$

## 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  $\hat{x}$ )

$$\begin{aligned}x^{k+1} &= x^k - \alpha^k \nabla f(x^k) = x^k - \alpha^k \Lambda x^k \\&= (I - \alpha^k \Lambda) x^k\end{aligned}$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha \mu < 1$$

## 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  $\hat{x}$ )

$$\begin{aligned}x^{k+1} &= x^k - \alpha^k \nabla f(x^k) = x^k - \alpha^k \Lambda x^k \\&= (I - \alpha^k \Lambda) x^k\end{aligned}$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha \mu < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{\mu} \quad \alpha \mu > 0$$



## 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  $\hat{x}$ )

$$\begin{aligned}x^{k+1} &= x^k - \alpha^k \nabla f(x^k) = x^k - \alpha^k \Lambda x^k \\&= (I - \alpha^k \Lambda) x^k\end{aligned}$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1 \qquad |1 - \alpha L| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha \mu < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{\mu} \qquad \alpha \mu > 0$$

## 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  $\hat{x}$ )

$$\begin{aligned}x^{k+1} &= x^k - \alpha^k \nabla f(x^k) = x^k - \alpha^k \Lambda x^k \\&= (I - \alpha^k \Lambda) x^k\end{aligned}$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1$$

$$|1 - \alpha L| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha \mu < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha L < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{\mu} \quad \alpha \mu > 0$$

## 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  $\hat{x}$ )

$$\begin{aligned}x^{k+1} &= x^k - \alpha^k \nabla f(x^k) = x^k - \alpha^k \Lambda x^k \\&= (I - \alpha^k \Lambda) x^k\end{aligned}$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha\mu| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha\mu < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{\mu} \quad \alpha\mu > 0$$

$$|1 - \alpha L| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha L < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{L} \quad \alpha L > 0$$

## 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  $\hat{x}$ )

$$\begin{aligned}x^{k+1} &= x^k - \alpha^k \nabla f(x^k) = x^k - \alpha^k \Lambda x^k \\&= (I - \alpha^k \Lambda) x^k\end{aligned}$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1$$

$$|1 - \alpha L| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha \mu < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha L < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{\mu} \quad \alpha \mu > 0$$

$$\alpha < \frac{2}{L} \quad \alpha L > 0$$





## 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  $\hat{x}$ )

$$\begin{aligned}x^{k+1} &= x^k - \alpha^k \nabla f(x^k) = x^k - \alpha^k \Lambda x^k \\&= (I - \alpha^k \Lambda) x^k\end{aligned}$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

Выберем  $\alpha$ , минимизирующий худший знаменатель прогрессии

$$\rho^* = \min_{\alpha} \rho(\alpha)$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1$$

$$|1 - \alpha L| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha \mu < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha L < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{\mu}$$

$$\alpha \mu > 0$$

$$\alpha < \frac{2}{L}$$

$$\alpha L > 0$$



## 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  $\hat{x}$ )

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

$$= (I - \alpha^k \Lambda) x^k$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

Выберем  $\alpha$ , минимизирующий худший знаменатель прогрессии

$$\rho^* = \min_{\alpha} \rho(\alpha) = \min_{\alpha} \max_i |1 - \alpha \lambda_{(i)}|$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha \mu < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{\mu}$$

$$\alpha \mu > 0$$

$$|1 - \alpha L| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha L < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{L}$$

$$\alpha L > 0$$



## 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  $\hat{x}$ )

$$\begin{aligned}x^{k+1} &= x^k - \alpha^k \nabla f(x^k) = x^k - \alpha^k \Lambda x^k \\&= (I - \alpha^k \Lambda) x^k\end{aligned}$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

Выберем  $\alpha$ , минимизирующий худший знаменатель прогрессии

$$\begin{aligned}\rho^* &= \min_{\alpha} \rho(\alpha) = \min_{\alpha} \max_i |1 - \alpha \lambda_{(i)}| \\&= \min_{\alpha} \max \{ |1 - \alpha \mu|, |1 - \alpha L| \}\end{aligned}$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha \mu < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{\mu}$$

$$\alpha \mu > 0$$

$$|1 - \alpha L| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha L < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{L}$$

$$\alpha L > 0$$



## 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  $\hat{x}$ )

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

$$= (I - \alpha^k \Lambda) x^k$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha \mu < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{\mu}$$

$$\alpha \mu > 0$$

$$|1 - \alpha L| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha L < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{L}$$

$$\alpha L > 0$$

Выберем  $\alpha$ , минимизирующий худший знаменатель прогрессии

$$\rho^* = \min_{\alpha} \rho(\alpha) = \min_{\alpha} \max_i |1 - \alpha \lambda_{(i)}|$$

$$= \min_{\alpha} \max \{|1 - \alpha \mu|, |1 - \alpha L|\}$$

$$\alpha^* : \quad 1 - \alpha^* \mu = \alpha^* L - 1$$

## 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  $\hat{x}$ )

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

$$= (I - \alpha^k \Lambda) x^k$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha \mu < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{\mu}$$

$$\alpha \mu > 0$$

$$|1 - \alpha L| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha L < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{L}$$

$$\alpha L > 0$$

Выберем  $\alpha$ , минимизирующий худший знаменатель прогрессии

$$\rho^* = \min_{\alpha} \rho(\alpha) = \min_{\alpha} \max_i |1 - \alpha \lambda_{(i)}|$$

$$= \min_{\alpha} \max \{|1 - \alpha \mu|, |1 - \alpha L|\}$$

$$\alpha^* : 1 - \alpha^* \mu = \alpha^* L - 1$$

$$\alpha^* = \frac{2}{\mu + L}$$

## 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  $\hat{x}$ )

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

$$= (I - \alpha^k \Lambda) x^k$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha \mu < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{\mu}$$

$$\alpha \mu > 0$$

$$|1 - \alpha L| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha L < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{L}$$

$$\alpha L > 0$$

Выберем  $\alpha$ , минимизирующий худший знаменатель прогрессии

$$\rho^* = \min_{\alpha} \rho(\alpha) = \min_{\alpha} \max_i |1 - \alpha \lambda_{(i)}|$$

$$= \min_{\alpha} \max \{|1 - \alpha \mu|, |1 - \alpha L|\}$$

$$\alpha^* : 1 - \alpha^* \mu = \alpha^* L - 1$$

$$\alpha^* = \frac{2}{\mu + L} \quad \rho^* = \frac{L - \mu}{L + \mu}$$

## 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  $\hat{x}$ )

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

$$= (I - \alpha^k \Lambda) x^k$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha \mu < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{\mu}$$

$$\alpha \mu > 0$$

$$|1 - \alpha L| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha L < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{L}$$

$$\alpha L > 0$$

Выберем  $\alpha$ , минимизирующий худший знаменатель прогрессии

$$\rho^* = \min_{\alpha} \rho(\alpha) = \min_{\alpha} \max_i |1 - \alpha \lambda_{(i)}|$$

$$= \min_{\alpha} \max \{ |1 - \alpha \mu|, |1 - \alpha L| \}$$

$$\alpha^* : 1 - \alpha^* \mu = \alpha^* L - 1$$

$$\alpha^* = \frac{2}{\mu + L} \quad \rho^* = \frac{L - \mu}{L + \mu}$$

$$|x_{(i)}^k| \leq \left( \frac{L - \mu}{L + \mu} \right)^k |x_{(i)}^0|$$

## 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  $\hat{x}$ )

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

$$= (I - \alpha^k \Lambda) x^k$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha \mu < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{\mu}$$

$$\alpha \mu > 0$$

$$|1 - \alpha L| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha L < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{L}$$

$$\alpha L > 0$$

Выберем  $\alpha$ , минимизирующий худший знаменатель прогрессии

$$\rho^* = \min_{\alpha} \rho(\alpha) = \min_{\alpha} \max_i |1 - \alpha \lambda_{(i)}|$$

$$= \min_{\alpha} \max \{|1 - \alpha \mu|, |1 - \alpha L|\}$$

$$\alpha^* : 1 - \alpha^* \mu = \alpha^* L - 1$$

$$\alpha^* = \frac{2}{\mu + L} \quad \rho^* = \frac{L - \mu}{L + \mu}$$

$$|x_{(i)}^k| \leq \left( \frac{L - \mu}{L + \mu} \right)^k |x_{(i)}^0|$$

$$\|x^k\|_2 \leq \left( \frac{L - \mu}{L + \mu} \right)^k \|x^0\|_2$$



## 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  $\hat{x}$ )

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

$$= (I - \alpha^k \Lambda) x^k$$

$$x_{(i)}^{k+1} = (1 - \alpha^k \lambda_{(i)}) x_{(i)}^k \quad \text{для } i\text{-й координаты}$$

$$x_{(i)}^k = (1 - \alpha \lambda_{(i)})^k x_{(i)}^0 \quad \text{при постоянном шаге } \alpha^k = \alpha$$

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

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

...

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

$$|1 - \alpha \mu| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha \mu < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{\mu}$$

$$\alpha \mu > 0$$

$$|1 - \alpha L| < 1$$

$$-1 < 1 - \alpha L < 1$$

$$\alpha < \frac{2}{L}$$

$$\alpha L > 0$$

Выберем  $\alpha$ , минимизирующий худший знаменатель прогрессии

$$\rho^* = \min_{\alpha} \rho(\alpha) = \min_{\alpha} \max_i |1 - \alpha \lambda_{(i)}|$$

$$= \min_{\alpha} \max \{|1 - \alpha \mu|, |1 - \alpha L|\}$$

$$\alpha^* : 1 - \alpha^* \mu = \alpha^* L - 1$$

$$\alpha^* = \frac{2}{\mu + L} \quad \rho^* = \frac{L - \mu}{L + \mu}$$

$$|x_{(i)}^k| \leq \left( \frac{L - \mu}{L + \mu} \right)^k |x_{(i)}^0|$$

$$\|x^k\|_2 \leq \left( \frac{L - \mu}{L + \mu} \right)^k \|x^0\|_2 \quad f(x^k) \leq \left( \frac{L - \mu}{L + \mu} \right)^{2k} f(x^0)$$



## Анализ сходимости

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

# Число обусловленности $\kappa$

$\kappa = 1.0$



$\kappa = 100.0$



## Случай PL-функций

## 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

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



## 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



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

Non-convex PL function



## i Theorem

Рассмотрим задачу

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

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:

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

# Анализ сходимости

## i Theorem

Рассмотрим задачу

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

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:

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

## i Theorem

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



## Анализ сходимости

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

$$f(x^{k+1}) \leq f(x^k) + \langle \nabla f(x^k), x^{k+1} - x^k \rangle + \frac{L}{2} \|x^{k+1} - x^k\|^2$$

## Анализ сходимости

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

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

## Анализ сходимости

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

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

## Анализ сходимости

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

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

## Анализ сходимости

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

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

## Анализ сходимости

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  $\alpha L \leq 1$ .

## Анализ сходимости

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.

## Выпуклый гладкий случай



# Выпуклый гладкий случай

## i Theorem

Рассмотрим задачу

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

Пусть  $x^* = \arg \min_{x \in \mathbb{R}^d} f(x)$ , а  $f^* = f(x^*)$ . Предположим, что  $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$  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  $0 < \alpha \leq \frac{1}{L}$ .

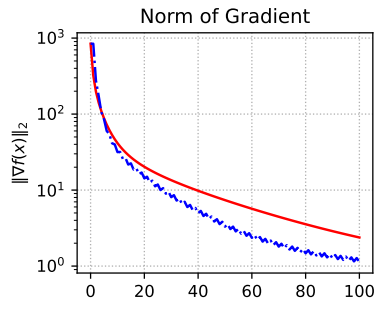
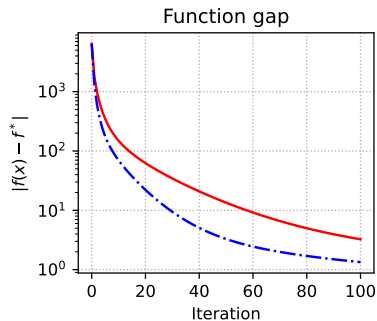
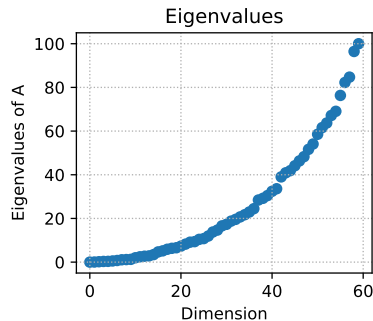
Тогда для всех  $k \in \mathbb{N}$  справедливо:

$$f(x_k) - f^* \leq \frac{\|x_0 - x^*\|^2}{2\alpha k}.$$

## Численные эксперименты

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \left\{ f(x) = \frac{1}{2} x^T A x - b^T x \right\}, \quad \mu = 0, \quad L = 100.$$

Convex quadratics.  $n=60$ , random matrix.

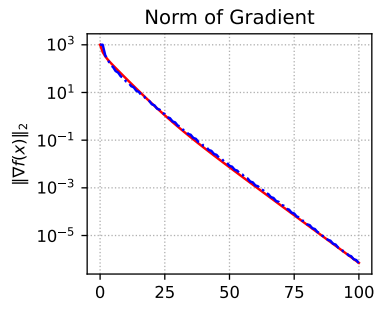
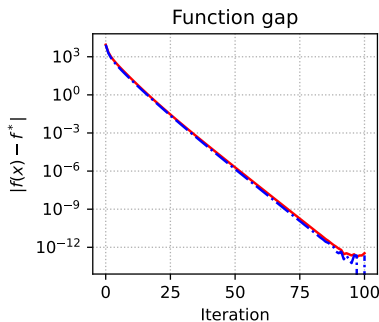
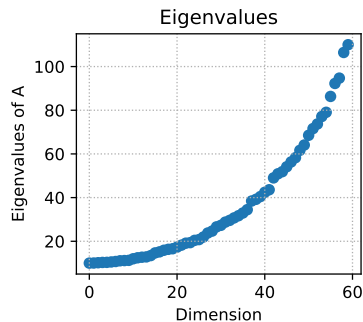


— Gradient Descent    -.- Steepest Descent

## Численные эксперименты

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \left\{ f(x) = \frac{1}{2} x^T A x - b^T x \right\}, \quad \mu = 10, \quad L = 110.$$

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

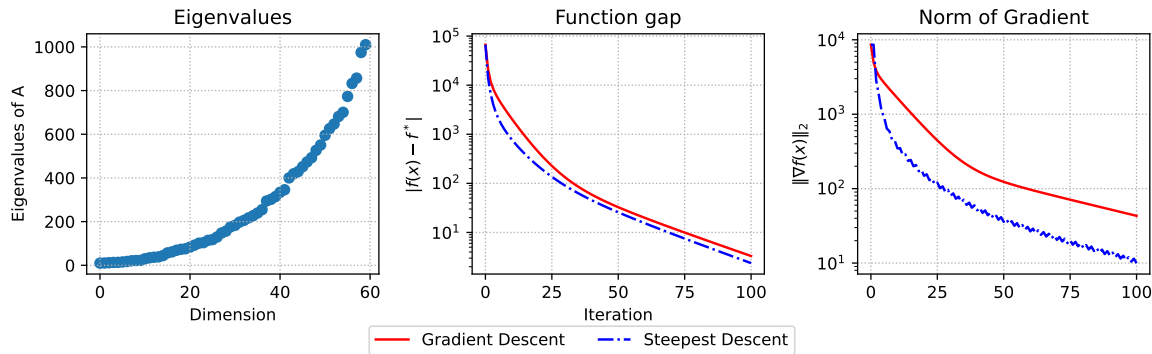


— Gradient Descent    - - - Steepest Descent

# Численные эксперименты

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \left\{ f(x) = \frac{1}{2} x^T A x - b^T x \right\}, \quad \mu = 10, \quad L = 1000.$$

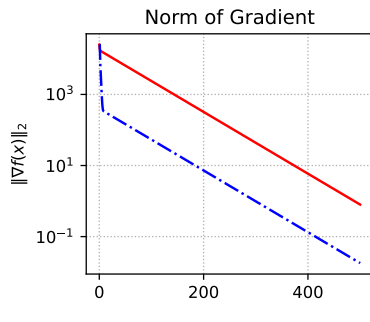
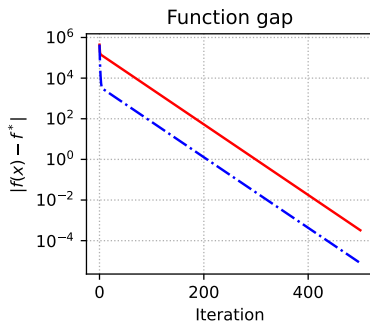
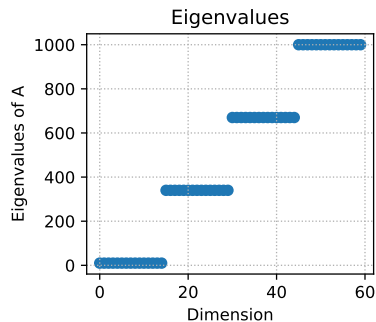
Strongly convex quadratics.  $n=60$ , random matrix.



# Численные эксперименты

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \left\{ f(x) = \frac{1}{2} x^T A x - b^T x \right\}, \quad \mu = 10, \quad L = 1000.$$

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

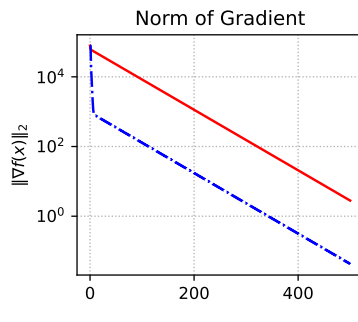
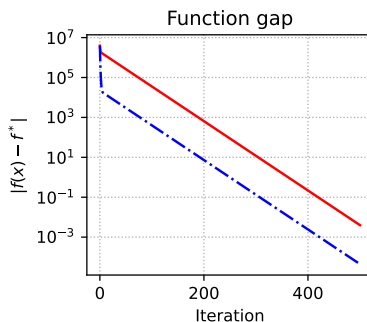
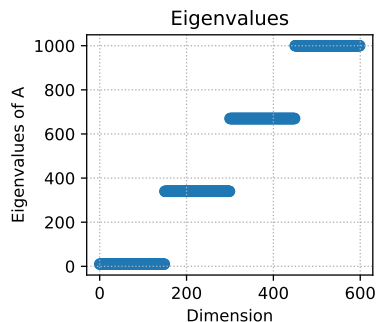


— Gradient Descent    -.- Steepest Descent

# Численные эксперименты

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \left\{ f(x) = \frac{1}{2} x^T A x - b^T x \right\}, \quad \mu = 10, \quad L = 1000.$$

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

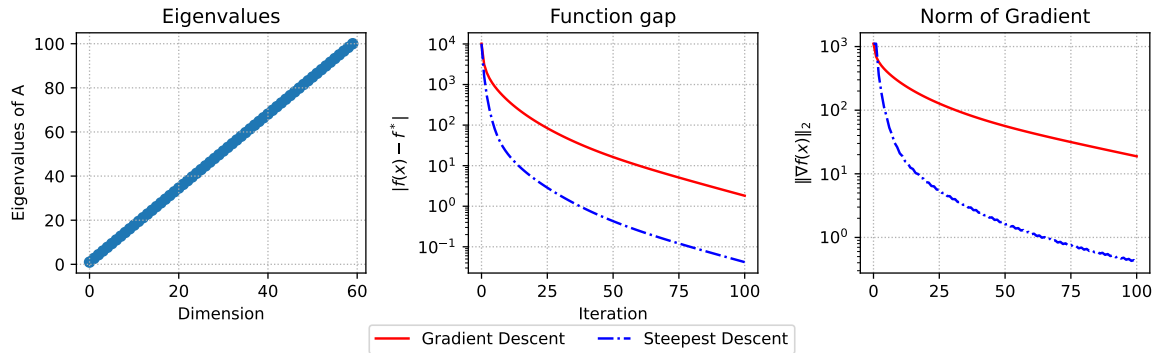


— Gradient Descent    -.- Steepest Descent

## Численные эксперименты

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \left\{ f(x) = \frac{1}{2} x^T A x - b^T x \right\}, \quad \mu = 10, \quad L = 1000.$$

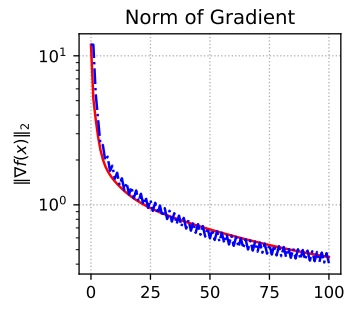
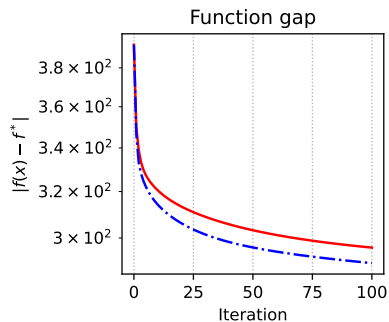
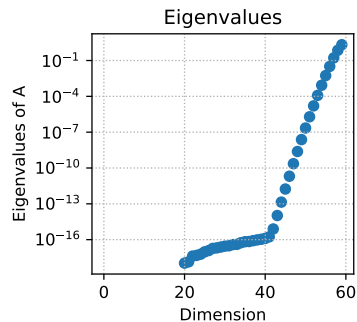
Strongly convex quadratics.  $n=60$ , uniform spectrum matrix.



# Численные эксперименты

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

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



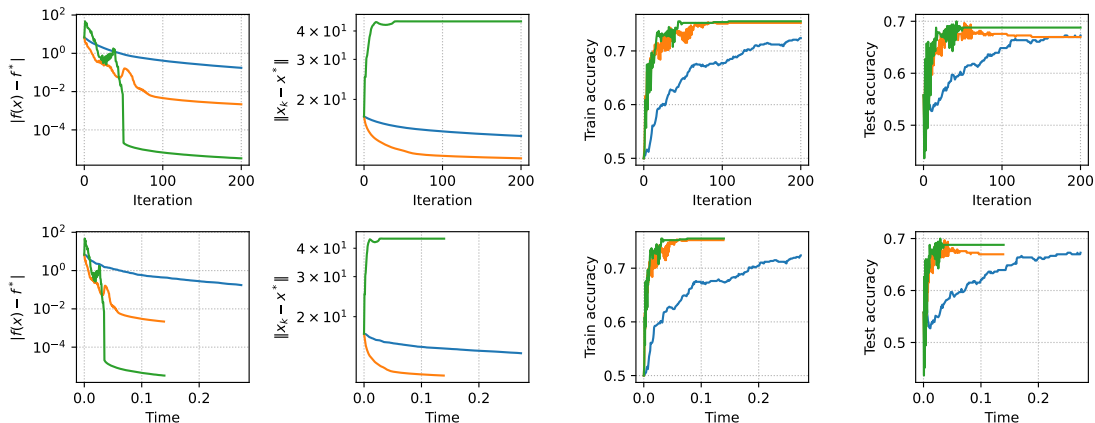
— Gradient Descent    - - Steepest Descent



# Численные эксперименты

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

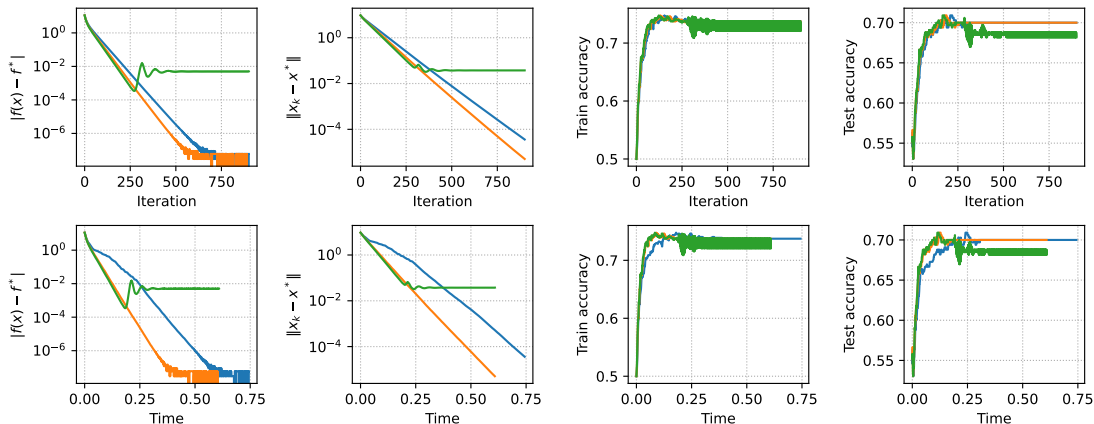
Convex binary logistic regression.  $\mu=0$ .



# Численные эксперименты

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

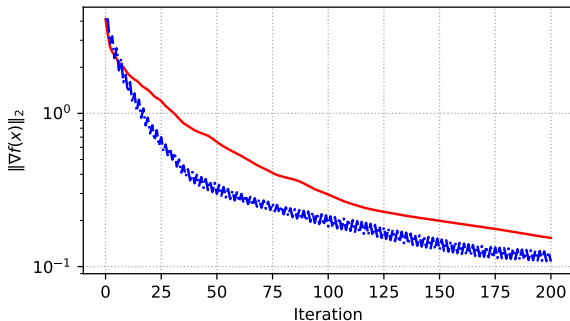
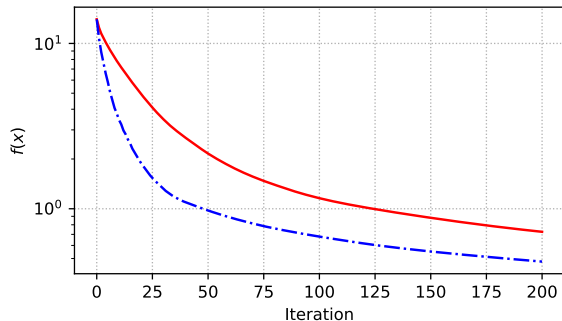
Strongly convex binary logistic regression.  $\mu=0.1$ .



## Численные эксперименты

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

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

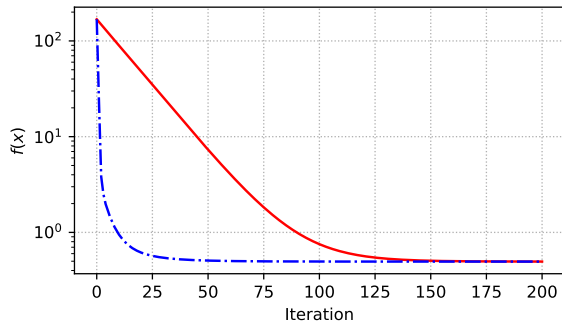


— Gradient Descent    -.- Steepest Descent

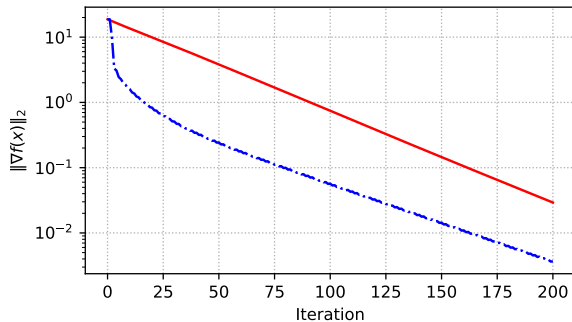
## Численные эксперименты

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

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



— Gradient Descent    -.- Steepest Descent



# Сходимость градиентного спуска

Градиентный спуск:

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

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k)$$

выпуклая (негладкая)	гладкая (невыпуклая)	гладкая & выпуклая	гладкая & сильно выпуклая
$f(x_k) - f^* = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$\min_{0 \leq i \leq k} \ \nabla f(x_i)\  = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$f(x_k) - f^* = \mathcal{O}\left(\frac{1}{k}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)$	$\ x_k - x^*\ ^2 = \mathcal{O}\left(\left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\kappa \log \frac{1}{\varepsilon}\right)$

# Сходимость градиентного спуска

Градиентный спуск:

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

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k)$$

выпуклая (негладкая)	гладкая (невыпуклая)	гладкая & выпуклая	гладкая & сильно выпуклая
$f(x_k) - f^* = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$\min_{0 \leq i \leq k} \ \nabla f(x_i)\  = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$f(x_k) - f^* = \mathcal{O}\left(\frac{1}{k}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)$	$\ x_k - x^*\ ^2 = \mathcal{O}\left(\left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\mu} \log \frac{1}{\varepsilon}\right)$

Для гладкой сильно выпуклой функции мы имеем:

$$f(x_k) - f^* \leq \left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k (f(x_0) - f^*).$$

# Сходимость градиентного спуска

Градиентный спуск:

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

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k)$$

выпуклая (негладкая)	гладкая (невыпуклая)	гладкая & выпуклая	гладкая & сильно выпуклая
$f(x_k) - f^* = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$\min_{0 \leq i \leq k} \ \nabla f(x_i)\  = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$f(x_k) - f^* = \mathcal{O}\left(\frac{1}{k}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)$	$\ x_k - x^*\ ^2 = \mathcal{O}\left(\left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\mu} \log \frac{1}{\varepsilon}\right)$

Для гладкой сильно выпуклой функции мы имеем:

$$f(x_k) - f^* \leq \left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k (f(x_0) - f^*).$$

Обратите внимание, что для любого  $x$ , поскольку  $e^{-x}$  выпуклая и  $1 - x$  является её касательной в точке  $x = 0$ , мы имеем:

$$1 - x \leq e^{-x}$$

# Сходимость градиентного спуска

Градиентный спуск:

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

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k)$$

выпуклая (негладкая)	гладкая (невыпуклая)	гладкая & выпуклая	гладкая & сильно выпуклая
$f(x_k) - f^* = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$\min_{0 \leq i \leq k} \ \nabla f(x_i)\  = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$f(x_k) - f^* = \mathcal{O}\left(\frac{1}{k}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)$	$\ x_k - x^*\ ^2 = \mathcal{O}\left(\left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\mu \log \frac{1}{\varepsilon}}\right)$

Для гладкой сильно выпуклой функции мы имеем:

$$f(x_k) - f^* \leq \left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k (f(x_0) - f^*).$$

Наконец:

$$\varepsilon = f(x_{k_\varepsilon}) - f^*$$

Обратите внимание, что для любого  $x$ , поскольку  $e^{-x}$  выпуклая и  $1 - x$  является её касательной в точке  $x = 0$ , мы имеем:

$$1 - x \leq e^{-x}$$



# Сходимость градиентного спуска

Градиентный спуск:

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

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k)$$

выпуклая (негладкая)	гладкая (невыпуклая)	гладкая & выпуклая	гладкая & сильно выпуклая
$f(x_k) - f^* = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$\min_{0 \leq i \leq k} \ \nabla f(x_i)\  = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$f(x_k) - f^* = \mathcal{O}\left(\frac{1}{k}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)$	$\ x_k - x^*\ ^2 = \mathcal{O}\left(\left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\mu} \log \frac{1}{\varepsilon}\right)$

Для гладкой сильно выпуклой функции мы имеем:

$$f(x_k) - f^* \leq \left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k (f(x_0) - f^*).$$

Наконец:

$$\varepsilon = f(x_{k_\varepsilon}) - f^* \leq \left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^{k_\varepsilon} (f(x_0) - f^*)$$

Обратите внимание, что для любого  $x$ , поскольку  $e^{-x}$  выпуклая и  $1 - x$  является её касательной в точке  $x = 0$ , мы имеем:

$$1 - x \leq e^{-x}$$

# Сходимость градиентного спуска

Градиентный спуск:

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

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k)$$

выпуклая (негладкая)	гладкая (невыпуклая)	гладкая & выпуклая	гладкая & сильно выпуклая
$f(x_k) - f^* = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$\min_{0 \leq i \leq k} \ \nabla f(x_i)\  = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$f(x_k) - f^* = \mathcal{O}\left(\frac{1}{k}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)$	$\ x_k - x^*\ ^2 = \mathcal{O}\left(\left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\mu} \log \frac{1}{\varepsilon}\right)$

Для гладкой сильно выпуклой функции мы имеем:

$$f(x_k) - f^* \leq \left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k (f(x_0) - f^*).$$

Обратите внимание, что для любого  $x$ , поскольку  $e^{-x}$  выпуклая и  $1 - x$  является её касательной в точке  $x = 0$ , мы имеем:

$$1 - x \leq e^{-x}$$

Наконец:

$$\begin{aligned} \varepsilon = f(x_{k_\varepsilon}) - f^* &\leq \left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^{k_\varepsilon} (f(x_0) - f^*) \\ &\leq \exp\left(-k_\varepsilon \frac{\mu}{L}\right) (f(x_0) - f^*) \end{aligned}$$

# Сходимость градиентного спуска

Градиентный спуск:

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

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k)$$

выпуклая (негладкая)	гладкая (невыпуклая)	гладкая & выпуклая	гладкая & сильно выпуклая
$f(x_k) - f^* = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$\min_{0 \leq i \leq k} \ \nabla f(x_i)\  = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$f(x_k) - f^* = \mathcal{O}\left(\frac{1}{k}\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)$	$\ x_k - x^*\ ^2 = \mathcal{O}\left(\left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k\right)$ $k_\varepsilon = \mathcal{O}\left(\kappa \log \frac{1}{\varepsilon}\right)$

Для гладкой сильно выпуклой функции мы имеем:

$$f(x_k) - f^* \leq \left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k (f(x_0) - f^*).$$

Обратите внимание, что для любого  $x$ , поскольку  $e^{-x}$  выпуклая и  $1 - x$  является её касательной в точке  $x = 0$ , мы имеем:

$$1 - x \leq e^{-x}$$

Наконец:

$$\begin{aligned} \varepsilon &= f(x_{k_\varepsilon}) - f^* \leq \left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^{k_\varepsilon} (f(x_0) - f^*) \\ &\leq \exp\left(-k_\varepsilon \frac{\mu}{L}\right) (f(x_0) - f^*) \\ k_\varepsilon &\geq \kappa \log \frac{f(x_0) - f^*}{\varepsilon} = \mathcal{O}\left(\kappa \log \frac{1}{\varepsilon}\right) \end{aligned}$$

# Сходимость градиентного спуска

**Вопрос:** Можно ли добиться лучшей скорости сходимости, используя только информацию первого порядка?

# Сходимость градиентного спуска

**Вопрос:** Можно ли добиться лучшей скорости сходимости, используя только информацию первого порядка?  
**Да, можно.**

## Нижние оценки

- Как правило, это гораздо более нетривиальные результаты - они показывают, что никакой метод не может сходиться быстрее, чем нижняя оценка на выбранном классе функций.

---

<sup>1</sup>Carmon, Duchi, Hinder, Sidford, 2017

<sup>2</sup>Nemirovski, Yudin, 1979

## Нижние оценки

- Как правило, это гораздо более нетривиальные результаты - они показывают, что никакой метод не может сходиться быстрее, чем нижняя оценка на выбранном классе функций.
- Часто, эти результаты получаются путём предъявления конкретной функции из класса, для которой никакой метод не может сходиться быстрее, чем нижняя оценка.

---

<sup>1</sup>Carmon, Duchi, Hinder, Sidford, 2017

<sup>2</sup>Nemirovski, Yudin, 1979

## Нижние оценки

- Как правило, это гораздо более нетривиальные результаты - они показывают, что никакой метод не может сходиться быстрее, чем нижняя оценка на выбранном классе функций.
- Часто, эти результаты получаются путём предъявления конкретной функции из класса, для которой никакой метод не может сходиться быстрее, чем нижняя оценка.
- Для нижних оценок пишут  $\Omega(\cdot)$  вместо  $\mathcal{O}(\cdot)$ .

---

<sup>1</sup>Carmon, Duchi, Hinder, Sidford, 2017

<sup>2</sup>Nemirovski, Yudin, 1979



## Нижние оценки

- Как правило, это гораздо более нетривиальные результаты - они показывают, что никакой метод не может сходиться быстрее, чем нижняя оценка на выбранном классе функций.
- Часто, эти результаты получаются путём предъявления конкретной функции из класса, для которой никакой метод не может сходиться быстрее, чем нижняя оценка.
- Для нижних оценок пишут  $\Omega(\cdot)$  вместо  $\mathcal{O}(\cdot)$ .

---

<sup>1</sup>Carmon, Duchi, Hinder, Sidford, 2017

<sup>2</sup>Nemirovski, Yudin, 1979

## Нижние оценки

- Как правило, это гораздо более нетривиальные результаты - они показывают, что никакой метод не может сходиться быстрее, чем нижняя оценка на выбранном классе функций.
- Часто, эти результаты получаются путём предъявления конкретной функции из класса, для которой никакой метод не может сходиться быстрее, чем нижняя оценка.
- Для нижних оценок пишут  $\Omega(\cdot)$  вместо  $\mathcal{O}(\cdot)$ .

выпуклая (негладкая)	гладкая (невыпуклая) <sup>1</sup>	гладкая & выпуклая <sup>2</sup>	гладкая & сильно выпуклая
$f(x_k) - f^* = \Omega\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \Omega\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$\min_{0 \leq i \leq k} \ \nabla f(x_i)\  = \Omega\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \Omega\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$f(x_k) - f^* = \Omega\left(\frac{1}{k^2}\right)$ $k_\varepsilon = \Omega\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)$	$f(x_k) - f^* = \Omega\left(\left(\frac{\sqrt{n}-1}{\sqrt{n}+1}\right)^{2k}\right)$ $k_\varepsilon = \Omega\left(\sqrt{n} \log \frac{1}{\varepsilon}\right)$

<sup>1</sup>Carmon, Duchi, Hinder, Sidford, 2017

<sup>2</sup>Nemirovski, Yudin, 1979

## Нижние оценки

- Как правило, это гораздо более нетривиальные результаты - они показывают, что никакой метод не может сходиться быстрее, чем нижняя оценка на выбранном классе функций.
- Часто, эти результаты получаются путём предъявления конкретной функции из класса, для которой никакой метод не может сходиться быстрее, чем нижняя оценка.
- Для нижних оценок пишут  $\Omega(\cdot)$  вместо  $\mathcal{O}(\cdot)$ .

выпуклая (негладкая)	гладкая (невыпуклая) <sup>1</sup>	гладкая & выпуклая <sup>2</sup>	гладкая & сильно выпуклая
$f(x_k) - f^* = \Omega\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \Omega\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$\min_{0 \leq i \leq k} \ \nabla f(x_i)\  = \Omega\left(\frac{1}{\sqrt{k}}\right)$ $k_\varepsilon = \Omega\left(\frac{1}{\varepsilon^2}\right)$	$f(x_k) - f^* = \Omega\left(\frac{1}{k^2}\right)$ $k_\varepsilon = \Omega\left(\frac{1}{\sqrt{\varepsilon}}\right)$	$f(x_k) - f^* = \Omega\left(\left(\frac{\sqrt{n}-1}{\sqrt{n}+1}\right)^{2k}\right)$ $k_\varepsilon = \Omega\left(\sqrt{n} \log \frac{1}{\varepsilon}\right)$

Например, из таблицы выше следует, что никакой метод первого порядка определённой формы не может сходиться быстрее, чем  $\Omega\left(\frac{1}{k^2}\right)$  ( $\Omega\left(\frac{1}{\sqrt{\varepsilon}}\right)$  для гладкой выпуклой функции) для гладкой выпуклой функции.

<sup>1</sup>Carmon, Duchi, Hinder, Sidford, 2017

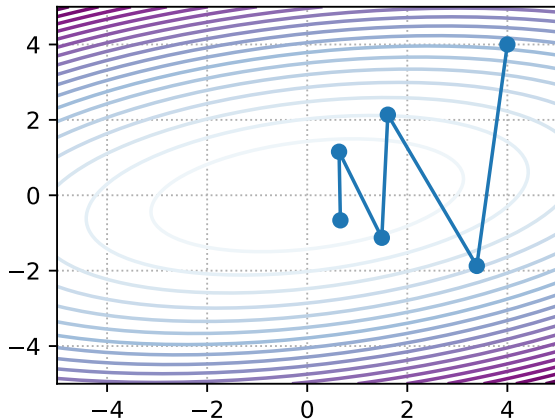
<sup>2</sup>Nemirovski, Yudin, 1979

## Метод тяжёлого шарика

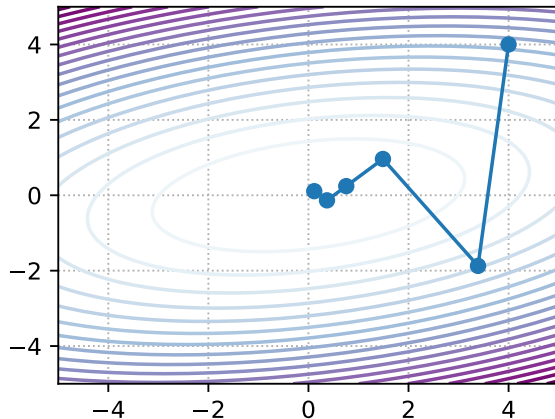
# Колебания и ускорение

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$

Gradient Descent



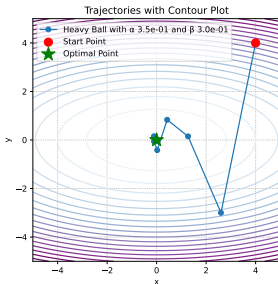
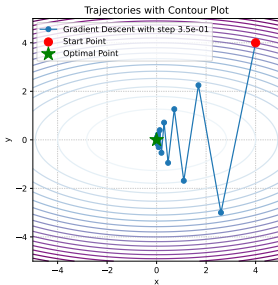
Heavy Ball



# Метод тяжёлого шарика Поляка

Давайте представим идею импульса (импульса, тяжёлого шарика), предложенную Б.Т. Поляком в 1964 году. Обновление метода тяжёлого шарика имеет вид

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$

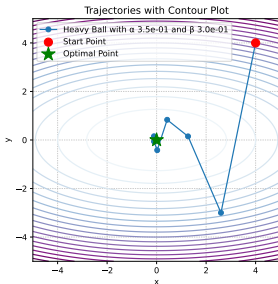
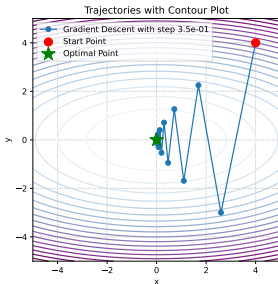


# Метод тяжёлого шарика Поляка

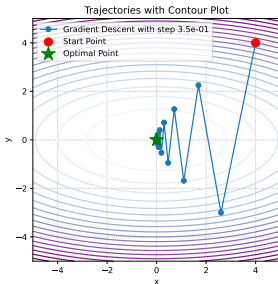
Давайте представим идею импульса (импульса, тяжёлого шарика), предложенную Б.Т. Поляком в 1964 году. Обновление метода тяжёлого шарика имеет вид

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$

Давайте теперь подставим в итерацию предыдущую итерацию, т.е.  $x_k = x_{k-1} - \alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2})$ , а так же отметим, что  $x_k - x_{k-1} = -\alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2})$ :



# Метод тяжёлого шарика Поляка



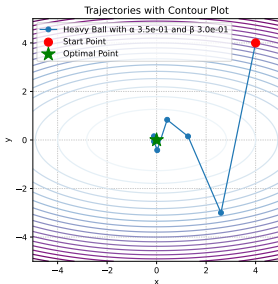
Давайте представим идею импульса (импульса, тяжёлого шарика), предложенную Б.Т. Поляком в 1964 году. Обновление метода тяжёлого шарика имеет вид

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$

Давайте теперь подставим в итерацию предыдущую итерацию, т.е.

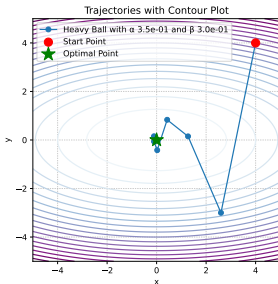
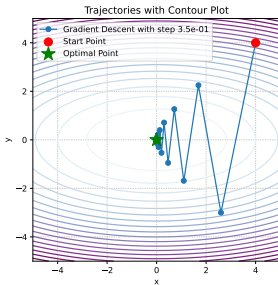
$x_k = x_{k-1} - \alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2})$ , а так же отметим, что  $x_k - x_{k-1} = -\alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2})$ :

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1})$$





# Метод тяжёлого шарика Поляка



Давайте представим идею импульса (импульса, тяжёлого шарика), предложенную Б.Т. Поляком в 1964 году. Обновление метода тяжёлого шарика имеет вид

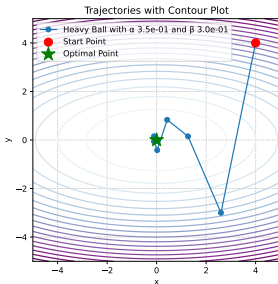
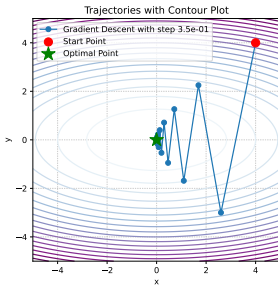
$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$

Давайте теперь подставим в итерацию предыдущую итерацию, т.е.

$$x_k = x_{k-1} - \alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2}), \text{ а так же отметим, что } x_k - x_{k-1} = -\alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2}):$$

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}) \\ &= x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(-\alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2})) \end{aligned}$$

# Метод тяжёлого шарика Поляка



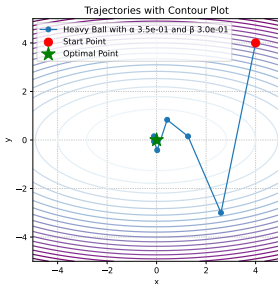
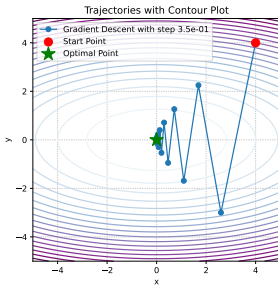
Давайте представим идею импульса (импульса, тяжёлого шарика), предложенную Б.Т. Поляком в 1964 году. Обновление метода тяжёлого шарика имеет вид

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$

Давайте теперь подставим в итерацию предыдущую итерацию, т.е.  $x_k = x_{k-1} - \alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2})$ , а так же отметим, что  $x_k - x_{k-1} = -\alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2})$ :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}) \\ &= x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(-\alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2})) \\ &= x_k - \alpha [\nabla f(x_k) + \beta \nabla f(x_{k-1})] + \beta^2(x_{k-1} - x_{k-2}) \end{aligned}$$

# Метод тяжёлого шарика Поляка



Давайте представим идею импульса (импульса, тяжёлого шарика), предложенную Б.Т. Поляком в 1964 году. Обновление метода тяжёлого шарика имеет вид

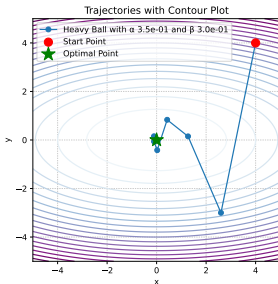
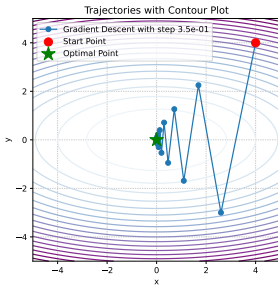
$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$

Давайте теперь подставим в итерацию предыдущую итерацию, т.е.

$$x_k = x_{k-1} - \alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2}), \text{ а так же отметим, что } x_k - x_{k-1} = -\alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2}):$$

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}) \\ &= x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(-\alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2})) \\ &= x_k - \alpha [\nabla f(x_k) + \beta \nabla f(x_{k-1})] + \beta^2(x_{k-1} - x_{k-2}) \\ &= x_k - \alpha [\nabla f(x_k) + \beta \nabla f(x_{k-1}) + \beta^2 \nabla f(x_{k-2})] + \beta^3(x_{k-2} - x_{k-3}) \end{aligned}$$

# Метод тяжёлого шарика Поляка



Давайте представим идею импульса (импульса, тяжёлого шарика), предложенную Б.Т. Поляком в 1964 году. Обновление метода тяжёлого шарика имеет вид

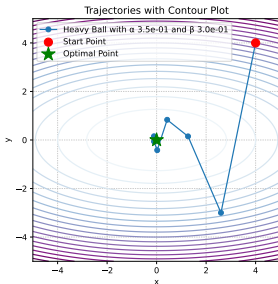
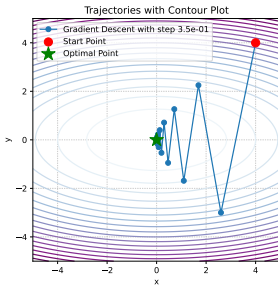
$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$

Давайте теперь подставим в итерацию предыдущую итерацию, т.е.

$$x_k = x_{k-1} - \alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2}), \text{ а так же отметим, что } x_k - x_{k-1} = -\alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2}):$$

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}) \\ &= x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(-\alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2})) \\ &= x_k - \alpha [\nabla f(x_k) + \beta \nabla f(x_{k-1})] + \beta^2(x_{k-1} - x_{k-2}) \\ &= x_k - \alpha [\nabla f(x_k) + \beta \nabla f(x_{k-1}) + \beta^2 \nabla f(x_{k-2})] + \beta^3(x_{k-2} - x_{k-3}) \\ &\vdots \end{aligned}$$

# Метод тяжёлого шарика Поляка



Давайте представим идею импульса (импульса, тяжёлого шарика), предложенную Б.Т. Поляком в 1964 году. Обновление метода тяжёлого шарика имеет вид

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$

Давайте теперь подставим в итерацию предыдущую итерацию, т.е.

$$x_k = x_{k-1} - \alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2}), \text{ а так же отметим, что } x_k - x_{k-1} = -\alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2}):$$

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}) \\ &= x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(-\alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2})) \\ &= x_k - \alpha [\nabla f(x_k) + \beta \nabla f(x_{k-1})] + \beta^2(x_{k-1} - x_{k-2}) \\ &= x_k - \alpha [\nabla f(x_k) + \beta \nabla f(x_{k-1}) + \beta^2 \nabla f(x_{k-2})] + \beta^3(x_{k-2} - x_{k-3}) \\ &\vdots \\ &= x_k - \alpha [\nabla f(x_k) + \beta \nabla f(x_{k-1}) + \beta^2 \nabla f(x_{k-2}) + \dots + \beta^k \nabla f(x_0)] \end{aligned}$$

# Метод тяжёлого шарика Поляка



Давайте представим идею импульса (импульса, тяжёлого шарика), предложенную Б.Т. Поляком в 1964 году. Обновление метода тяжёлого шарика имеет вид

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$

Давайте теперь подставим в итерацию предыдущую итерацию, т.е.

$$x_k = x_{k-1} - \alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2}), \text{ а так же отметим, что } x_k - x_{k-1} = -\alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2}):$$

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}) \\ &= x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(-\alpha \nabla f(x_{k-1}) + \beta(x_{k-1} - x_{k-2})) \\ &= x_k - \alpha [\nabla f(x_k) + \beta \nabla f(x_{k-1})] + \beta^2(x_{k-1} - x_{k-2}) \\ &= x_k - \alpha [\nabla f(x_k) + \beta \nabla f(x_{k-1}) + \beta^2 \nabla f(x_{k-2})] + \beta^3(x_{k-2} - x_{k-3}) \\ &\vdots \\ &= x_k - \alpha [\nabla f(x_k) + \beta \nabla f(x_{k-1}) + \beta^2 \nabla f(x_{k-2}) + \dots + \beta^k \nabla f(x_0)] \end{aligned}$$

Таким образом, метод тяжёлого шарика учитывает все предыдущие градиенты с тем меньшим весом, чем старше итерация ( $0 \leq \beta < 1$ ).

# Сходимость метода тяжёлого шарика для квадратичной функции

## i Theorem

Предположим, что  $f$  является  $\mu$ -сильно выпуклой и  $L$ -гладкой квадратичной функцией. Тогда метод тяжёлого шарика с параметрами

$$\alpha = \frac{4}{(\sqrt{L} + \sqrt{\mu})^2}, \beta = \left( \frac{\sqrt{L} - \sqrt{\mu}}{\sqrt{L} + \sqrt{\mu}} \right)^2$$

сходится линейно:

$$\|x_k - x^*\|_2 \leq \left( \frac{\sqrt{\kappa} - 1}{\sqrt{\kappa} + 1} \right)^k \|x_0 - x^*\|$$

# Глобальная сходимость метода тяжёлого шарика<sup>3</sup>

## i Theorem

Предположим, что  $f$  является гладкой и выпуклой и что

$$\beta \in [0, 1), \quad \alpha \in \left(0, \frac{2(1-\beta)}{L}\right).$$

Тогда последовательность  $\{x_k\}$ , генерируемая итерациями тяжёлого шарика, удовлетворяет

$$f(\bar{x}_T) - f^* \leq \begin{cases} \frac{\|x_0 - x^*\|^2}{2(T+1)} \left( \frac{L\beta}{1-\beta} + \frac{1-\beta}{\alpha} \right), & \text{if } \alpha \in \left(0, \frac{1-\beta}{L}\right], \\ \frac{\|x_0 - x^*\|^2}{2(T+1)(2(1-\beta) - \alpha L)} \left( L\beta + \frac{(1-\beta)^2}{\alpha} \right), & \text{if } \alpha \in \left[\frac{1-\beta}{L}, \frac{2(1-\beta)}{L}\right), \end{cases}$$

где  $\bar{x}_T$  среднее Чезаро последовательности итераций, т.е.

$$\bar{x}_T = \frac{1}{T+1} \sum_{k=0}^T x_k.$$

<sup>3</sup>Глобальная сходимость метода тяжёлого шарика для выпуклой оптимизации, Euhanna Ghadimi et al.



# Глобальная сходимость метода тяжёлого шарика<sup>4</sup>

## i Theorem

Предположим, что  $f$  является гладкой и сильно выпуклой и что

$$\alpha \in \left(0, \frac{2}{L}\right), \quad 0 \leq \beta < \frac{1}{2} \left( \frac{\mu\alpha}{2} + \sqrt{\frac{\mu^2\alpha^2}{4} + 4\left(1 - \frac{\alpha L}{2}\right)} \right).$$

Тогда последовательность  $\{x_k\}$ , генерируемая итерациями метода тяжёлого шарика, сходится линейно к единственному оптимальному решению  $x^*$ . В частности,

$$f(x_k) - f^* \leq q^k (f(x_0) - f^*),$$

где  $q \in [0, 1)$ .

<sup>4</sup>Глобальная сходимость метода тяжёлого шарика для выпуклой оптимизации, Euhanna Ghadimi et al.

## Итоги по методу тяжёлого шарика

- Обеспечивает ускоренную сходимость для сильно выпуклых квадратичных задач.

## Итоги по методу тяжёлого шарика

- Обеспечивает ускоренную сходимость для сильно выпуклых квадратичных задач.
- Локально ускоренная сходимость была доказана в оригинальной статье.

## Итоги по методу тяжёлого шарика

- Обеспечивает ускоренную сходимость для сильно выпуклых квадратичных задач.
- Локально ускоренная сходимость была доказана в оригинальной статье.
- Недавно <sup>5</sup> было доказано, что глобального ускорения сходимости для метода не существует.

---

<sup>5</sup>Provable non-accelerations of the heavy-ball method

## Итоги по методу тяжёлого шарика

- Обеспечивает ускоренную сходимость для сильно выпуклых квадратичных задач.
- Локально ускоренная сходимость была доказана в оригинальной статье.
- Недавно <sup>5</sup> было доказано, что глобального ускорения сходимости для метода не существует.
- Метод не был чрезвычайно популярен до ML-бума.

---

<sup>5</sup>Provable non-accelerations of the heavy-ball method

## Итоги по методу тяжёлого шарика

- Обеспечивает ускоренную сходимость для сильно выпуклых квадратичных задач.
- Локально ускоренная сходимость была доказана в оригинальной статье.
- Недавно <sup>5</sup> было доказано, что глобального ускорения сходимости для метода не существует.
- Метод не был чрезвычайно популярен до ML-бума.
- Сейчас он фактически является стандартом для практического ускорения методов градиентного спуска, в том числе для невыпуклых задач (обучение нейронных сетей).

---

<sup>5</sup>Provable non-accelerations of the heavy-ball method

## Ускоренный градиентный метод Нестерова

## Концепция ускоренного градиентного метода Нестерова

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) \quad x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}) \quad \begin{cases} y_{k+1} = x_k + \beta(x_k - x_{k-1}) \\ x_{k+1} = y_{k+1} - \alpha \nabla f(y_{k+1}) \end{cases}$$



# Концепция ускоренного градиентного метода Нестерова

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) \quad x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1})$$

Давайте определим следующие обозначения

$$x^+ = x - \alpha \nabla f(x) \quad \text{Градиентный шаг}$$

$$d_k = \beta_k(x_k - x_{k-1}) \quad \text{Импульс}$$

Тогда мы можем записать:

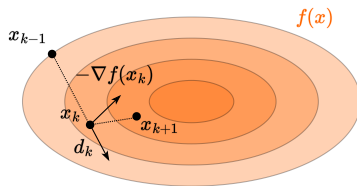
$$x_{k+1} = x_k^+ \quad \text{Градиентный спуск}$$

$$x_{k+1} = x_k^+ + d_k \quad \text{Метод тяжёлого шарика}$$

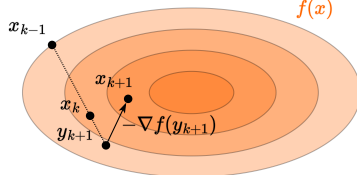
$$x_{k+1} = (x_k + d_k)^+ \quad \text{Ускоренный градиентный метод Нестерова}$$

$$\begin{cases} y_{k+1} = x_k + \beta(x_k - x_{k-1}) \\ x_{k+1} = y_{k+1} - \alpha \nabla f(y_{k+1}) \end{cases}$$

Polyak momentum



Nesterov momentum



# Сходимость для выпуклых функций

## i Theorem

Предположим, что  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  является выпуклой и  $L$ -гладкой. Ускоренный градиентный метод Нестерова (NAG) предназначен для решения задачи минимизации, начиная с начальной точки  $x_0 = y_0 \in \mathbb{R}^n$  и  $\lambda_0 = 0$ . Алгоритм выполняет следующие шаги:

**Обновление градиента:** 
$$x_{k+1} = y_k - \frac{1}{L} \nabla f(y_k)$$

**Вес экстраполяции:** 
$$\lambda_{k+1} = \frac{1 + \sqrt{1 + 4\lambda_k^2}}{2}$$

$$\gamma_k = \frac{\lambda_k - 1}{\lambda_{k+1}}$$

**Экстраполяция:** 
$$y_{k+1} = x_{k+1} + \gamma_k (x_{k+1} - x_k)$$

Последовательность  $\{f(x_k)\}_{k \in \mathbb{N}}$ , генерируемая алгоритмом, сходится к оптимальному значению  $f^*$  со скоростью  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k^2}\right)$ , в частности:

$$f(x_k) - f^* \leq \frac{2L\|x_0 - x^*\|^2}{k^2}$$

# Ускоренная сходимость для сильно выпуклых функций

## i Theorem

Предположим, что  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  является  $\mu$ -сильно выпуклой и  $L$ -гладкой. Ускоренный градиентный метод Нестерова (NAG) предназначен для решения задачи минимизации, начиная с начальной точки  $x_0 = y_0 \in \mathbb{R}^n$  и  $\lambda_0 = 0$ . Алгоритм выполняет следующие шаги:

**Обновление градиента:** 
$$x_{k+1} = y_k - \frac{1}{L} \nabla f(y_k)$$

**Экстраполяция:** 
$$y_{k+1} = x_{k+1} - \gamma (x_{k+1} - x_k)$$

**Вес экстраполяции:** 
$$\gamma = \frac{\sqrt{L} - \sqrt{\mu}}{\sqrt{L} + \sqrt{\mu}}$$

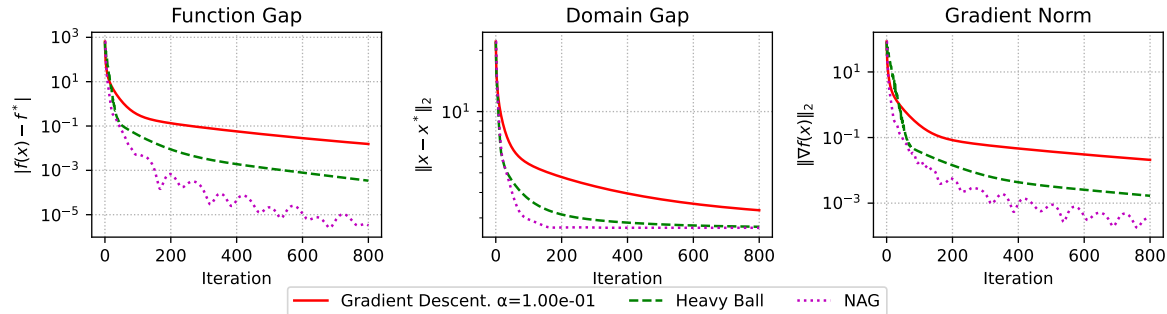
Последовательность  $\{f(x_k)\}_{k \in \mathbb{N}}$ , генерируемая алгоритмом, сходится к оптимальному значению  $f^*$  линейно:

$$f(x_k) - f^* \leq \frac{\mu + L}{2} \|x_0 - x^*\|_2^2 \exp\left(-\frac{k}{\sqrt{\kappa}}\right)$$

## Численные эксперименты

# Выпуклая квадратичная задача (линейная регрессия)

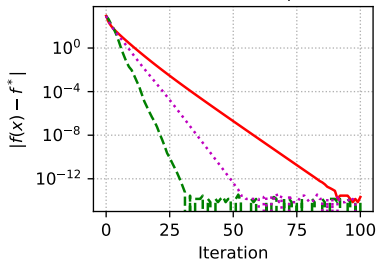
Convex quadratics:  $n=60$ , random matrix,  $\mu=0$ ,  $L=10$



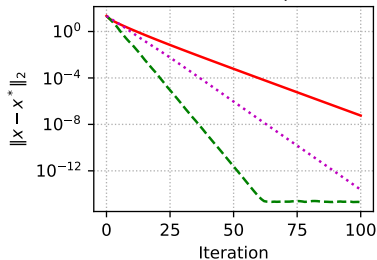
# Сильно выпуклая квадратичная задача (регуляризованная линейная регрессия)

Strongly convex quadratics:  $n=60$ , random matrix,  $\mu=1$ ,  $L=10$

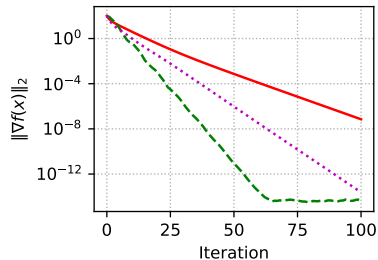
Function Gap



Domain Gap



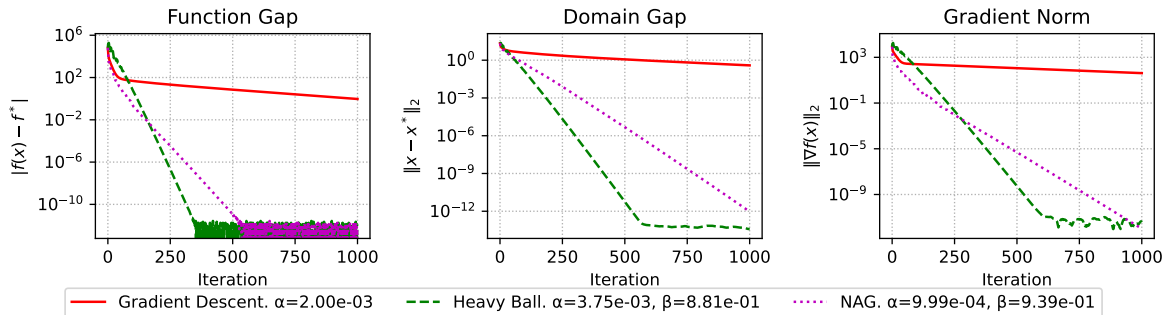
Gradient Norm



— Gradient Descent.  $\alpha=1.67\text{e-}01$     - - - Heavy Ball.  $\alpha=2.15\text{e-}01$ ,  $\beta=2.88\text{e-}01$     ... NAG.  $\alpha=9.09\text{e-}02$ ,  $\beta=5.37\text{e-}01$

# Сильно выпуклая квадратичная задача (регуляризованная линейная регрессия)

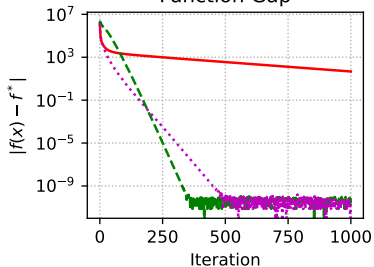
Strongly convex quadratics:  $n=60$ , random matrix,  $\mu=1$ ,  $L=1000$



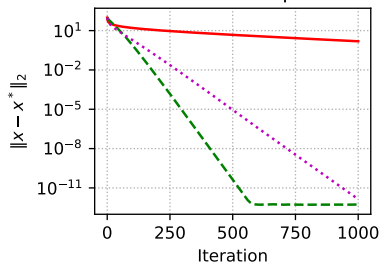
# Сильно выпуклая квадратичная задача (регуляризованная линейная регрессия)

Strongly convex quadratics:  $n=1000$ , random matrix,  $\mu=1$ ,  $L=1000$

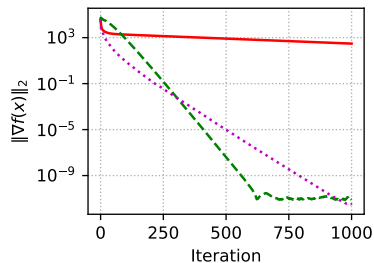
Function Gap



Domain Gap



Gradient Norm

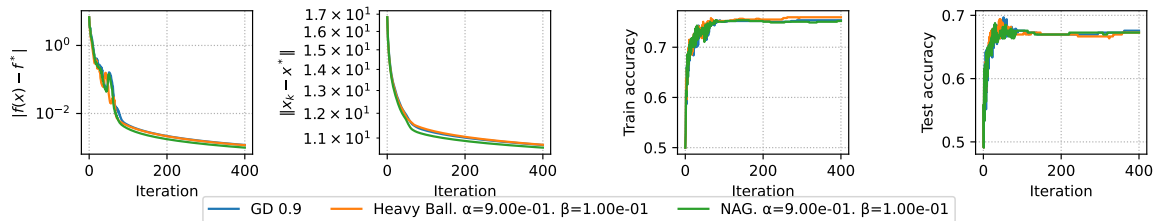


— Gradient Descent.  $\alpha=2.00\text{e-}03$     - - - Heavy Ball.  $\alpha=3.75\text{e-}03, \beta=8.81\text{e-}01$     ····· NAG.  $\alpha=9.99\text{e-}04, \beta=9.39\text{e-}01$



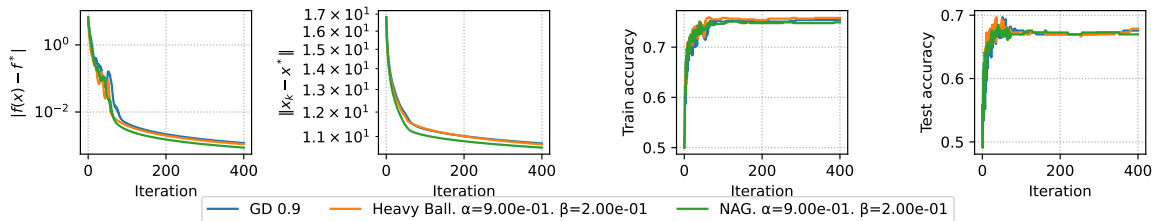
# Выпуклая бинарная логистическая регрессия

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



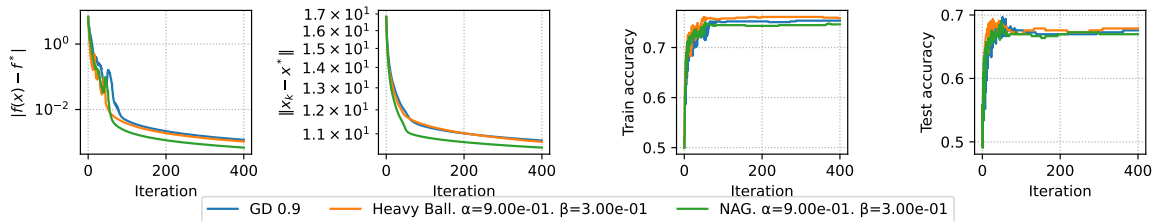
# Выпуклая бинарная логистическая регрессия

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



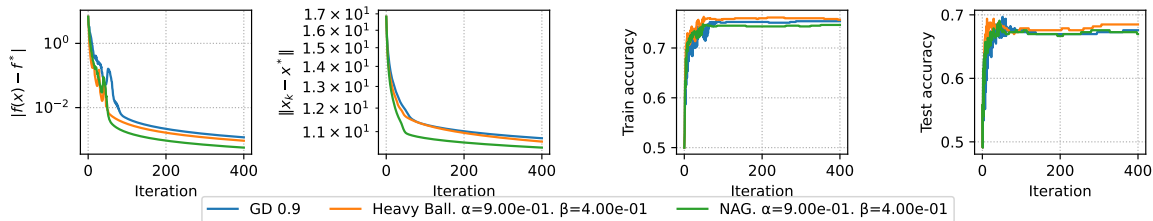
# Выпуклая бинарная логистическая регрессия

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



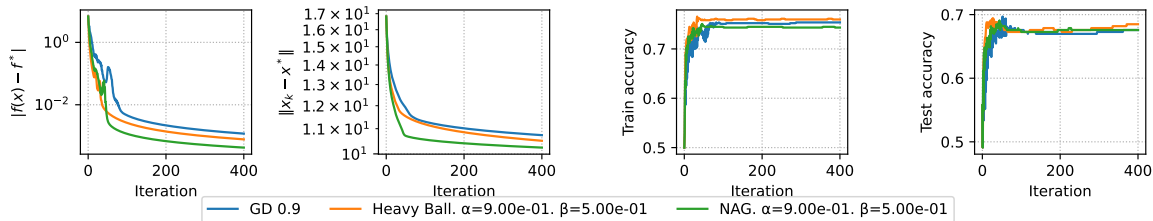
# Выпуклая бинарная логистическая регрессия

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



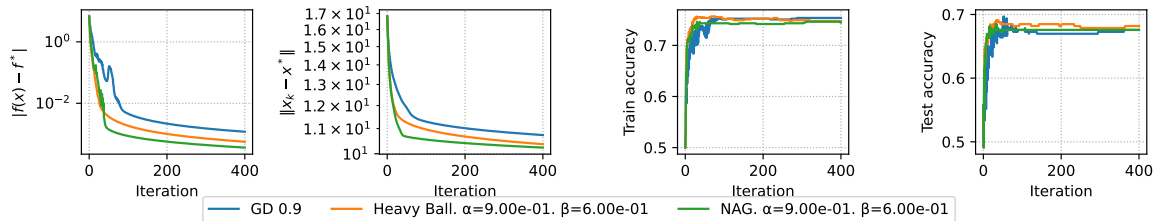
# Выпуклая бинарная логистическая регрессия

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



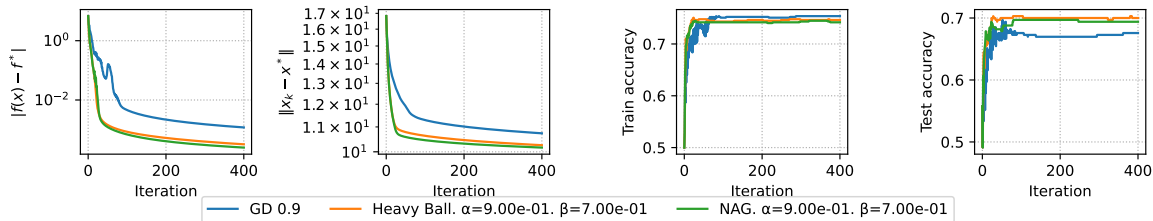
# Выпуклая бинарная логистическая регрессия

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



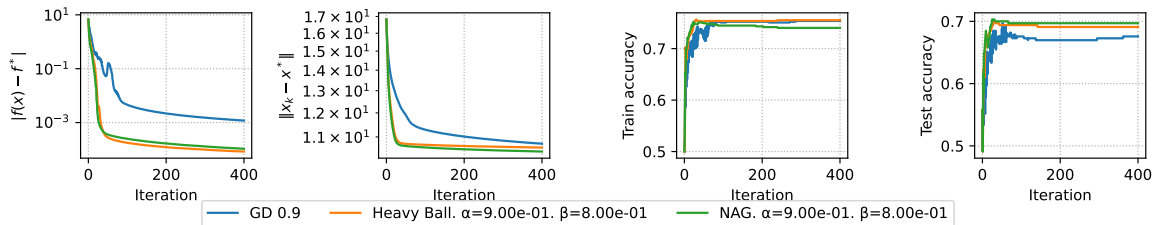
# Выпуклая бинарная логистическая регрессия

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



# Выпуклая бинарная логистическая регрессия

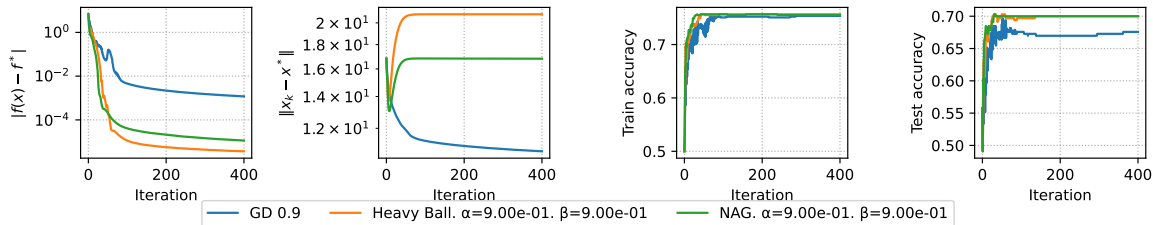
Convex binary logistic regression.  $\mu=0$ .





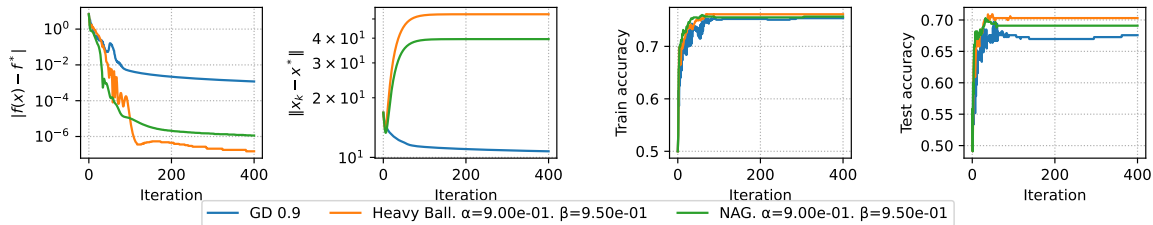
# Выпуклая бинарная логистическая регрессия

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



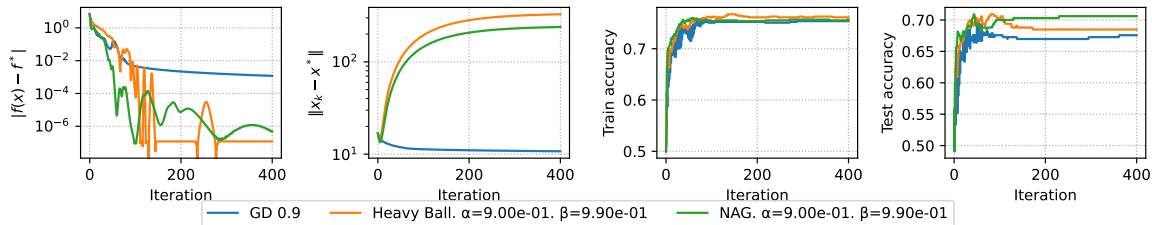
# Выпуклая бинарная логистическая регрессия

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



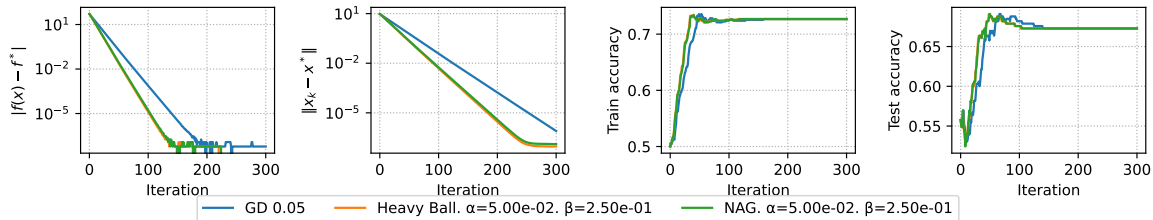
# Выпуклая бинарная логистическая регрессия

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



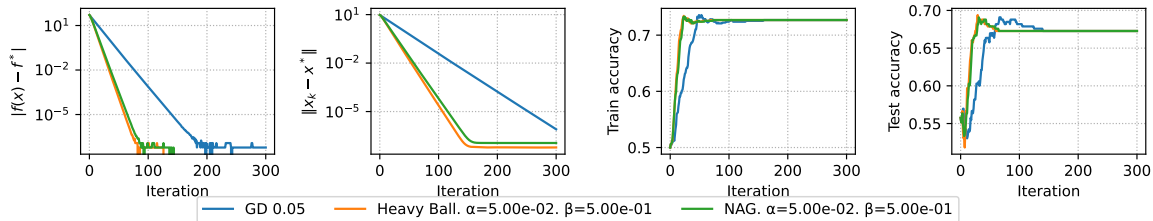
# Сильно выпуклая бинарная логистическая регрессия

Strongly convex binary logistic regression.  $\mu=1$ .



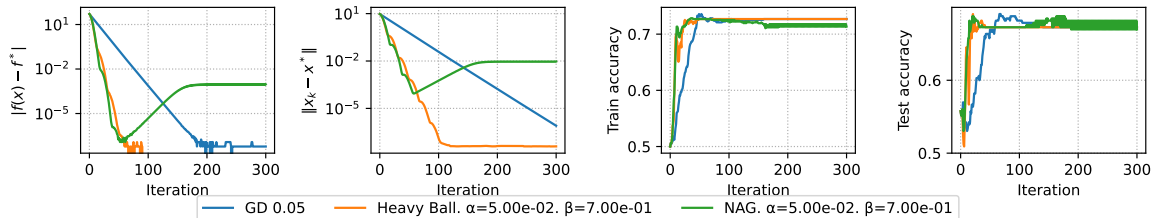
# Сильно выпуклая бинарная логистическая регрессия

Strongly convex binary logistic regression.  $\mu=1$ .



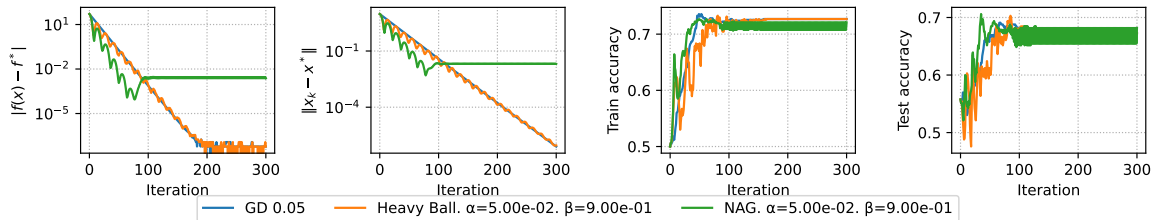
# Сильно выпуклая бинарная логистическая регрессия

Strongly convex binary logistic regression.  $\mu=1$ .



# Сильно выпуклая бинарная логистическая регрессия

Strongly convex binary logistic regression.  $\mu=1$ .



# Нижние оценки для методов 1 порядка (Источник)

Тип задачи	Критерий	Нижняя оценка	Верхняя оценка	Ссылка (Ниж.)	Ссылка (Верх.)
$L$ -гладкая выпуклая	Зазор оптимальности	$\Omega\left(\sqrt{L \varepsilon^{-1}}\right)$	✓(точное совпадение)	[1], Теорема 2.1.7	[1], Теорема 2.2.2
$L$ -гладкая $\mu$ -сильно выпуклая	Зазор оптимальности	$\Omega\left(\sqrt{\kappa \log \frac{1}{\varepsilon}}\right)$	✓	[1], Теорема 2.1.13	[1], Теорема 2.2.2
Негладкая $G$ -липшицева выпуклая	Зазор оптимальности	$\Omega\left(G^2 \varepsilon^{-2}\right)$	✓(точное совпадение)	[1], Теорема 3.2.1	[1], Теорема 3.2.2
Негладкая $G$ -липшицева $\mu$ -сильно выпуклая	Зазор оптимальности	$\Omega\left(G^2 (\mu \varepsilon)^{-1}\right)$	✓	[1], Теорема 3.2.5	[3], Теорема 3.9
$L$ -гладкая выпуклая (сходимость по функции)	Стационарность	$\Omega\left(\sqrt{\Delta L \varepsilon^{-1}}\right)$	✓(с точностью до логарифмического множителя)	[2], Теорема 1	[2], Приложение А.1
$L$ -гладкая выпуклая (сходимость по аргументу)	Стационарность	$\Omega\left(\sqrt{\Delta L \varepsilon^{-1/2}}\right)$	✓	[2], Теорема 1	[6], Раздел 6.5
$L$ -гладкая невыпуклая	Стационарность	$\Omega\left(\Delta L \varepsilon^{-2}\right)$	✓	[5], Теорема 1	[7], Теорема 10.15
Негладкая $G$ -липшицева $\rho$ -слабо выпуклая (WC)	Квази-стационарность	Неизвестно	$\mathcal{O}(\varepsilon^{-4})$	/	[8], Следствие 2.2
$L$ -гладкая $\mu$ -PL	Зазор оптимальности	$\Omega\left(\kappa \log \frac{1}{\varepsilon}\right)$	✓	[9], Теорема 3	[10], Теорема 1

## Источники:

- [1] - Lectures on Convex Optimization, Y. Nesterov.
- [2] - Lower bounds for finding stationary points II: first-order methods, Y. Carmon, J.C. Duchi, O. Hinder, A. Sidford.
- [3] - Convex optimization: Algorithms and complexity, S. Bubeck, others.
- [4] - Optimizing the efficiency of first-order methods for decreasing the gradient of smooth convex functions D. Kim, J.A. Fessler.
- [5] - Lower bounds for finding stationary points I, Y. Carmon, J.C. Duchi, O. Hinder, A. Sidford.
- [6] - Optimizing the efficiency of first-order methods for decreasing the gradient of smooth convex functions, D. Kim, J.A. Fessler.
- [7] - First-order methods in optimization, A. Beck. SIAM. 2017.
- [8] - Stochastic subgradient method converges at the rate  $\mathcal{O}(k^{-1/4})$  on weakly convex functions, D. Davis, D. Drusvyatskiy.
- [9] - On the lower bound of minimizing Polyak-Lojasiewicz functions, P. Yue, C. Fang, Z. Lin.
- [10] - Linear convergence of gradient and proximal-gradient methods under the Polyak-Lojasiewicz condition, H. Karimi, J. Nutini, M. Schmidt.

## Обозначения:

- Зазор оптимальности:  $f(x_k) - f^* \leq \varepsilon$
- Стационарность:  $\|\nabla f(x_k)\| \leq \varepsilon$
- Квази-стационарность:  $\|\nabla f_\lambda(x_k)\| \leq \varepsilon$ , где  $f_\lambda(x) = \inf_{y \in \mathbb{R}^n} \left( f(y) + \frac{1}{2\lambda} \|y - x\|^2 \right)$
- Липшицевость функции:  $|f(x) - f(y)| \leq G \|x - y\| \forall x, y \in \mathbb{R}^n$
- Липшицевость градиента ( $L$ -гладкость):  $\|\nabla f(x) - \nabla f(y)\| \leq L \|x - y\| \forall x, y \in \mathbb{R}^n$
- $\mu$ -сильная выпуклость:  

$$f(\lambda x + (1 - \lambda)y) \leq \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y) - \frac{\mu}{2} \lambda(1 - \lambda) \|x - y\|^2$$
- $\rho$ -слабо выпуклая функция:  

$$f(\lambda x + (1 - \lambda)y) \leq \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y) + \rho \lambda(1 - \lambda) \|x - y\|^2 \forall x, y \in \mathbb{R}^n$$
- Число обусловленности:  $\kappa = \frac{L}{\mu}$
- Зазор в начальной точке:  $f(x_0) - f^* \leq \Delta$
- Зазор по аргументу:  $D = \|x_0 - x^*\|$



## Бонус: доказательства сходимости

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

## i 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  $y = x^*$ :

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

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

## i 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  $y = x^*$ :

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

$$f(x) - f(x^*) \leq \nabla f(x)^T(x - x^*) - \frac{\mu}{2}\|x^* - x\|_2^2 =$$

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

## i 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  $y = x^*$ :

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

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

## i 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  $y = x^*$ :

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

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

## i 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  $y = x^*$ :

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

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

## i 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  $y = x^*$ :

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

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

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

## i 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  $y = x^*$ :

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

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

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



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

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

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

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

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

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

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

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

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

# Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [1/4]

## i Theorem

Рассмотрим задачу

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

Пусть  $f^* = \min_{x \in \mathbb{R}^d} f(x)$ . Предположим, что  $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$  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  $0 < \alpha \leq \frac{1}{L}$ .

Тогда для всех  $k \in \mathbb{N}$  справедливо:

$$f(x_k) - f^* \leq \frac{\|x_0 - x^*\|^2}{2\alpha k}.$$

**Заметим**, что мы здесь никак не упоминаем точку минимума. То есть, это сходимость  $\forall x \in \mathbb{R}^d$  (в том числе и до точки минимума).

# Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [2/4]

Наш инструментарий:

1. Выпуклость:

$$f(x) \geq f(y) + \langle \nabla f(y), x - y \rangle, \quad \forall x, y. \quad (1)$$

# Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [2/4]

Наш инструментарий:

1. Выпуклость:

$$f(x) \geq f(y) + \langle \nabla f(y), x - y \rangle, \quad \forall x, y. \quad (1)$$

2. Гладкость:

$$f(x) \leq f(y) + \langle \nabla f(y), x - y \rangle + \frac{L}{2} \|x - y\|^2, \quad \forall x, y. \quad (2)$$

# Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [2/4]

Наш инструментарий:

1. Выпуклость:

$$f(x) \geq f(y) + \langle \nabla f(y), x - y \rangle, \quad \forall x, y. \quad (1)$$

2. Гладкость:

$$f(x) \leq f(y) + \langle \nabla f(y), x - y \rangle + \frac{L}{2} \|x - y\|^2, \quad \forall x, y. \quad (2)$$

3. 3-point identity (по сути, квадрат разности):

$$\|a - b\|^2 = \|a - c - (b - c)\|^2 = \|a - c\|^2 - 2\langle a - c, b - c \rangle + \|b - c\|^2$$

переносим справа все кроме  $\|b - c\|^2$  налево и меняем местами все факторы внутри каждого из перенесенных членов:

$$\|b - c\|^2 = \|b - a\|^2 + 2\langle c - a, c - b \rangle - \|c - a\|^2. \quad (3)$$



# Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [2/4]

Наш инструментарий:

1. Выпуклость:

$$f(x) \geq f(y) + \langle \nabla f(y), x - y \rangle, \quad \forall x, y. \quad (1)$$

2. Гладкость:

$$f(x) \leq f(y) + \langle \nabla f(y), x - y \rangle + \frac{L}{2} \|x - y\|^2, \quad \forall x, y. \quad (2)$$

3. 3-point identity (по сути, квадрат разности):

$$\|a - b\|^2 = \|a - c - (b - c)\|^2 = \|a - c\|^2 - 2\langle a - c, b - c \rangle + \|b - c\|^2$$

переносим справа все кроме  $\|b - c\|^2$  налево и меняем местами все факторы внутри каждого из перенесенных членов:

$$\|b - c\|^2 = \|b - a\|^2 + 2\langle c - a, c - b \rangle - \|c - a\|^2. \quad (3)$$

- Подставляем в (3)  $b \equiv x$ ,  $c \equiv x_{k+1}$ ,  $a \equiv x_k$  и домножаем все на  $\frac{1}{2}$ :

(4)

# Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [2/4]

Наш инструментарий:

1. Выпуклость:

$$f(x) \geq f(y) + \langle \nabla f(y), x - y \rangle, \quad \forall x, y. \quad (1)$$

2. Гладкость:

$$f(x) \leq f(y) + \langle \nabla f(y), x - y \rangle + \frac{L}{2} \|x - y\|^2, \quad \forall x, y. \quad (2)$$

3. 3-point identity (по сути, квадрат разности):

$$\|a - b\|^2 = \|a - c - (b - c)\|^2 = \|a - c\|^2 - 2\langle a - c, b - c \rangle + \|b - c\|^2$$

переносим справа все кроме  $\|b - c\|^2$  налево и меняем местами все факторы внутри каждого из перенесенных членов:

$$\|b - c\|^2 = \|b - a\|^2 + 2\langle c - a, c - b \rangle - \|c - a\|^2. \quad (3)$$

• Подставляем в (3)  $b \equiv x$ ,  $c \equiv x_{k+1}$ ,  $a \equiv x_k$  и домножаем все на  $\frac{1}{2}$ :

$$\frac{1}{2} \|x - x_{k+1}\|^2 = \frac{1}{2} \|x - x_k\|^2 + \langle x_{k+1} - x_k, x_{k+1} - x \rangle - \frac{1}{2} \|x_{k+1} - x_k\|^2 \quad (4)$$

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [2/4]

Наш инструментарий:

1. Выпуклость:

$$f(x) \geq f(y) + \langle \nabla f(y), x - y \rangle, \quad \forall x, y. \quad (1)$$

2. Гладкость:

$$f(x) \leq f(y) + \langle \nabla f(y), x - y \rangle + \frac{L}{2} \|x - y\|^2, \quad \forall x, y. \quad (2)$$

3. 3-point identity (по сути, квадрат разности):

$$\|a - b\|^2 = \|a - c - (b - c)\|^2 = \|a - c\|^2 - 2\langle a - c, b - c \rangle + \|b - c\|^2$$

переносим справа все кроме  $\|b - c\|^2$  налево и меняем местами все факторы внутри каждого из перенесенных членов:

$$\|b - c\|^2 = \|b - a\|^2 + 2\langle c - a, c - b \rangle - \|c - a\|^2. \quad (3)$$

• Подставляем в (3)  $b \equiv x$ ,  $c \equiv x_{k+1}$ ,  $a \equiv x_k$  и домножаем все на  $\frac{1}{2}$ :

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \|x - x_{k+1}\|^2 &= \frac{1}{2} \|x - x_k\|^2 + \langle x_{k+1} - x_k, x_{k+1} - x \rangle - \frac{1}{2} \|x_{k+1} - x_k\|^2 \\ &= \frac{1}{2} \|x - x_k\|^2 - \alpha \langle \nabla f(x_k), x_{k+1} - x \rangle - \frac{1}{2} \|x_{k+1} - x_k\|^2. \end{aligned} \quad (4)$$

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [3/4]

- Посмотрим внимательнее на скалярное произведение  $-\alpha \langle \nabla f(x_k), x_{k+1} - x \rangle$  и воспользуемся сначала выпуклостью (1), а потом – гладкостью (2):

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [3/4]

- Посмотрим внимательнее на скалярное произведение  $-\alpha \langle \nabla f(x_k), x_{k+1} - x \rangle$  и воспользуемся сначала выпуклостью (1), а потом – гладкостью (2):

$$-\alpha \langle \nabla f(x_k), x_{k+1} - x \rangle = \alpha (\langle \nabla f(x_k), x - x_k \rangle + \langle \nabla f(x_k), x_k - x_{k+1} \rangle)$$

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [3/4]

- Посмотрим внимательнее на скалярное произведение  $-\alpha \langle \nabla f(x_k), x_{k+1} - x \rangle$  и воспользуемся сначала выпуклостью (1), а потом – гладкостью (2):

$$\begin{aligned} -\alpha \langle \nabla f(x_k), x_{k+1} - x \rangle &= \alpha (\langle \nabla f(x_k), x - x_k \rangle + \langle \nabla f(x_k), x_k - x_{k+1} \rangle) \\ &\stackrel{(1)}{\leq} \alpha (f(x) - f(x_k) + \langle \nabla f(x_k), x_k - x_{k+1} \rangle) \end{aligned}$$

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [3/4]

- Посмотрим внимательнее на скалярное произведение  $-\alpha \langle \nabla f(x_k), x_{k+1} - x \rangle$  и воспользуемся сначала выпуклостью (1), а потом – гладкостью (2):

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

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [3/4]

- Посмотрим внимательнее на скалярное произведение  $-\alpha \langle \nabla f(x_k), x_{k+1} - x \rangle$  и воспользуемся сначала выпуклостью (1), а потом – гладкостью (2):

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

- Подставляем это все обратно в (4) и используем условие на размер шага  $\alpha \leq \frac{1}{L}$ :



## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [3/4]

- Посмотрим внимательнее на скалярное произведение  $-\alpha \langle \nabla f(x_k), x_{k+1} - x \rangle$  и воспользуемся сначала выпуклостью (1), а потом – гладкостью (2):

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

- Подставляем это все обратно в (4) и используем условие на размер шага  $\alpha \leq \frac{1}{L}$ :

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

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [3/4]

- Посмотрим внимательнее на скалярное произведение  $-\alpha \langle \nabla f(x_k), x_{k+1} - x \rangle$  и воспользуемся сначала выпуклостью (1), а потом – гладкостью (2):

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

- Подставляем это все обратно в (4) и используем условие на размер шага  $\alpha \leq \frac{1}{L}$ :

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \|x - x_{k+1}\|^2 &\leq \frac{1}{2} \|x - x_k\|^2 + \alpha (f(x) - f(x_{k+1})) + \left( \frac{\alpha L}{2} - \frac{1}{2} \right) \|x_{k+1} - x_k\|^2 \\ \frac{1}{2} \|x - x_{k+1}\|^2 - \frac{1}{2} \|x - x_k\|^2 &\leq \alpha (f(x) - f(x_{k+1})) + \left( \frac{\alpha L}{2} - \frac{1}{2} \right) \|x_{k+1} - x_k\|^2 \end{aligned}$$

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [3/4]

- Посмотрим внимательнее на скалярное произведение  $-\alpha \langle \nabla f(x_k), x_{k+1} - x \rangle$  и воспользуемся сначала выпуклостью (1), а потом – гладкостью (2):

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

- Подставляем это все обратно в (4) и используем условие на размер шага  $\alpha \leq \frac{1}{L}$ :

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \|x - x_{k+1}\|^2 &\leq \frac{1}{2} \|x - x_k\|^2 + \alpha (f(x) - f(x_{k+1})) + \left( \frac{\alpha L}{2} - \frac{1}{2} \right) \|x_{k+1} - x_k\|^2 \\ \frac{1}{2} \|x - x_{k+1}\|^2 - \frac{1}{2} \|x - x_k\|^2 &\leq \alpha (f(x) - f(x_{k+1})) + \left( \frac{\alpha L}{2} - \frac{1}{2} \right) \|x_{k+1} - x_k\|^2 \\ &\stackrel{(\alpha \leq 1/L)}{\leq} \frac{1}{L} (f(x) - f(x_{k+1})). \end{aligned}$$

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [3/4]

- Посмотрим внимательнее на скалярное произведение  $-\alpha \langle \nabla f(x_k), x_{k+1} - x \rangle$  и воспользуемся сначала выпуклостью (1), а потом – гладкостью (2):

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

- Подставляем это все обратно в (4) и используем условие на размер шага  $\alpha \leq \frac{1}{L}$ :

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \|x - x_{k+1}\|^2 &\leq \frac{1}{2} \|x - x_k\|^2 + \alpha (f(x) - f(x_{k+1})) + \left( \frac{\alpha L}{2} - \frac{1}{2} \right) \|x_{k+1} - x_k\|^2 \\ \frac{1}{2} \|x - x_{k+1}\|^2 - \frac{1}{2} \|x - x_k\|^2 &\leq \alpha (f(x) - f(x_{k+1})) + \left( \frac{\alpha L}{2} - \frac{1}{2} \right) \|x_{k+1} - x_k\|^2 \\ &\stackrel{(\alpha \leq 1/L)}{\leq} \frac{1}{L} (f(x) - f(x_{k+1})). \end{aligned}$$

- Переносим правую часть влево, левую - вправо и домножаем на  $L$ :

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [3/4]

- Посмотрим внимательнее на скалярное произведение  $-\alpha \langle \nabla f(x_k), x_{k+1} - x \rangle$  и воспользуемся сначала выпуклостью (1), а потом – гладкостью (2):

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

- Подставляем это все обратно в (4) и используем условие на размер шага  $\alpha \leq \frac{1}{L}$ :

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \|x - x_{k+1}\|^2 &\leq \frac{1}{2} \|x - x_k\|^2 + \alpha (f(x) - f(x_{k+1})) + \left( \frac{\alpha L}{2} - \frac{1}{2} \right) \|x_{k+1} - x_k\|^2 \\ \frac{1}{2} \|x - x_{k+1}\|^2 - \frac{1}{2} \|x - x_k\|^2 &\leq \alpha (f(x) - f(x_{k+1})) + \left( \frac{\alpha L}{2} - \frac{1}{2} \right) \|x_{k+1} - x_k\|^2 \\ &\stackrel{(\alpha \leq 1/L)}{\leq} \frac{1}{L} (f(x) - f(x_{k+1})). \end{aligned}$$

- Переносим правую часть влево, левую - вправо и домножаем на  $L$ :

$$f(x_{k+1}) - f(x) \leq \frac{L}{2} (\|x - x_k\|^2 - \|x - x_{k+1}\|^2).$$

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [4/4]

- Берем среднее от левой и правой частей от по всем  $k$  от 0 до  $N - 1$ :

(5)

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [4/4]

- Берем среднее от левой и правой частей от по всем  $k$  от 0 до  $N - 1$ :

$$\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} (f(x_{k+1}) - f(x)) \leq \frac{L}{2N} \sum_{k=0}^{N-1} (\|x - x_k\|^2 - \|x - x_{k+1}\|^2)$$

(5)

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [4/4]

- Берем среднее от левой и правой частей от по всем  $k$  от 0 до  $N - 1$ :

$$\begin{aligned} \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} (f(x_{k+1}) - f(x)) &\leq \frac{L}{2N} \sum_{k=0}^{N-1} (\|x - x_k\|^2 - \|x - x_{k+1}\|^2) \\ &= \frac{L}{2N} (\|x - x_0\|^2 - \|x - x_{k+1}\|^2) \end{aligned} \tag{5}$$



## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [4/4]

- Берем среднее от левой и правой частей от по всем  $k$  от 0 до  $N - 1$ :

$$\begin{aligned}\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} (f(x_{k+1}) - f(x)) &\leq \frac{L}{2N} \sum_{k=0}^{N-1} (\|x - x_k\|^2 - \|x - x_{k+1}\|^2) \\ &= \frac{L}{2N} (\|x - x_0\|^2 - \|x - x_{k+1}\|^2) \\ &\leq \frac{L}{2N} \|x - x_0\|^2.\end{aligned}\tag{5}$$

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [4/4]

- Берем среднее от левой и правой частей от по всем  $k$  от 0 до  $N - 1$ :

$$\begin{aligned}\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} (f(x_{k+1}) - f(x)) &\leq \frac{L}{2N} \sum_{k=0}^{N-1} (\|x - x_k\|^2 - \|x - x_{k+1}\|^2) \\ &= \frac{L}{2N} (\|x - x_0\|^2 - \|x - x_{k+1}\|^2) \\ &\leq \frac{L}{2N} \|x - x_0\|^2.\end{aligned}\tag{5}$$

- Так как для выпуклых функций (1) градиентный спуск монотонен:

$$\begin{aligned}f(x_k) &\geq f(x_{k+1}) + \langle \nabla f(x_{k+1}), x_k - x_{k+1} \rangle \\ &= f(x_{k+1}) + \alpha \|\nabla f(x_{k+1})\|^2 \\ &\geq f(x_{k+1}),\end{aligned}$$

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [4/4]

- Берем среднее от левой и правой частей от по всем  $k$  от 0 до  $N - 1$ :

$$\begin{aligned}\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} (f(x_{k+1}) - f(x)) &\leq \frac{L}{2N} \sum_{k=0}^{N-1} (\|x - x_k\|^2 - \|x - x_{k+1}\|^2) \\ &= \frac{L}{2N} (\|x - x_0\|^2 - \|x - x_{k+1}\|^2) \\ &\leq \frac{L}{2N} \|x - x_0\|^2.\end{aligned}\tag{5}$$

- Так как для выпуклых функций (1) градиентный спуск монотонен:

$$\begin{aligned}f(x_k) &\geq f(x_{k+1}) + \langle \nabla f(x_{k+1}), x_k - x_{k+1} \rangle \\ &= f(x_{k+1}) + \alpha \|\nabla f(x_{k+1})\|^2 \\ &\geq f(x_{k+1}),\end{aligned}$$

$$\text{то } \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (f(x_{k+1}) - f(x)) \geq \min_{i=0, \dots, N-1} f(x_{i+1}) - f(x) = f(x_N) - f(x).$$

## Сходимость градиентного спуска в выпуклом гладком случае [4/4]

- Берем среднее от левой и правой частей от по всем  $k$  от 0 до  $N - 1$ :

$$\begin{aligned}\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} (f(x_{k+1}) - f(x)) &\leq \frac{L}{2N} \sum_{k=0}^{N-1} (\|x - x_k\|^2 - \|x - x_{k+1}\|^2) \\ &= \frac{L}{2N} (\|x - x_0\|^2 - \|x - x_{k+1}\|^2) \\ &\leq \frac{L}{2N} \|x - x_0\|^2.\end{aligned}\tag{5}$$

- Так как для выпуклых функций (1) градиентный спуск монотонен:

$$\begin{aligned}f(x_k) &\geq f(x_{k+1}) + \langle \nabla f(x_{k+1}), x_k - x_{k+1} \rangle \\ &= f(x_{k+1}) + \alpha \|\nabla f(x_{k+1})\|^2 \\ &\geq f(x_{k+1}),\end{aligned}$$

то  $\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (f(x_{i+1}) - f(x)) \geq \min_{i=0, \dots, N-1} f(x_{i+1}) - f(x) = f(x_N) - f(x)$ . Подставляя это в (5), получаем искомый результат.

## Бонус: нижние оценки для градиентных методов

# Чёрный ящик

Итерация градиентного спуска:

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k)$$

# Чёрный ящик

Итерация градиентного спуска:

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= x_k - \alpha_k \nabla f(x_k) \\ &= x_{k-1} - \alpha_{k-1} \nabla f(x_{k-1}) - \alpha_k \nabla f(x_k)\end{aligned}$$

# Чёрный ящик

Итерация градиентного спуска:

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= x_k - \alpha_k \nabla f(x_k) \\ &= x_{k-1} - \alpha_{k-1} \nabla f(x_{k-1}) - \alpha_k \nabla f(x_k) \\ &\vdots\end{aligned}$$



# Чёрный ящик

Итерация градиентного спуска:

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= x_k - \alpha_k \nabla f(x_k) \\&= x_{k-1} - \alpha_{k-1} \nabla f(x_{k-1}) - \alpha_k \nabla f(x_k) \\&\vdots \\&= x_0 - \sum_{i=0}^k \alpha_{k-i} \nabla f(x_{k-i})\end{aligned}$$

# Чёрный ящик

Итерация градиентного спуска:

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= x_k - \alpha_k \nabla f(x_k) \\&= x_{k-1} - \alpha_{k-1} \nabla f(x_{k-1}) - \alpha_k \nabla f(x_k) \\&\vdots \\&= x_0 - \sum_{i=0}^k \alpha_{k-i} \nabla f(x_{k-i})\end{aligned}$$

Рассмотрим семейство методов первого порядка, где

$$\begin{aligned}x_{k+1} &\in x_0 + \text{Lin} \{ \nabla f(x_0), \nabla f(x_1), \dots, \nabla f(x_k) \} & f &\text{— гладкая} \\x_{k+1} &\in x_0 + \text{Lin} \{ g_0, g_1, \dots, g_k \}, \text{ где } g_i \in \partial f(x_i) & f &\text{— негладкая}\end{aligned} \tag{6}$$

# Чёрный ящик

Итерация градиентного спуска:

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= x_k - \alpha_k \nabla f(x_k) \\&= x_{k-1} - \alpha_{k-1} \nabla f(x_{k-1}) - \alpha_k \nabla f(x_k) \\&\vdots \\&= x_0 - \sum_{i=0}^k \alpha_{k-i} \nabla f(x_{k-i})\end{aligned}$$

Рассмотрим семейство методов первого порядка, где

$$\begin{aligned}x_{k+1} &\in x_0 + \text{Lin} \{ \nabla f(x_0), \nabla f(x_1), \dots, \nabla f(x_k) \} & f &\text{— гладкая} \\x_{k+1} &\in x_0 + \text{Lin} \{ g_0, g_1, \dots, g_k \}, \text{ где } g_i \in \partial f(x_i) & f &\text{— негладкая}\end{aligned} \tag{6}$$

Чтобы построить нижнюю оценку, нам нужно найти функцию  $f$  из соответствующего класса, такую, что любой метод из семейства (6) будет работать не быстрее этой нижней оценки.

## Гладкий случай

### i Theorem

Существует  $L$ -гладкая и выпуклая функция  $f$ , такая, что любой метод (6) для всех  $k$ ,  $1 \leq k \leq \frac{n-1}{2}$ , удовлетворяет:

$$f(x_k) - f^* \geq \frac{3L\|x_0 - x^*\|_2^2}{32(k+1)^2}$$

## Гладкий случай

### i Theorem

Существует  $L$ -гладкая и выпуклая функция  $f$ , такая, что любой метод (6) для всех  $k$ ,  $1 \leq k \leq \frac{n-1}{2}$ , удовлетворяет:

$$f(x_k) - f^* \geq \frac{3L\|x_0 - x^*\|_2^2}{32(k+1)^2}$$

- Какой бы метод из семейства методов первого порядка вы ни использовали, найдётся функция  $f$ , на которой скорость сходимости не лучше  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k^2}\right)$ .

## Гладкий случай

### i Theorem

Существует  $L$ -гладкая и выпуклая функция  $f$ , такая, что любой метод (6) для всех  $k$ ,  $1 \leq k \leq \frac{n-1}{2}$ , удовлетворяет:

$$f(x_k) - f^* \geq \frac{3L\|x_0 - x^*\|_2^2}{32(k+1)^2}$$

- Какой бы метод из семейства методов первого порядка вы ни использовали, найдётся функция  $f$ , на которой скорость сходимости не лучше  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k^2}\right)$ .
- Ключом к доказательству является явное построение специальной функции  $f$ .

## Гладкий случай

### i Theorem

Существует  $L$ -гладкая и выпуклая функция  $f$ , такая, что любой метод (6) для всех  $k$ ,  $1 \leq k \leq \frac{n-1}{2}$ , удовлетворяет:

$$f(x_k) - f^* \geq \frac{3L\|x_0 - x^*\|_2^2}{32(k+1)^2}$$

- Какой бы метод из семейства методов первого порядка вы ни использовали, найдётся функция  $f$ , на которой скорость сходимости не лучше  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k^2}\right)$ .
- Ключом к доказательству является явное построение специальной функции  $f$ .
- Обратите внимание, что эта граница  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k^2}\right)$  не соответствует скорости градиентного спуска  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k}\right)$ . Два возможных варианта:

## Гладкий случай

### i Theorem

Существует  $L$ -гладкая и выпуклая функция  $f$ , такая, что любой метод (6) для всех  $k$ ,  $1 \leq k \leq \frac{n-1}{2}$ , удовлетворяет:

$$f(x_k) - f^* \geq \frac{3L\|x_0 - x^*\|_2^2}{32(k+1)^2}$$

- Какой бы метод из семейства методов первого порядка вы ни использовали, найдётся функция  $f$ , на которой скорость сходимости не лучше  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k^2}\right)$ .
- Ключом к доказательству является явное построение специальной функции  $f$ .
- Обратите внимание, что эта граница  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k^2}\right)$  не соответствует скорости градиентного спуска  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k}\right)$ . Два возможных варианта:
  - a. Нижняя оценка не является точной.



## Гладкий случай

### i Theorem

Существует  $L$ -гладкая и выпуклая функция  $f$ , такая, что любой метод (6) для всех  $k$ ,  $1 \leq k \leq \frac{n-1}{2}$ , удовлетворяет:

$$f(x_k) - f^* \geq \frac{3L\|x_0 - x^*\|_2^2}{32(k+1)^2}$$

- Какой бы метод из семейства методов первого порядка вы ни использовали, найдётся функция  $f$ , на которой скорость сходимости не лучше  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k^2}\right)$ .
- Ключом к доказательству является явное построение специальной функции  $f$ .
- Обратите внимание, что эта граница  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k^2}\right)$  не соответствует скорости градиентного спуска  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k}\right)$ . Два возможных варианта:
  - a. Нижняя оценка не является точной.
  - b. Метод градиентного спуска не является оптимальным для этой задачи.

## Гладкий случай

### i Theorem

Существует  $L$ -гладкая и выпуклая функция  $f$ , такая, что любой метод (6) для всех  $k$ ,  $1 \leq k \leq \frac{n-1}{2}$ , удовлетворяет:

$$f(x_k) - f^* \geq \frac{3L\|x_0 - x^*\|_2^2}{32(k+1)^2}$$

- Какой бы метод из семейства методов первого порядка вы ни использовали, найдётся функция  $f$ , на которой скорость сходимости не лучше  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k^2}\right)$ .
- Ключом к доказательству является явное построение специальной функции  $f$ .
- Обратите внимание, что эта граница  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k^2}\right)$  не соответствует скорости градиентного спуска  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k}\right)$ . Два возможных варианта:
  - a. Нижняя оценка не является точной.
  - b. Метод градиентного спуска не является оптимальным для этой задачи.

## Наихудшая функция Нестерова

- Пусть  $n = 2k + 1$  и  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 2 \end{bmatrix}$$

## Наихудшая функция Нестерова

- Пусть  $n = 2k + 1$  и  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 2 \end{bmatrix}$$

- Обратите внимание, что

$$x^T A x = x_1^2 + x_n^2 + \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - x_{i+1})^2,$$

Следовательно,  $x^T A x \geq 0$ . Также легко увидеть, что  $0 \preceq A \preceq 4I$ .

## Наихудшая функция Нестерова

- Пусть  $n = 2k + 1$  и  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 2 \end{bmatrix}$$

- Обратите внимание, что

$$x^T A x = x_1^2 + x_n^2 + \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - x_{i+1})^2,$$

Следовательно,  $x^T A x \geq 0$ . Также легко увидеть, что  $0 \preceq A \preceq 4I$ .

## Наихудшая функция Нестерова

- Пусть  $n = 2k + 1$  и  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 2 \end{bmatrix}$$

- Обратите внимание, что

$$x^T A x = x_1^2 + x_n^2 + \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - x_{i+1})^2,$$

Следовательно,  $x^T A x \geq 0$ . Также легко увидеть, что  $0 \preceq A \preceq 4I$ .

Пример, когда  $n = 3$ :

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

## Наихудшая функция Нестерова

- Пусть  $n = 2k + 1$  и  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 2 \end{bmatrix}$$

- Обратите внимание, что

$$x^T A x = x_1^2 + x_n^2 + \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - x_{i+1})^2,$$

Следовательно,  $x^T A x \geq 0$ . Также легко увидеть, что  $0 \preceq A \preceq 4I$ .

Пример, когда  $n = 3$ :

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

Нижняя оценка:

$$\begin{aligned} x^T A x &= 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 - 2x_1x_2 - 2x_2x_3 \\ &= x_1^2 + x_1^2 - 2x_1x_2 + x_2^2 + x_2^2 - 2x_2x_3 + x_3^2 + x_3^2 \\ &= x_1^2 + (x_1 - x_2)^2 + (x_2 - x_3)^2 + x_3^2 \geq 0 \end{aligned}$$

## Наихудшая функция Нестерова

- Пусть  $n = 2k + 1$  и  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 2 \end{bmatrix}$$

- Обратите внимание, что

$$x^T A x = x_1^2 + x_n^2 + \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - x_{i+1})^2,$$

Следовательно,  $x^T A x \geq 0$ . Также легко увидеть, что  $0 \preceq A \preceq 4I$ .

Пример, когда  $n = 3$ :

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

Нижняя оценка:

$$\begin{aligned} x^T A x &= 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 - 2x_1x_2 - 2x_2x_3 \\ &= x_1^2 + x_1^2 - 2x_1x_2 + x_2^2 + x_2^2 - 2x_2x_3 + x_3^2 + x_3^2 \\ &= x_1^2 + (x_1 - x_2)^2 + (x_2 - x_3)^2 + x_3^2 \geq 0 \end{aligned}$$

Верхняя оценка

$$x^T A x = 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 - 2x_1x_2 - 2x_2x_3$$



## Наихудшая функция Нестерова

- Пусть  $n = 2k + 1$  и  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 2 \end{bmatrix}$$

- Обратите внимание, что

$$x^T A x = x_1^2 + x_n^2 + \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - x_{i+1})^2,$$

Следовательно,  $x^T A x \geq 0$ . Также легко увидеть, что  $0 \preceq A \preceq 4I$ .

Пример, когда  $n = 3$ :

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

Нижняя оценка:

$$\begin{aligned} x^T A x &= 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 - 2x_1x_2 - 2x_2x_3 \\ &= x_1^2 + x_1^2 - 2x_1x_2 + x_2^2 + x_2^2 - 2x_2x_3 + x_3^2 + x_3^2 \\ &= x_1^2 + (x_1 - x_2)^2 + (x_2 - x_3)^2 + x_3^2 \geq 0 \end{aligned}$$

Верхняя оценка

$$\begin{aligned} x^T A x &= 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 - 2x_1x_2 - 2x_2x_3 \\ &\leq 4(x_1^2 + x_2^2 + x_3^2) \end{aligned}$$

## Наихудшая функция Нестерова

- Пусть  $n = 2k + 1$  и  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 2 \end{bmatrix}$$

- Обратите внимание, что

$$x^T A x = x_1^2 + x_n^2 + \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - x_{i+1})^2,$$

Следовательно,  $x^T A x \geq 0$ . Также легко увидеть, что  $0 \preceq A \preceq 4I$ .

Пример, когда  $n = 3$ :

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

Нижняя оценка:

$$\begin{aligned} x^T A x &= 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 - 2x_1x_2 - 2x_2x_3 \\ &= x_1^2 + x_1^2 - 2x_1x_2 + x_2^2 + x_2^2 - 2x_2x_3 + x_3^2 + x_3^2 \\ &= x_1^2 + (x_1 - x_2)^2 + (x_2 - x_3)^2 + x_3^2 \geq 0 \end{aligned}$$

Верхняя оценка

$$\begin{aligned} x^T A x &= 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 - 2x_1x_2 - 2x_2x_3 \\ &\leq 4(x_1^2 + x_2^2 + x_3^2) \\ 0 &\leq 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 + 2x_1x_2 + 2x_2x_3 \end{aligned}$$

## Наихудшая функция Нестерова

- Пусть  $n = 2k + 1$  и  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 2 \end{bmatrix}$$

- Обратите внимание, что

$$x^T A x = x_1^2 + x_n^2 + \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - x_{i+1})^2,$$

Следовательно,  $x^T A x \geq 0$ . Также легко увидеть, что  $0 \preceq A \preceq 4I$ .

Пример, когда  $n = 3$ :

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

Нижняя оценка:

$$\begin{aligned} x^T A x &= 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 - 2x_1x_2 - 2x_2x_3 \\ &= x_1^2 + x_1^2 - 2x_1x_2 + x_2^2 + x_2^2 - 2x_2x_3 + x_3^2 + x_3^2 \\ &= x_1^2 + (x_1 - x_2)^2 + (x_2 - x_3)^2 + x_3^2 \geq 0 \end{aligned}$$

Верхняя оценка

$$\begin{aligned} x^T A x &= 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 - 2x_1x_2 - 2x_2x_3 \\ &\leq 4(x_1^2 + x_2^2 + x_3^2) \\ 0 &\leq 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 + 2x_1x_2 + 2x_2x_3 \\ 0 &\leq x_1^2 + x_1^2 + 2x_1x_2 + x_2^2 + x_2^2 + 2x_2x_3 + x_3^2 + x_3^2 \end{aligned}$$

## Наихудшая функция Нестерова

- Пусть  $n = 2k + 1$  и  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 2 \end{bmatrix}$$

- Обратите внимание, что

$$x^T A x = x_1^2 + x_n^2 + \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - x_{i+1})^2,$$

Следовательно,  $x^T A x \geq 0$ . Также легко увидеть, что  $0 \preceq A \preceq 4I$ .

Пример, когда  $n = 3$ :

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

Нижняя оценка:

$$\begin{aligned} x^T A x &= 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 - 2x_1x_2 - 2x_2x_3 \\ &= x_1^2 + x_1^2 - 2x_1x_2 + x_2^2 + x_2^2 - 2x_2x_3 + x_3^2 + x_3^2 \\ &= x_1^2 + (x_1 - x_2)^2 + (x_2 - x_3)^2 + x_3^2 \geq 0 \end{aligned}$$

Верхняя оценка

$$\begin{aligned} x^T A x &= 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 - 2x_1x_2 - 2x_2x_3 \\ &\leq 4(x_1^2 + x_2^2 + x_3^2) \\ 0 &\leq 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 + 2x_1x_2 + 2x_2x_3 \\ 0 &\leq x_1^2 + x_1^2 + 2x_1x_2 + x_2^2 + x_2^2 + 2x_2x_3 + x_3^2 + x_3^2 \\ 0 &\leq x_1^2 + (x_1 + x_2)^2 + (x_2 + x_3)^2 + x_3^2 \end{aligned}$$

## Наихудшая функция Нестерова

- Определим следующую  $L$ -гладкую выпуклую функцию:  $f(x) = \frac{L}{4} \left( \frac{1}{2} x^T A x - e_1^T x \right) = \frac{L}{8} x^T A x - \frac{L}{4} e_1^T x$ .

## Наихудшая функция Нестерова

- Определим следующую  $L$ -гладкую выпуклую функцию:  $f(x) = \frac{L}{4} \left( \frac{1}{2} x^T A x - e_1^T x \right) = \frac{L}{8} x^T A x - \frac{L}{4} e_1^T x$ .
- Оптимальное решение  $x^*$  удовлетворяет  $Ax^* = e_1$ , и решение этой системы уравнений дает:

$$\begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^* \\ x_2^* \\ x_3^* \\ \vdots \\ x_n^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad \begin{cases} 2x_1^* - x_2^* = 1 \\ -x_{i-1}^* + 2x_i^* - x_{i+1}^* = 0, \quad i = 2, \dots, n-1 \\ -x_{n-1}^* + 2x_n^* = 0 \end{cases}$$

## Наихудшая функция Нестерова

- Определим следующую  $L$ -гладкую выпуклую функцию:  $f(x) = \frac{L}{4} \left( \frac{1}{2} x^T A x - e_1^T x \right) = \frac{L}{8} x^T A x - \frac{L}{4} e_1^T x$ .
- Оптимальное решение  $x^*$  удовлетворяет  $Ax^* = e_1$ , и решение этой системы уравнений дает:

$$\begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^* \\ x_2^* \\ x_3^* \\ \vdots \\ x_n^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad \begin{cases} 2x_1^* - x_2^* = 1 \\ -x_{i-1}^* + 2x_i^* - x_{i+1}^* = 0, \quad i = 2, \dots, n-1 \\ -x_{n-1}^* + 2x_n^* = 0 \end{cases}$$

- Гипотеза:  $x_i^* = a + bi$  (вдохновлённая физикой). Проверьте, что выполнено второе уравнение, в то время как  $a$  и  $b$  вычисляются из первого и последнего уравнений.

## Наихудшая функция Нестерова

- Определим следующую  $L$ -гладкую выпуклую функцию:  $f(x) = \frac{L}{4} (\frac{1}{2}x^T Ax - e_1^T x) = \frac{L}{8}x^T Ax - \frac{L}{4}e_1^T x$ .
- Оптимальное решение  $x^*$  удовлетворяет  $Ax^* = e_1$ , и решение этой системы уравнений дает:

$$\begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^* \\ x_2^* \\ x_3^* \\ \vdots \\ x_n^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad \begin{cases} 2x_1^* - x_2^* = 1 \\ -x_{i-1}^* + 2x_i^* - x_{i+1}^* = 0, \quad i = 2, \dots, n-1 \\ -x_{n-1}^* + 2x_n^* = 0 \end{cases}$$

- Гипотеза:  $x_i^* = a + bi$  (вдохновлённая физикой). Проверьте, что выполнено второе уравнение, в то время как  $a$  и  $b$  вычисляются из первого и последнего уравнений.
- Решение:

$$x_i^* = 1 - \frac{i}{n+1},$$



## Наихудшая функция Нестерова

- Определим следующую  $L$ -гладкую выпуклую функцию:  $f(x) = \frac{L}{4} (\frac{1}{2}x^T Ax - e_1^T x) = \frac{L}{8}x^T Ax - \frac{L}{4}e_1^T x$ .
- Оптимальное решение  $x^*$  удовлетворяет  $Ax^* = e_1$ , и решение этой системы уравнений дает:

$$\begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^* \\ x_2^* \\ x_3^* \\ \vdots \\ x_n^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad \begin{cases} 2x_1^* - x_2^* = 1 \\ -x_{i-1}^* + 2x_i^* - x_{i+1}^* = 0, \quad i = 2, \dots, n-1 \\ -x_{n-1}^* + 2x_n^* = 0 \end{cases}$$

- Гипотеза:  $x_i^* = a + bi$  (вдохновлённая физикой). Проверьте, что выполнено второе уравнение, в то время как  $a$  и  $b$  вычисляются из первого и последнего уравнений.
- Решение:

$$x_i^* = 1 - \frac{i}{n+1},$$

- И значение функции равно

$$f(x^*) = \frac{L}{8}x^{*T}Ax^* - \frac{L}{4}\langle x^*, e_1 \rangle = -\frac{L}{8}\langle x^*, e_1 \rangle = -\frac{L}{8} \left(1 - \frac{1}{n+1}\right).$$

## Гладкий случай (доказательство)

- Предположим, что мы начинаем с  $x_0 = 0$ .

Запросив у оракула градиент, мы получаем

$g_0 = -\frac{L}{4}e_1$ . Тогда,  $x_1$  должен лежать на линии, генерируемой  $e_1$ . В этой точке все компоненты  $x_1$  равны нулю, кроме первой, поэтому

$$x_1 = \begin{bmatrix} \bullet \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}.$$

## Гладкий случай (доказательство)

- Предположим, что мы начинаем с  $x_0 = 0$ .

Запросив у оракула градиент, мы получаем

$g_0 = -\frac{L}{4}e_1$ . Тогда,  $x_1$  должен лежать на линии, генерируемой  $e_1$ . В этой точке все компоненты  $x_1$  равны нулю, кроме первой, поэтому

$$x_1 = \begin{bmatrix} \bullet \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}.$$

- На второй итерации оракул возвращает градиент  $g_1 = \frac{L}{4}(Ax_1 - e_1)$ . Тогда,  $x_2$  должен лежать на линии, генерируемой  $e_1$  и  $Ax_1 - e_1$ . Все компоненты  $x_2$  равны нулю, кроме первых двух, поэтому

$$\begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bullet \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow x_2 = \begin{bmatrix} \bullet \\ \bullet \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}.$$

## Гладкий случай (доказательство)

- Предположим, что мы начинаем с  $x_0 = 0$ . Запросив у оракула градиент, мы получаем  $g_0 = -\frac{L}{4}e_1$ . Тогда,  $x_1$  должен лежать на линии, генерируемой  $e_1$ . В этой точке все компоненты  $x_1$  равны нулю, кроме первой, поэтому

$$x_1 = \begin{bmatrix} \bullet \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}.$$

- На второй итерации оракул возвращает градиент  $g_1 = \frac{L}{4}(Ax_1 - e_1)$ . Тогда,  $x_2$  должен лежать на линии, генерируемой  $e_1$  и  $Ax_1 - e_1$ . Все компоненты  $x_2$  равны нулю, кроме первых двух, поэтому

$$\begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bullet \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow x_2 = \begin{bmatrix} \bullet \\ \bullet \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}.$$

- Из-за структуры матрицы  $A$  можно показать, что после  $k$  итераций все последние  $n - k$  компоненты  $x_k$  равны нулю.

$$x_k = \begin{bmatrix} \bullet \\ \bullet \\ \vdots \\ \bullet \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ \vdots \\ k \\ k+1 \\ \vdots \\ n \end{matrix}$$

## Гладкий случай (доказательство)

- Предположим, что мы начинаем с  $x_0 = 0$ . Запросив у оракула градиент, мы получаем  $g_0 = -\frac{L}{4}e_1$ . Тогда,  $x_1$  должен лежать на линии, генерируемой  $e_1$ . В этой точке все компоненты  $x_1$  равны нулю, кроме первой, поэтому

$$x_1 = \begin{bmatrix} \bullet \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}.$$

- На второй итерации оракул возвращает градиент  $g_1 = \frac{L}{4}(Ax_1 - e_1)$ . Тогда,  $x_2$  должен лежать на линии, генерируемой  $e_1$  и  $Ax_1 - e_1$ . Все компоненты  $x_2$  равны нулю, кроме первых двух, поэтому

$$\begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bullet \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow x_2 = \begin{bmatrix} \bullet \\ \bullet \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}.$$

- Из-за структуры матрицы  $A$  можно показать, что после  $k$  итераций все последние  $n - k$  компоненты  $x_k$  равны нулю.

$$x_k = \begin{bmatrix} \bullet \\ \bullet \\ \vdots \\ \bullet \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ \vdots \\ k \\ k+1 \\ \vdots \\ n \end{matrix}$$

- Однако, поскольку каждая итерация  $x_k$ , произведенная нашим методом, лежит в  $S_k = \text{Lin}\{e_1, e_2, \dots, e_k\}$  (т.е. имеет нули в координатах  $k+1, \dots, n$ ), она не может “достичь” полного оптимального вектора  $x^*$ . Другими словами, даже если бы мы выбрали лучший возможный вектор из  $S_k$ , обозначаемый

$$\tilde{x}_k = \arg \min_{x \in S_k} f(x),$$

значение функции в нём  $f(\tilde{x}_k)$  будет выше, чем  $f(x^*)$ .

## Гладкий случай (доказательство)

- Поскольку  $x_k \in S_k = \text{Lin}\{e_1, e_2, \dots, e_k\}$  и  $\tilde{x}_k$  является лучшим возможным приближением к  $x^*$  в  $S_k$ , мы имеем

$$f(x_k) \geq f(\tilde{x}_k).$$

## Гладкий случай (доказательство)

- Поскольку  $x_k \in S_k = \text{Lin}\{e_1, e_2, \dots, e_k\}$  и  $\tilde{x}_k$  является лучшим возможным приближением к  $x^*$  в  $S_k$ , мы имеем

$$f(x_k) \geq f(\tilde{x}_k).$$

- Следовательно,

$$f(x_k) - f(x^*) \geq f(\tilde{x}_k) - f(x^*).$$

## Гладкий случай (доказательство)

- Поскольку  $x_k \in S_k = \text{Lin}\{e_1, e_2, \dots, e_k\}$  и  $\tilde{x}_k$  является лучшим возможным приближением к  $x^*$  в  $S_k$ , мы имеем

$$f(x_k) \geq f(\tilde{x}_k).$$

- Следовательно,

$$f(x_k) - f(x^*) \geq f(\tilde{x}_k) - f(x^*).$$

- Аналогично, для оптимума исходной функции, мы имеем  $\tilde{x}_{k(i)} = 1 - \frac{i}{k+1}$  и  $f(\tilde{x}_k) = -\frac{L}{8} \left(1 - \frac{1}{k+1}\right)$ .



## Гладкий случай (доказательство)

- Поскольку  $x_k \in S_k = \text{Lin}\{e_1, e_2, \dots, e_k\}$  и  $\tilde{x}_k$  является лучшим возможным приближением к  $x^*$  в  $S_k$ , мы имеем

$$f(x_k) \geq f(\tilde{x}_k).$$

- Следовательно,

$$f(x_k) - f(x^*) \geq f(\tilde{x}_k) - f(x^*).$$

- Аналогично, для оптимума исходной функции, мы имеем  $\tilde{x}_{k(i)} = 1 - \frac{i}{k+1}$  и  $f(\tilde{x}_k) = -\frac{L}{8} \left(1 - \frac{1}{k+1}\right)$ .
- Теперь мы имеем:

$$f(x_k) - f(x^*) \geq f(\tilde{x}_k) - f(x^*)$$

(7)

## Гладкий случай (доказательство)

- Поскольку  $x_k \in S_k = \text{Lin}\{e_1, e_2, \dots, e_k\}$  и  $\tilde{x}_k$  является лучшим возможным приближением к  $x^*$  в  $S_k$ , мы имеем

$$f(x_k) \geq f(\tilde{x}_k).$$

- Следовательно,

$$f(x_k) - f(x^*) \geq f(\tilde{x}_k) - f(x^*).$$

- Аналогично, для оптимума исходной функции, мы имеем  $\tilde{x}_{k(i)} = 1 - \frac{i}{k+1}$  и  $f(\tilde{x}_k) = -\frac{L}{8} \left(1 - \frac{1}{k+1}\right)$ .
- Теперь мы имеем:

$$\begin{aligned} f(x_k) - f(x^*) &\geq f(\tilde{x}_k) - f(x^*) \\ &= -\frac{L}{8} \left(1 - \frac{1}{k+1}\right) - \left(-\frac{L}{8} \left(1 - \frac{1}{n+1}\right)\right) \end{aligned}$$

(7)

## Гладкий случай (доказательство)

- Поскольку  $x_k \in S_k = \text{Lin}\{e_1, e_2, \dots, e_k\}$  и  $\tilde{x}_k$  является лучшим возможным приближением к  $x^*$  в  $S_k$ , мы имеем

$$f(x_k) \geq f(\tilde{x}_k).$$

- Следовательно,

$$f(x_k) - f(x^*) \geq f(\tilde{x}_k) - f(x^*).$$

- Аналогично, для оптимума исходной функции, мы имеем  $\tilde{x}_{k(i)} = 1 - \frac{i}{k+1}$  и  $f(\tilde{x}_k) = -\frac{L}{8} \left(1 - \frac{1}{k+1}\right)$ .
- Теперь мы имеем:

$$\begin{aligned} f(x_k) - f(x^*) &\geq f(\tilde{x}_k) - f(x^*) \\ &= -\frac{L}{8} \left(1 - \frac{1}{k+1}\right) - \left(-\frac{L}{8} \left(1 - \frac{1}{n+1}\right)\right) \\ &= \frac{L}{8} \left(\frac{1}{k+1} - \frac{1}{n+1}\right) = \frac{L}{8} \left(\frac{n-k}{(k+1)(n+1)}\right) \end{aligned} \tag{7}$$

## Гладкий случай (доказательство)

- Поскольку  $x_k \in S_k = \text{Lin}\{e_1, e_2, \dots, e_k\}$  и  $\tilde{x}_k$  является лучшим возможным приближением к  $x^*$  в  $S_k$ , мы имеем

$$f(x_k) \geq f(\tilde{x}_k).$$

- Следовательно,

$$f(x_k) - f(x^*) \geq f(\tilde{x}_k) - f(x^*).$$

- Аналогично, для оптимума исходной функции, мы имеем  $\tilde{x}_{k(i)} = 1 - \frac{i}{k+1}$  и  $f(\tilde{x}_k) = -\frac{L}{8} \left(1 - \frac{1}{k+1}\right)$ .
- Теперь мы имеем:

$$\begin{aligned} f(x_k) - f(x^*) &\geq f(\tilde{x}_k) - f(x^*) \\ &= -\frac{L}{8} \left(1 - \frac{1}{k+1}\right) - \left(-\frac{L}{8} \left(1 - \frac{1}{n+1}\right)\right) \\ &= \frac{L}{8} \left(\frac{1}{k+1} - \frac{1}{n+1}\right) = \frac{L}{8} \left(\frac{n-k}{(k+1)(n+1)}\right) \\ &\stackrel{n=2k+1}{=} \frac{L}{16(k+1)} \end{aligned} \tag{7}$$

## Гладкий случай (доказательство)

- Теперь мы ограничиваем  $R = \|x_0 - x^*\|_2$ :

$$\|x_0 - x^*\|_2^2 = \|0 - x^*\|_2^2 = \|x^*\|_2^2 = \sum_{i=1}^n \left(1 - \frac{i}{n+1}\right)^2$$

## Гладкий случай (доказательство)

- Теперь мы ограничиваем  $R = \|x_0 - x^*\|_2$ :

$$\begin{aligned}\|x_0 - x^*\|_2^2 &= \|0 - x^*\|_2^2 = \|x^*\|_2^2 = \sum_{i=1}^n \left(1 - \frac{i}{n+1}\right)^2 \\ &= n - \frac{2}{n+1} \sum_{i=1}^n i + \frac{1}{(n+1)^2} \sum_{i=1}^n i^2\end{aligned}$$

## Гладкий случай (доказательство)

- Теперь мы ограничиваем  $R = \|x_0 - x^*\|_2$ :

$$\begin{aligned}\|x_0 - x^*\|_2^2 &= \|0 - x^*\|_2^2 = \|x^*\|_2^2 = \sum_{i=1}^n \left(1 - \frac{i}{n+1}\right)^2 \\&= n - \frac{2}{n+1} \sum_{i=1}^n i + \frac{1}{(n+1)^2} \sum_{i=1}^n i^2 \\&\leq n - \frac{2}{n+1} \cdot \frac{n(n+1)}{2} + \frac{1}{(n+1)^2} \cdot \frac{(n+1)^3}{3}\end{aligned}$$

## Гладкий случай (доказательство)

- Теперь мы ограничиваем  $R = \|x_0 - x^*\|_2$ :

$$\begin{aligned}\|x_0 - x^*\|_2^2 &= \|0 - x^*\|_2^2 = \|x^*\|_2^2 = \sum_{i=1}^n \left(1 - \frac{i}{n+1}\right)^2 \\&= n - \frac{2}{n+1} \sum_{i=1}^n i + \frac{1}{(n+1)^2} \sum_{i=1}^n i^2 \\&\leq n - \frac{2}{n+1} \cdot \frac{n(n+1)}{2} + \frac{1}{(n+1)^2} \cdot \frac{(n+1)^3}{3} \\&= \frac{n+1}{3} \stackrel{n=2k+1}{=} \frac{2(k+1)}{3}.\end{aligned}$$



## Гладкий случай (доказательство)

- Теперь мы ограничиваем  $R = \|x_0 - x^*\|_2$ :

$$\begin{aligned}\|x_0 - x^*\|_2^2 &= \|0 - x^*\|_2^2 = \|x^*\|_2^2 = \sum_{i=1}^n \left(1 - \frac{i}{n+1}\right)^2 \\&= n - \frac{2}{n+1} \sum_{i=1}^n i + \frac{1}{(n+1)^2} \sum_{i=1}^n i^2 \\&\leq n - \frac{2}{n+1} \cdot \frac{n(n+1)}{2} + \frac{1}{(n+1)^2} \cdot \frac{(n+1)^3}{3} \\&= \frac{n+1}{3} \stackrel{n=2k+1}{=} \frac{2(k+1)}{3}.\end{aligned}$$

- Следовательно,

$$k+1 \geq \frac{3}{2} \|x_0 - x^*\|_2^2 = \frac{3}{2} R^2 \quad (8)$$

## Гладкий случай (доказательство)

- Теперь мы ограничиваем  $R = \|x_0 - x^*\|_2$ :

$$\begin{aligned}\|x_0 - x^*\|_2^2 &= \|0 - x^*\|_2^2 = \|x^*\|_2^2 = \sum_{i=1}^n \left(1 - \frac{i}{n+1}\right)^2 \\&= n - \frac{2}{n+1} \sum_{i=1}^n i + \frac{1}{(n+1)^2} \sum_{i=1}^n i^2 \\&\leq n - \frac{2}{n+1} \cdot \frac{n(n+1)}{2} + \frac{1}{(n+1)^2} \cdot \frac{(n+1)^3}{3} \\&= \frac{n+1}{3} \stackrel{n=2k+1}{=} \frac{2(k+1)}{3}.\end{aligned}$$

- Следовательно,

$$k+1 \geq \frac{3}{2} \|x_0 - x^*\|_2^2 = \frac{3}{2} R^2 \quad (8)$$

## Гладкий случай (доказательство)

- Теперь мы ограничиваем  $R = \|x_0 - x^*\|_2$ :

$$\begin{aligned}\|x_0 - x^*\|_2^2 &= \|0 - x^*\|_2^2 = \|x^*\|_2^2 = \sum_{i=1}^n \left(1 - \frac{i}{n+1}\right)^2 \\&= n - \frac{2}{n+1} \sum_{i=1}^n i + \frac{1}{(n+1)^2} \sum_{i=1}^n i^2 \\&\leq n - \frac{2}{n+1} \cdot \frac{n(n+1)}{2} + \frac{1}{(n+1)^2} \cdot \frac{(n+1)^3}{3} \\&= \frac{n+1}{3} \stackrel{n=2k+1}{=} \frac{2(k+1)}{3}.\end{aligned}$$

- Следовательно,

$$k+1 \geq \frac{3}{2} \|x_0 - x^*\|_2^2 = \frac{3}{2} R^2 \quad (8)$$

Заметим, что

$$\begin{aligned}\sum_{i=1}^n i &= \frac{n(n+1)}{2} \\ \sum_{i=1}^n i^2 &= \frac{n(n+1)(2n+1)}{6} \\ &\leq \frac{(n+1)^3}{3}\end{aligned}$$

## Гладкий случай (доказательство)

Наконец, используя (7) и (8), мы получаем:

$$f(x_k) - f(x^*) \geq \frac{L}{16(k+1)} = \frac{L(k+1)}{16(k+1)^2}$$

## Гладкий случай (доказательство)

Наконец, используя (7) и (8), мы получаем:

$$\begin{aligned} f(x_k) - f(x^*) &\geq \frac{L}{16(k+1)} = \frac{L(k+1)}{16(k+1)^2} \\ &\geq \frac{L}{16(k+1)^2} \frac{3}{2} R^2 \end{aligned}$$

## Гладкий случай (доказательство)

Наконец, используя (7) и (8), мы получаем:

$$\begin{aligned} f(x_k) - f(x^*) &\geq \frac{L}{16(k+1)} = \frac{L(k+1)}{16(k+1)^2} \\ &\geq \frac{L}{16(k+1)^2} \frac{3}{2} R^2 \\ &= \frac{3LR^2}{32(k+1)^2} \end{aligned}$$

## Гладкий случай (доказательство)

Наконец, используя (7) и (8), мы получаем:

$$\begin{aligned} f(x_k) - f(x^*) &\geq \frac{L}{16(k+1)} = \frac{L(k+1)}{16(k+1)^2} \\ &\geq \frac{L}{16(k+1)^2} \frac{3}{2} R^2 \\ &= \frac{3LR^2}{32(k+1)^2} \end{aligned}$$

Это завершает доказательство с желаемой скоростью  $\mathcal{O}\left(\frac{1}{k^2}\right)$ .

## Нижние оценки для гладкого случая

### i Гладкий выпуклый случай

Существует  $L$ -гладкая выпуклая функция  $f$ , такая, что любой метод в форме б для всех  $k$ ,  $1 \leq k \leq \frac{n-1}{2}$ , удовлетворяет:

$$f(x_k) - f^* \geq \frac{3L\|x_0 - x^*\|_2^2}{32(k+1)^2}$$

### i Гладкий сильно выпуклый случай

Для любого  $x_0$  и любого  $\mu > 0$ ,  $\kappa = \frac{L}{\mu} > 1$ , существует  $L$ -гладкая и  $\mu$ -сильно выпуклая функция  $f$ , такая, что для любого метода в форме б выполняются неравенства:

$$\begin{aligned}\|x_k - x^*\|_2 &\geq \left( \frac{\sqrt{\kappa} - 1}{\sqrt{\kappa} + 1} \right)^k \|x_0 - x^*\|_2 \\ f(x_k) - f^* &\geq \frac{\mu}{2} \left( \frac{\sqrt{\kappa} - 1}{\sqrt{\kappa} + 1} \right)^{2k} \|x_0 - x^*\|_2^2\end{aligned}$$



## Бонус: ускорение для квадратичных функций

## Результат сходимости для квадратичных функций

Предположим, что мы решаем задачу минимизации сильно выпуклой квадратичной функции, с помощью метода градиентного спуска:

$$f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - b^T x \quad x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k).$$

## Результат сходимости для квадратичных функций

Предположим, что мы решаем задачу минимизации сильно выпуклой квадратичной функции, с помощью метода градиентного спуска:

$$f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - b^T x \quad x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k).$$

### i Theorem

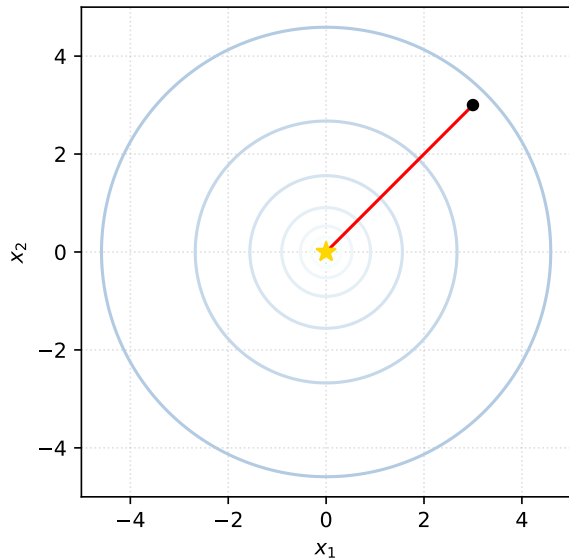
Градиентный спуск с шагом  $\alpha_k = \frac{2}{\mu+L}$  сходится к оптимальному решению  $x^*$  со следующей гарантией:

$$\|x_{k+1} - x^*\|_2 \leq \left(\frac{\kappa - 1}{\kappa + 1}\right)^k \|x_0 - x^*\|_2 \quad f(x_{k+1}) - f(x^*) \leq \left(\frac{\kappa - 1}{\kappa + 1}\right)^{2k} (f(x_0) - f(x^*))$$

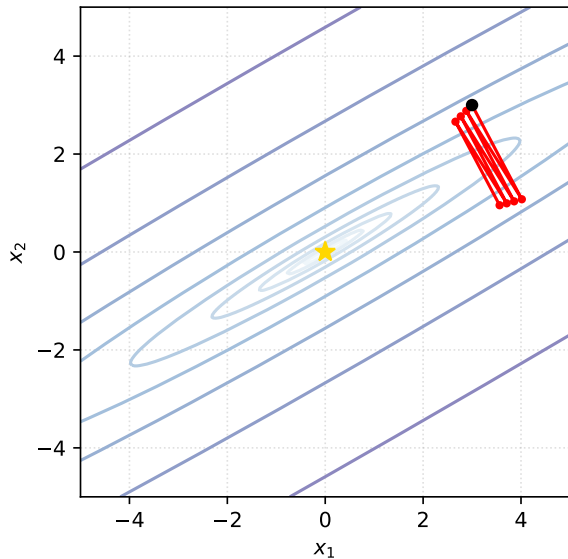
где  $\kappa = \frac{L}{\mu}$  является числом обусловленности  $A$ .

# Число обусловленности $\kappa$

$\kappa = 1.0$



$\kappa = 100.0$



## Ускорение из первых принципов

$$f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - b^T x \quad x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k).$$

Пусть  $x^*$  будет единственным решением системы линейных уравнений  $Ax = b$  и пусть  $e_k = x_k - x^*$ , где  $x_{k+1} = x_k - \alpha_k (Ax_k - b)$  определяется рекурсивно, начиная с некоторого  $x_0$ , а  $\alpha_k$  — шаг, который мы определим позже.

$$e_{k+1} = (I - \alpha_k A)e_k.$$

## Ускорение из первых принципов

$$f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - b^T x \quad x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k).$$

Пусть  $x^*$  будет единственным решением системы линейных уравнений  $Ax = b$  и пусть  $e_k = x_k - x^*$ , где  $x_{k+1} = x_k - \alpha_k (Ax_k - b)$  определяется рекурсивно, начиная с некоторого  $x_0$ , а  $\alpha_k$  — шаг, который мы определим позже.

$$e_{k+1} = (I - \alpha_k A)e_k.$$

## Полиномы

Вышеуказанный расчет дает нам  $e_k = p_k(A)e_0$ ,  
где  $p_k$  является полиномом

$$p_k(a) = \prod_{i=1}^k (1 - \alpha_i a).$$

## Ускорение из первых принципов

$$f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - b^T x \quad x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k).$$

Пусть  $x^*$  будет единственным решением системы линейных уравнений  $Ax = b$  и пусть  $e_k = x_k - x^*$ , где  $x_{k+1} = x_k - \alpha_k (Ax_k - b)$  определяется рекурсивно, начиная с некоторого  $x_0$ , а  $\alpha_k$  — шаг, который мы определим позже.

$$e_{k+1} = (I - \alpha_k A)e_k.$$

## Полиномы

Вышеуказанный расчет дает нам  $e_k = p_k(A)e_0$ ,  
где  $p_k$  является полиномом

$$p_k(a) = \prod_{i=1}^k (1 - \alpha_i a).$$

Мы можем ограничить норму ошибки как

$$\|e_k\| \leq \|p_k(A)\| \cdot \|e_0\|.$$

## Ускорение из первых принципов

$$f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - b^T x \quad x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k).$$

Пусть  $x^*$  будет единственным решением системы линейных уравнений  $Ax = b$  и пусть  $e_k = x_k - x^*$ , где  $x_{k+1} = x_k - \alpha_k (Ax_k - b)$  определяется рекурсивно, начиная с некоторого  $x_0$ , а  $\alpha_k$  — шаг, который мы определим позже.

$$e_{k+1} = (I - \alpha_k A)e_k.$$

## Полиномы

Вышеуказанный расчет дает нам  $e_k = p_k(A)e_0$ , где  $p_k$  является полиномом

$$p_k(a) = \prod_{i=1}^k (1 - \alpha_i a).$$

Мы можем ограничить норму ошибки как

$$\|e_k\| \leq \|p_k(A)\| \cdot \|e_0\|.$$

Поскольку  $A$  является симметричной матрицей с собственными значениями в  $[\mu, L]$ :

$$\|p_k(A)\| \leq \max_{\mu \leq a \leq L} |p_k(a)|.$$

Это приводит к интересной постановке задачи: среди всех полиномов, удовлетворяющих  $p_k(0) = 1$ , мы ищем полином, значение которого как можно меньше отклоняется от нуля на интервале  $[\mu, L]$ .



## Наивное полиномиальное решение

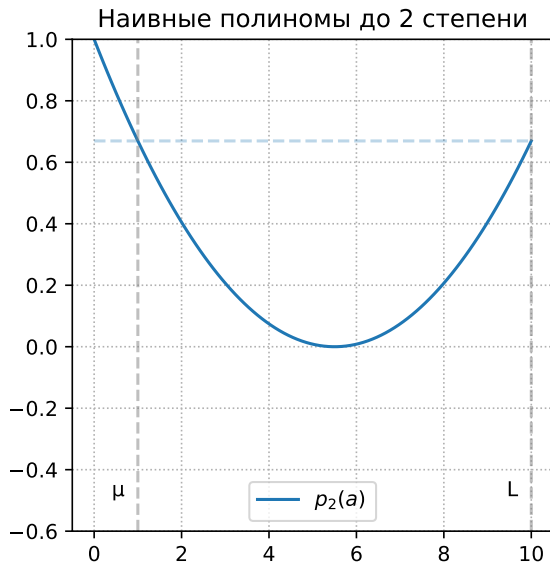
Наивное решение состоит в том, чтобы выбрать равномерный шаг  $\alpha_k = \frac{2}{\mu+L}$ . Благодаря этому  $|p_k(\mu)| = |p_k(L)|$ .

$$\|e_k\| \leq \left(\frac{\varkappa - 1}{\varkappa + 1}\right)^k \|e_0\|$$

Это точно та же скорость, которую мы доказали в предыдущей лекции для любой гладкой и сильно выпуклой функции.

Давайте посмотрим на этот полином поближе. На правом рисунке мы выбираем  $\mu = 1$  и  $L = 10$  так, что  $\varkappa = 10$ . Следовательно, соответствующий интервал равен  $[1, 10]$ .

Можем ли мы сделать лучше? Ответ — да.



## Наивное полиномиальное решение

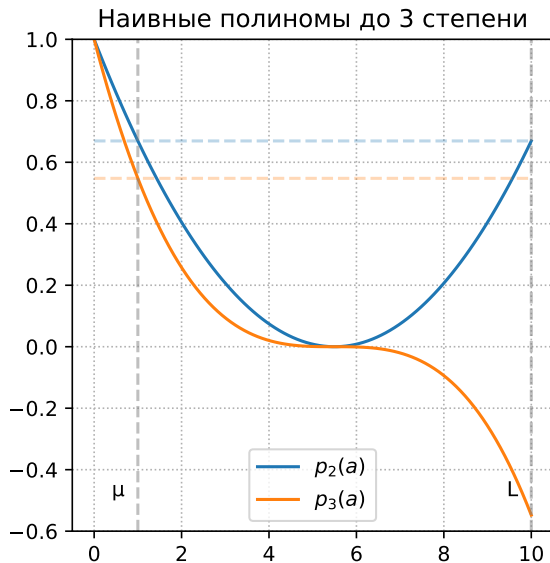
Наивное решение состоит в том, чтобы выбрать равномерный шаг  $\alpha_k = \frac{2}{\mu+L}$ . Благодаря этому  $|p_k(\mu)| = |p_k(L)|$ .

$$\|e_k\| \leq \left(\frac{\varkappa - 1}{\varkappa + 1}\right)^k \|e_0\|$$

Это точно та же скорость, которую мы доказали в предыдущей лекции для любой гладкой и сильно выпуклой функции.

Давайте посмотрим на этот полином поближе. На правом рисунке мы выбираем  $\mu = 1$  и  $L = 10$  так, что  $\varkappa = 10$ . Следовательно, соответствующий интервал равен  $[1, 10]$ .

Можем ли мы сделать лучше? Ответ — да.



## Наивное полиномиальное решение

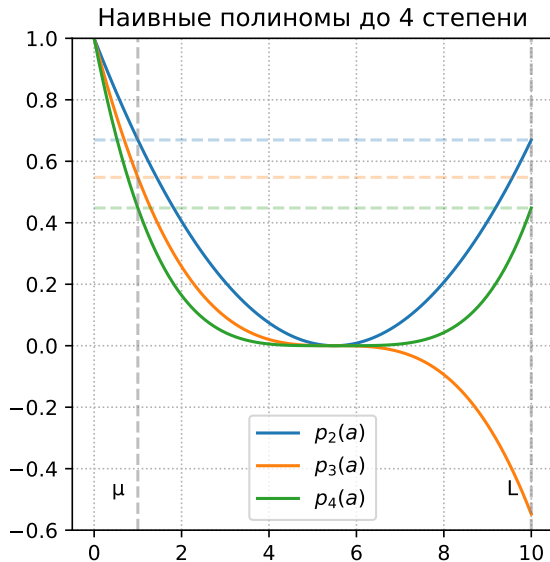
Наивное решение состоит в том, чтобы выбрать равномерный шаг  $\alpha_k = \frac{2}{\mu+L}$ . Благодаря этому  $|p_k(\mu)| = |p_k(L)|$ .

$$\|e_k\| \leq \left(\frac{\varkappa - 1}{\varkappa + 1}\right)^k \|e_0\|$$

Это точно та же скорость, которую мы доказали в предыдущей лекции для любой гладкой и сильно выпуклой функции.

Давайте посмотрим на этот полином поближе. На правом рисунке мы выбираем  $\mu = 1$  и  $L = 10$  так, что  $\varkappa = 10$ . Следовательно, соответствующий интервал равен  $[1, 10]$ .

Можем ли мы сделать лучше? Ответ — да.



## Наивное полиномиальное решение

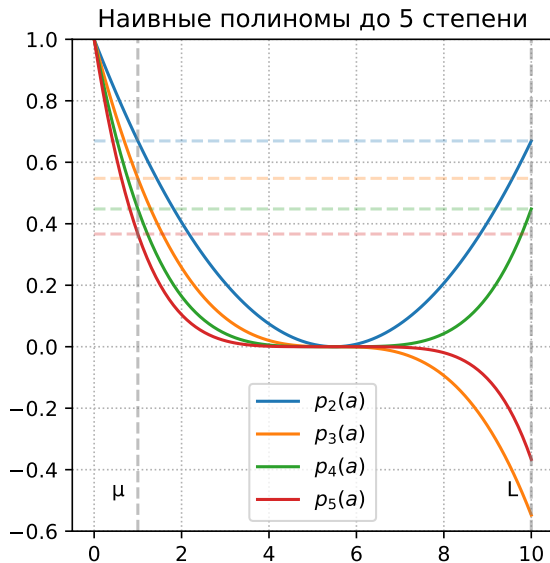
Наивное решение состоит в том, чтобы выбрать равномерный шаг  $\alpha_k = \frac{2}{\mu+L}$ . Благодаря этому  $|p_k(\mu)| = |p_k(L)|$ .

$$\|e_k\| \leq \left( \frac{\varkappa - 1}{\varkappa + 1} \right)^k \|e_0\|$$

Это точно та же скорость, которую мы доказали в предыдущей лекции для любой гладкой и сильно выпуклой функции.

Давайте посмотрим на этот полином поближе. На правом рисунке мы выбираем  $\mu = 1$  и  $L = 10$  так, что  $\varkappa = 10$ . Следовательно, соответствующий интервал равен  $[1, 10]$ .

Можем ли мы сделать лучше? Ответ — да.



## Наивное полиномиальное решение

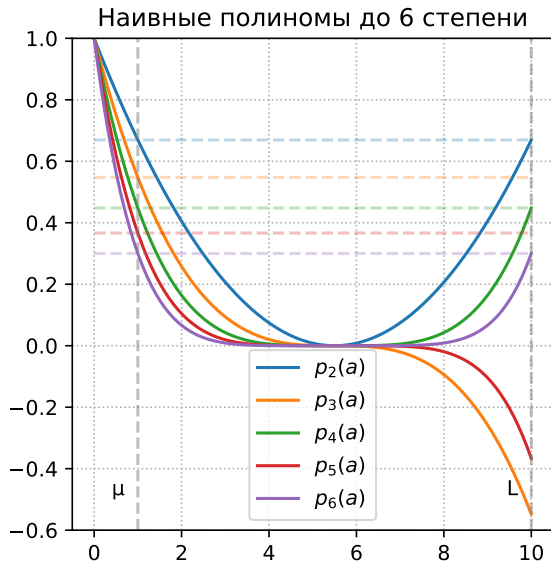
Наивное решение состоит в том, чтобы выбрать равномерный шаг  $\alpha_k = \frac{2}{\mu+L}$ . Благодаря этому  $|p_k(\mu)| = |p_k(L)|$ .

$$\|e_k\| \leq \left(\frac{\varkappa - 1}{\varkappa + 1}\right)^k \|e_0\|$$

Это точно та же скорость, которую мы доказали в предыдущей лекции для любой гладкой и сильно выпуклой функции.

Давайте посмотрим на этот полином поближе. На правом рисунке мы выбираем  $\mu = 1$  и  $L = 10$  так, что  $\varkappa = 10$ . Следовательно, соответствующий интервал равен  $[1, 10]$ .

Можем ли мы сделать лучше? Ответ — да.



## Полиномы Чебышева

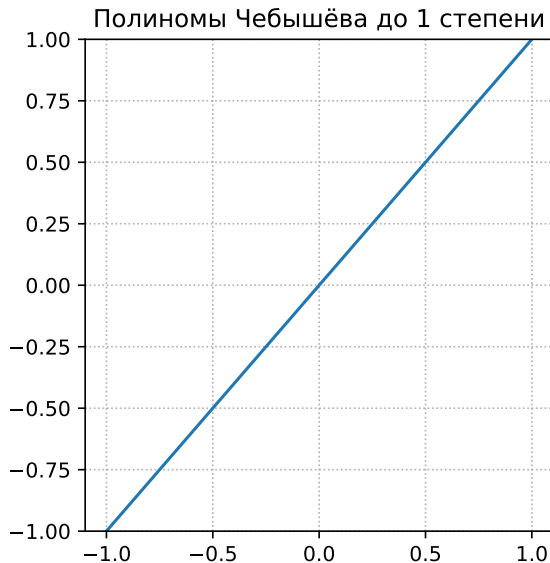
Полиномы Чебышёва дают оптимальный ответ на поставленный вопрос. При соответствующем шкалировании они минимизируют абсолютное значение на заданном интервале  $[\mu, L]$ , одновременно удовлетворяя нормировочному условию  $p(0) = 1$ .

$$T_0(x) = 1$$

$$T_1(x) = x$$

$$T_k(x) = 2xT_{k-1}(x) - T_{k-2}(x), \quad k \geq 2.$$

Давайте построим стандартные полиномы Чебышёва (без масштабирования):



## Полиномы Чебышева

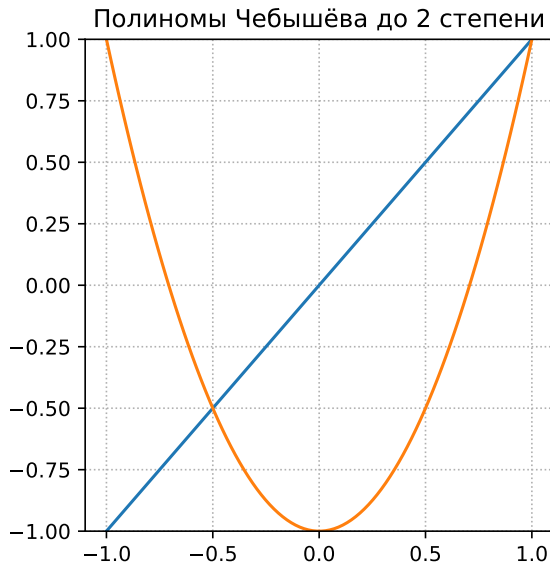
Полиномы Чебышёва дают оптимальный ответ на поставленный вопрос. При соответствующем шкалировании они минимизируют абсолютное значение на заданном интервале  $[\mu, L]$ , одновременно удовлетворяя нормировочному условию  $p(0) = 1$ .

$$T_0(x) = 1$$

$$T_1(x) = x$$

$$T_k(x) = 2xT_{k-1}(x) - T_{k-2}(x), \quad k \geq 2.$$

Давайте построим стандартные полиномы Чебышёва (без масштабирования):



## Полиномы Чебышева

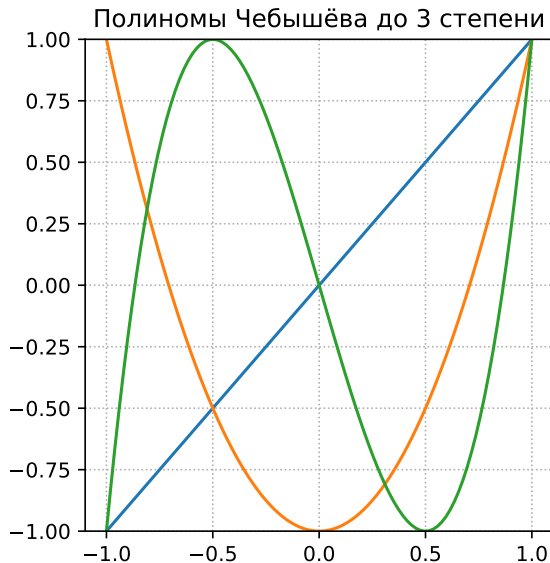
Полиномы Чебышёва дают оптимальный ответ на поставленный вопрос. При соответствующем шкалировании они минимизируют абсолютное значение на заданном интервале  $[\mu, L]$ , одновременно удовлетворяя нормировочному условию  $p(0) = 1$ .

$$T_0(x) = 1$$

$$T_1(x) = x$$

$$T_k(x) = 2xT_{k-1}(x) - T_{k-2}(x), \quad k \geq 2.$$

Давайте построим стандартные полиномы Чебышёва (без масштабирования):





## Полиномы Чебышева

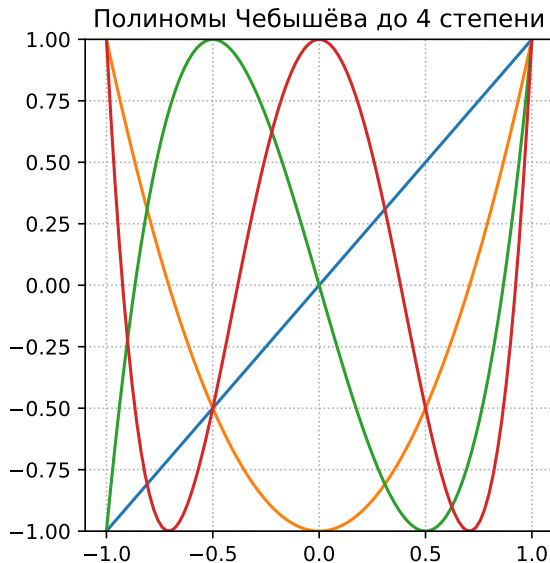
Полиномы Чебышёва дают оптимальный ответ на поставленный вопрос. При соответствующем шкалировании они минимизируют абсолютное значение на заданном интервале  $[\mu, L]$ , одновременно удовлетворяя нормировочному условию  $p(0) = 1$ .

$$T_0(x) = 1$$

$$T_1(x) = x$$

$$T_k(x) = 2xT_{k-1}(x) - T_{k-2}(x), \quad k \geq 2.$$

Давайте построим стандартные полиномы Чебышёва (без масштабирования):



## Полиномы Чебышева

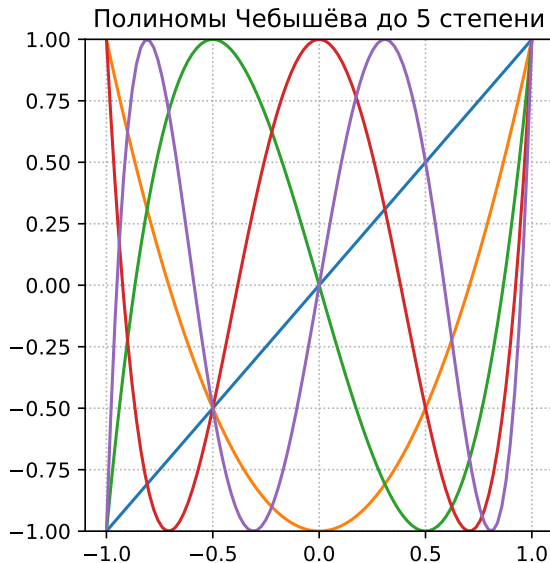
Полиномы Чебышёва дают оптимальный ответ на поставленный вопрос. При соответствующем шкалировании они минимизируют абсолютное значение на заданном интервале  $[\mu, L]$ , одновременно удовлетворяя нормировочному условию  $p(0) = 1$ .

$$T_0(x) = 1$$

$$T_1(x) = x$$

$$T_k(x) = 2xT_{k-1}(x) - T_{k-2}(x), \quad k \geq 2.$$

Давайте построим стандартные полиномы Чебышёва (без масштабирования):



## Отшкалированные полиномы Чебышёва

Оригинальные полиномы Чебышёва определены на интервале  $[-1, 1]$ . Чтобы использовать их для наших целей, мы должны отшкалировать их на интервал  $[\mu, L]$ .

## Отшкалированные полиномы Чебышёва

Оригинальные полиномы Чебышёва определены на интервале  $[-1, 1]$ . Чтобы использовать их для наших целей, мы должны отшкалировать их на интервал  $[\mu, L]$ .

Мы будем использовать следующее аффинное преобразование:

$$x = \frac{L + \mu - 2a}{L - \mu}, \quad a \in [\mu, L], \quad x \in [-1, 1].$$

Обратите внимание, что  $x = 1$  соответствует  $a = \mu$ ,  $x = -1$  соответствует  $a = L$  и  $x = 0$  соответствует  $a = \frac{\mu+L}{2}$ . Это преобразование гарантирует, что поведение полинома Чебышёва на интервале  $[-1, 1]$  транслируется на интервал  $[\mu, L]$ .

## Отшкалированные полиномы Чебышёва

Оригинальные полиномы Чебышёва определены на интервале  $[-1, 1]$ . Чтобы использовать их для наших целей, мы должны отшкалировать их на интервал  $[\mu, L]$ .

Мы будем использовать следующее аффинное преобразование:

$$x = \frac{L + \mu - 2a}{L - \mu}, \quad a \in [\mu, L], \quad x \in [-1, 1].$$

Обратите внимание, что  $x = 1$  соответствует  $a = \mu$ ,  $x = -1$  соответствует  $a = L$  и  $x = 0$  соответствует  $a = \frac{\mu+L}{2}$ . Это преобразование гарантирует, что поведение полинома Чебышёва на интервале  $[-1, 1]$  транслируется на интервал  $[\mu, L]$ .

В нашем анализе ошибок мы требуем, чтобы полином был равен 1 в 0 (т.е.  $p_k(0) = 1$ ). После применения преобразования значение  $T_k$  в точке, соответствующей  $a = 0$ , может не быть 1. Следовательно, мы умножаем на обратную величину  $T_k$  в точке

$$\frac{L + \mu}{L - \mu}, \quad \text{что обеспечивает} \quad P_k(0) = T_k\left(\frac{L + \mu - 0}{L - \mu}\right) \cdot T_k\left(\frac{L + \mu}{L - \mu}\right)^{-1} = 1.$$

## Отшкалированные полиномы Чебышёва

Оригинальные полиномы Чебышёва определены на интервале  $[-1, 1]$ . Чтобы использовать их для наших целей, мы должны отшкалировать их на интервал  $[\mu, L]$ .

Мы будем использовать следующее аффинное преобразование:

$$x = \frac{L + \mu - 2a}{L - \mu}, \quad a \in [\mu, L], \quad x \in [-1, 1].$$

Обратите внимание, что  $x = 1$  соответствует  $a = \mu$ ,  $x = -1$  соответствует  $a = L$  и  $x = 0$  соответствует  $a = \frac{\mu+L}{2}$ . Это преобразование гарантирует, что поведение полинома Чебышёва на интервале  $[-1, 1]$  транслируется на интервал  $[\mu, L]$ .

В нашем анализе ошибок мы требуем, чтобы полином был равен 1 в 0 (т.е.  $p_k(0) = 1$ ). После применения преобразования значение  $T_k$  в точке, соответствующей  $a = 0$ , может не быть 1. Следовательно, мы умножаем на обратную величину  $T_k$  в точке

$$\frac{L + \mu}{L - \mu}, \quad \text{что обеспечивает} \quad P_k(0) = T_k\left(\frac{L + \mu - 0}{L - \mu}\right) \cdot T_k\left(\frac{L + \mu}{L - \mu}\right)^{-1} = 1.$$

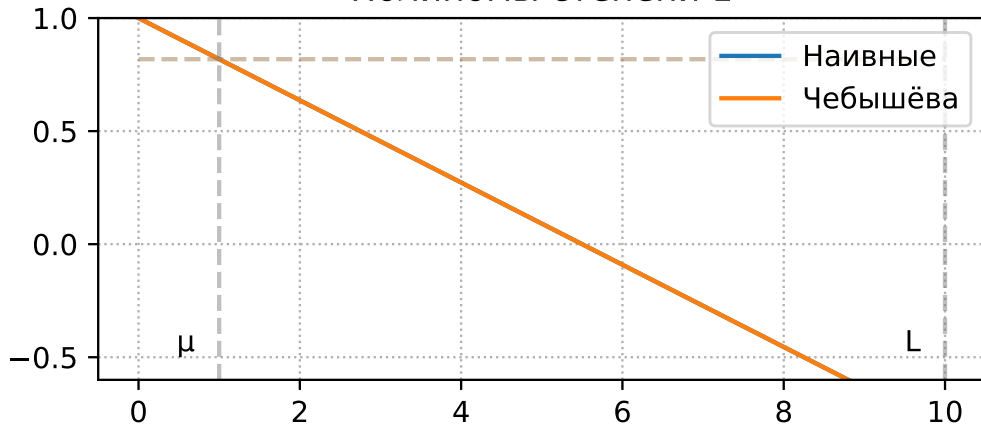
Построим отшкалированные полиномы Чебышёва

$$P_k(a) = T_k\left(\frac{L + \mu - 2a}{L - \mu}\right) \cdot T_k\left(\frac{L + \mu}{L - \mu}\right)^{-1}$$

и увидим, что они больше подходят для нашей задачи, чем наивные полиномы на интервале  $[\mu, L]$ .

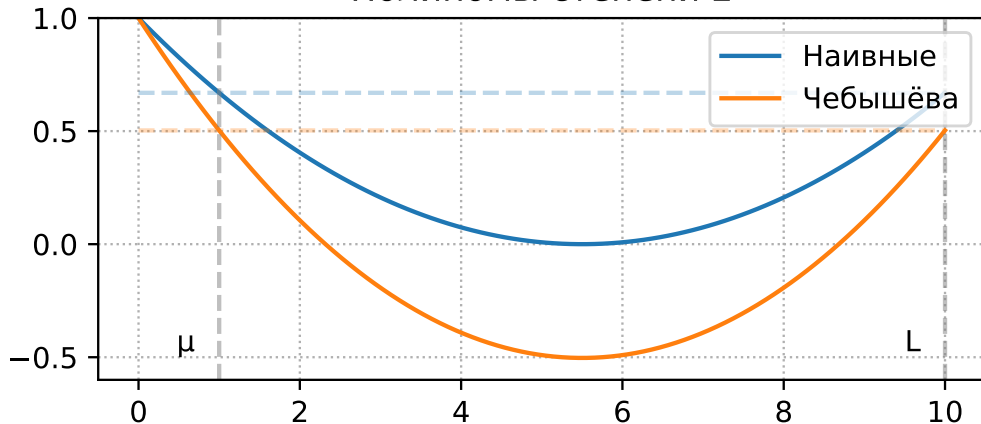
# Отшкалированные полиномы Чебышёва

Полиномы степени 1



# Отшкалированные полиномы Чебышёва

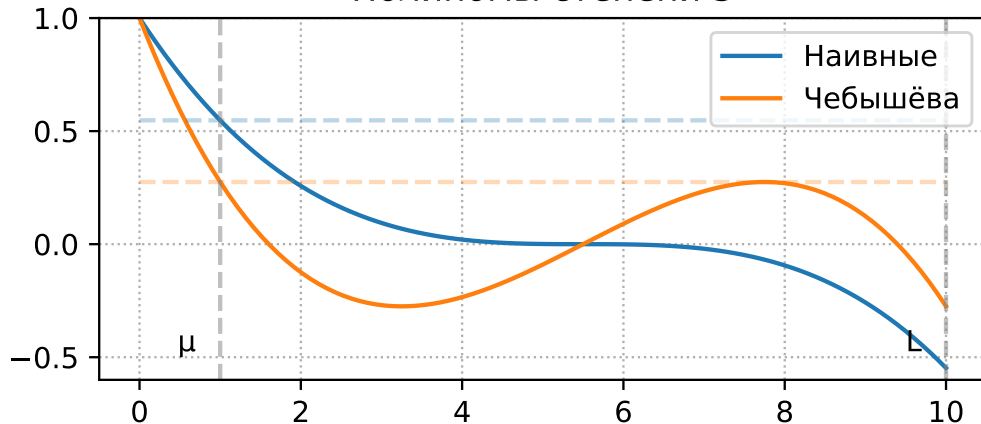
## Полиномы степени 2





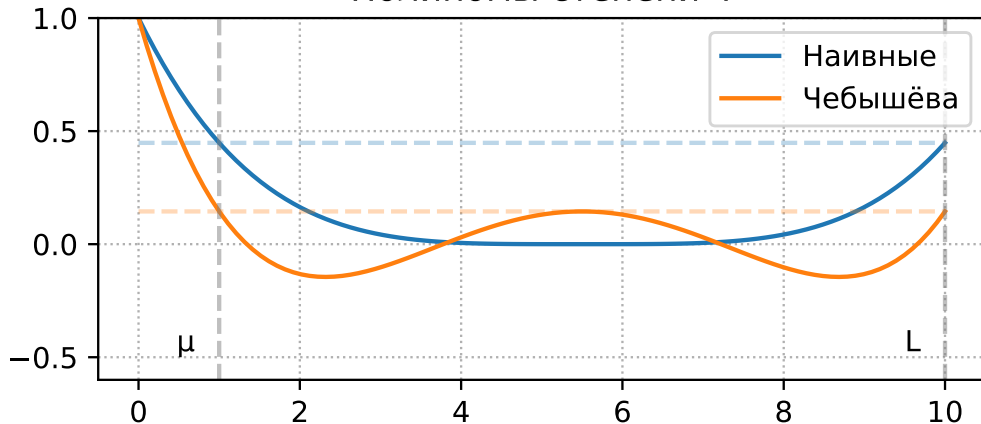
# Отшкалированные полиномы Чебышёва

Полиномы степени 3



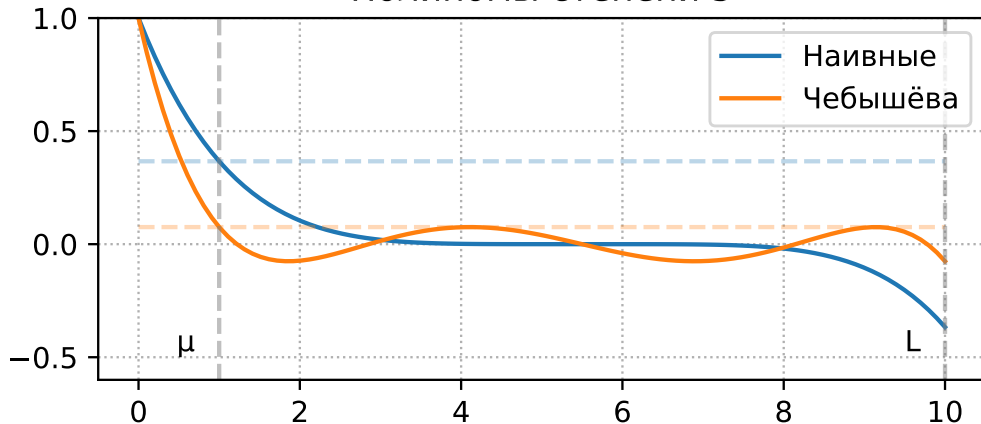
# Отшкалированные полиномы Чебышёва

Полиномы степени 4



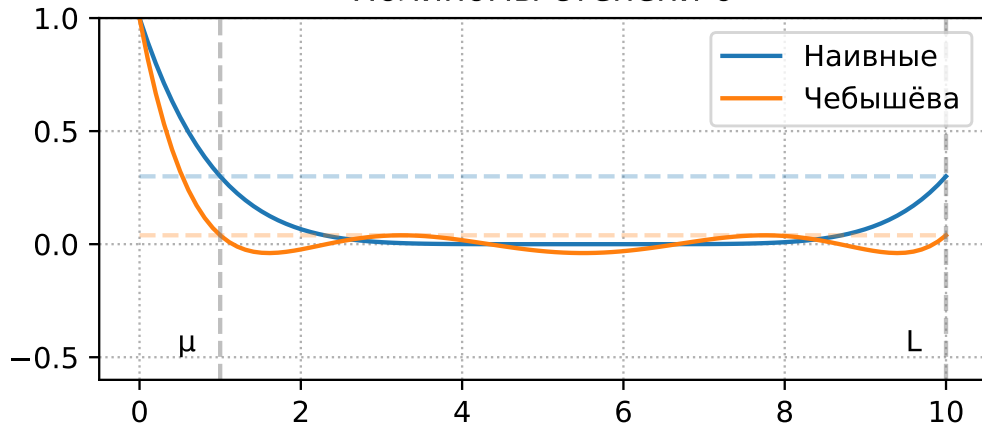
# Отшкалированные полиномы Чебышёва

Полиномы степени 5



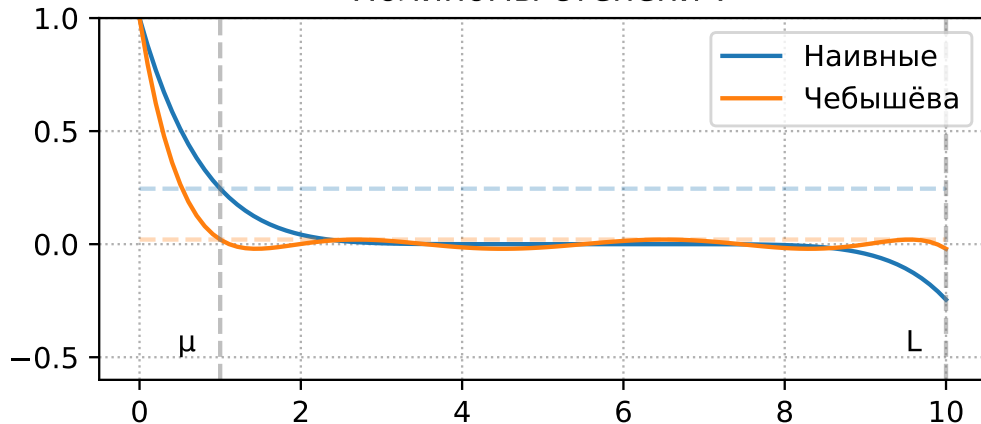
# Отшкалированные полиномы Чебышёва

Полиномы степени 6



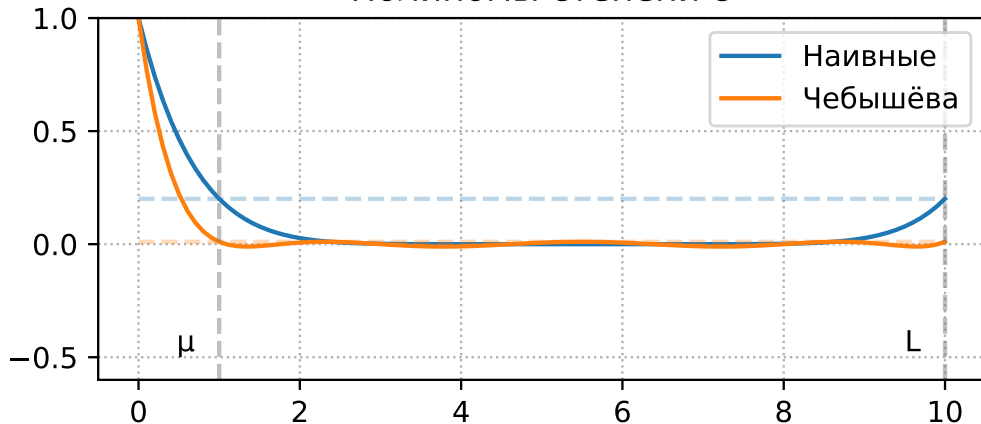
# Отшкалированные полиномы Чебышёва

Полиномы степени 7



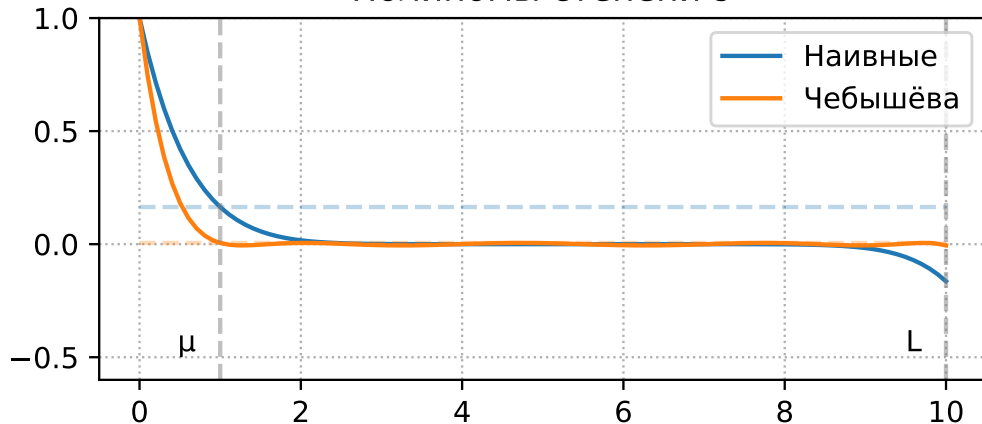
# Отшкалированные полиномы Чебышёва

Полиномы степени 8



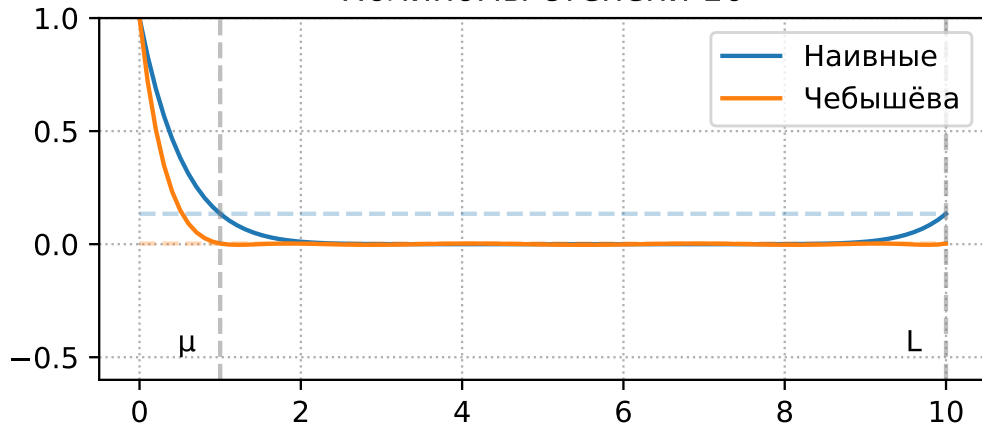
# Отшкалированные полиномы Чебышёва

Полиномы степени 9



# Отшкалированные полиномы Чебышёва

Полиномы степени 10





## Верхняя оценка для полиномов Чебышёва

Мы можем видеть, что максимальное значение полинома Чебышёва на интервале  $[\mu, L]$  достигается на концах отрезка в точках  $a = \mu$  и  $a = L$ . Следовательно, мы можем использовать следующую верхнюю оценку:

$$\|P_k(A)\|_2 \leq P_k(\mu) = T_k\left(\frac{L + \mu - 2\mu}{L - \mu}\right) \cdot T_k\left(\frac{L + \mu}{L - \mu}\right)^{-1} = T_k(1) \cdot T_k\left(\frac{L + \mu}{L - \mu}\right)^{-1} = T_k\left(\frac{L + \mu}{L - \mu}\right)^{-1}$$

## Верхняя оценка для полиномов Чебышёва

Мы можем видеть, что максимальное значение полинома Чебышёва на интервале  $[\mu, L]$  достигается на концах отрезка в точках  $a = \mu$  и  $a = L$ . Следовательно, мы можем использовать следующую верхнюю оценку:

$$\|P_k(A)\|_2 \leq P_k(\mu) = T_k\left(\frac{L + \mu - 2\mu}{L - \mu}\right) \cdot T_k\left(\frac{L + \mu}{L - \mu}\right)^{-1} = T_k(1) \cdot T_k\left(\frac{L + \mu}{L - \mu}\right)^{-1} = T_k\left(\frac{L + \mu}{L - \mu}\right)^{-1}$$

Используя определение числа обусловленности  $\kappa = \frac{L}{\mu}$ , мы получаем:

$$\|P_k(A)\|_2 \leq T_k\left(\frac{\kappa + 1}{\kappa - 1}\right)^{-1} = T_k\left(1 + \frac{2}{\kappa - 1}\right)^{-1} = T_k(1 + \epsilon)^{-1}, \quad \epsilon = \frac{2}{\kappa - 1}.$$

## Верхняя оценка для полиномов Чебышёва

Мы можем видеть, что максимальное значение полинома Чебышёва на интервале  $[\mu, L]$  достигается на концах отрезка в точках  $a = \mu$  и  $a = L$ . Следовательно, мы можем использовать следующую верхнюю оценку:

$$\|P_k(A)\|_2 \leq P_k(\mu) = T_k\left(\frac{L + \mu - 2\mu}{L - \mu}\right) \cdot T_k\left(\frac{L + \mu}{L - \mu}\right)^{-1} = T_k(1) \cdot T_k\left(\frac{L + \mu}{L - \mu}\right)^{-1} = T_k\left(\frac{L + \mu}{L - \mu}\right)^{-1}$$

Используя определение числа обусловленности  $\kappa = \frac{L}{\mu}$ , мы получаем:

$$\|P_k(A)\|_2 \leq T_k\left(\frac{\kappa + 1}{\kappa - 1}\right)^{-1} = T_k\left(1 + \frac{2}{\kappa - 1}\right)^{-1} = T_k(1 + \epsilon)^{-1}, \quad \epsilon = \frac{2}{\kappa - 1}.$$

Именно в этот момент явно возникнет ускорение. Мы ограничим значение  $\|P_k(A)\|_2$  сверху величиной  $\left(\frac{1}{1 + \sqrt{\epsilon}}\right)^k$ . Для этого детально изучим величину  $|T_k(1 + \epsilon)|$ .

## Верхняя оценка для полиномов Чебышёва

Чтобы ограничить  $|P_k|$  сверху, мы должны ограничить  $|T_k(1 + \epsilon)|$  снизу.

## Верхняя оценка для полиномов Чебышёва

Чтобы ограничить  $|P_k|$  сверху, мы должны ограничить  $|T_k(1 + \epsilon)|$  снизу.

1. Для любого  $x \geq 1$ , полиномы Чебышёва первого рода могут быть записаны как

$$T_k(x) = \cosh(k \operatorname{arccosh}(x))$$
$$T_k(1 + \epsilon) = \cosh(k \operatorname{arccosh}(1 + \epsilon)).$$

## Верхняя оценка для полиномов Чебышёва

Чтобы ограничить  $|P_k|$  сверху, мы должны ограничить  $|T_k(1 + \epsilon)|$  снизу.

1. Для любого  $x \geq 1$ , полиномы Чебышёва первого рода могут быть записаны как

$$\begin{aligned}T_k(x) &= \cosh(k \operatorname{arccosh}(x)) \\T_k(1 + \epsilon) &= \cosh(k \operatorname{arccosh}(1 + \epsilon)).\end{aligned}$$

2. Помните, что:

$$\cosh(x) = \frac{e^x + e^{-x}}{2} \quad \operatorname{arccosh}(x) = \ln(x + \sqrt{x^2 - 1}).$$

## Верхняя оценка для полиномов Чебышёва

Чтобы ограничить  $|P_k|$  сверху, мы должны ограничить  $|T_k(1 + \epsilon)|$  снизу.

1. Для любого  $x \geq 1$ , полиномы Чебышёва первого рода могут быть записаны как

$$\begin{aligned}T_k(x) &= \cosh(k \operatorname{arccosh}(x)) \\T_k(1 + \epsilon) &= \cosh(k \operatorname{arccosh}(1 + \epsilon)).\end{aligned}$$

2. Помните, что:

$$\cosh(x) = \frac{e^x + e^{-x}}{2} \quad \operatorname{arccosh}(x) = \ln(x + \sqrt{x^2 - 1}).$$

3. Теперь, пусть  $\phi = \operatorname{arccosh}(1 + \epsilon)$ ,

$$e^\phi = 1 + \epsilon + \sqrt{2\epsilon + \epsilon^2} \geq 1 + \sqrt{\epsilon}.$$

## Верхняя оценка для полиномов Чебышёва

Чтобы ограничить  $|P_k|$  сверху, мы должны ограничить  $|T_k(1 + \epsilon)|$  снизу.

1. Для любого  $x \geq 1$ , полиномы Чебышёва первого рода могут быть записаны как
4. Следовательно,

$$\begin{aligned}T_k(x) &= \cosh(k \operatorname{arccosh}(x)) \\T_k(1 + \epsilon) &= \cosh(k \operatorname{arccosh}(1 + \epsilon)).\end{aligned}$$

2. Помните, что:

$$\cosh(x) = \frac{e^x + e^{-x}}{2} \quad \operatorname{arccosh}(x) = \ln(x + \sqrt{x^2 - 1}).$$

3. Теперь, пусть  $\phi = \operatorname{arccosh}(1 + \epsilon)$ ,

$$e^\phi = 1 + \epsilon + \sqrt{2\epsilon + \epsilon^2} \geq 1 + \sqrt{\epsilon}.$$

$$\begin{aligned}T_k(1 + \epsilon) &= \cosh(k \operatorname{arccosh}(1 + \epsilon)) \\&= \cosh(k\phi) \\&= \frac{e^{k\phi} + e^{-k\phi}}{2} \geq \frac{e^{k\phi}}{2} \\&= \frac{(1 + \sqrt{\epsilon})^k}{2}.\end{aligned}$$



## Верхняя оценка для полиномов Чебышёва

Чтобы ограничить  $|P_k|$  сверху, мы должны ограничить  $|T_k(1 + \epsilon)|$  снизу.

1. Для любого  $x \geq 1$ , полиномы Чебышёва первого рода могут быть записаны как
4. Следовательно,

$$\begin{aligned}T_k(x) &= \cosh(k \operatorname{arccosh}(x)) \\T_k(1 + \epsilon) &= \cosh(k \operatorname{arccosh}(1 + \epsilon)).\end{aligned}$$

2. Помните, что:

$$\cosh(x) = \frac{e^x + e^{-x}}{2} \quad \operatorname{arccosh}(x) = \ln(x + \sqrt{x^2 - 1}).$$

3. Теперь, пусть  $\phi = \operatorname{arccosh}(1 + \epsilon)$ ,

$$e^\phi = 1 + \epsilon + \sqrt{2\epsilon + \epsilon^2} \geq 1 + \sqrt{\epsilon}.$$

$$\begin{aligned}T_k(1 + \epsilon) &= \cosh(k \operatorname{arccosh}(1 + \epsilon)) \\&= \cosh(k\phi) \\&= \frac{e^{k\phi} + e^{-k\phi}}{2} \geq \frac{e^{k\phi}}{2} \\&= \frac{(1 + \sqrt{\epsilon})^k}{2}.\end{aligned}$$

5. Наконец, мы получаем:

$$\begin{aligned}\|e_k\| &\leq \|P_k(A)\| \|e_0\| \leq \frac{2}{(1 + \sqrt{\epsilon})^k} \|e_0\| \\&\leq 2 \left(1 + \sqrt{\frac{2}{n-1}}\right)^{-k} \|e_0\| \\&\leq 2 \exp\left(-\sqrt{\frac{2}{n-1}} k\right) \|e_0\|\end{aligned}$$

## Ускоренный метод [1/2]

Из-за рекурсивного определения полиномов Чебышёва мы непосредственно получаем итерационную схему ускоренного алгоритма. Переформулируя рекурсию в терминах наших отшкалированных полиномов Чебышёва, мы получаем:

$$T_{k+1}(x) = 2xT_k(x) - T_{k-1}(x)$$

## Ускоренный метод [1/2]

Из-за рекурсивного определения полиномов Чебышёва мы непосредственно получаем итерационную схему ускоренного алгоритма. Переформулируя рекурсию в терминах наших отшкалированных полиномов Чебышёва, мы получаем:

$$T_{k+1}(x) = 2xT_k(x) - T_{k-1}(x)$$

Принимая во внимание, что  $x = \frac{L+\mu-2a}{L-\mu}$ , и:

$$P_k(a) = T_k\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) T_k\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)^{-1}$$

## Ускоренный метод [1/2]

Из-за рекурсивного определения полиномов Чебышёва мы непосредственно получаем итерационную схему ускоренного алгоритма. Переформулируя рекурсию в терминах наших отшкалированных полиномов Чебышёва, мы получаем:

$$T_{k+1}(x) = 2xT_k(x) - T_{k-1}(x)$$

Принимая во внимание, что  $x = \frac{L+\mu-2a}{L-\mu}$ , и:

$$P_k(a) = T_k\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) T_k\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)^{-1}$$

$$T_k\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) = P_k(a) T_k\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

## Ускоренный метод [1/2]

Из-за рекурсивного определения полиномов Чебышёва мы непосредственно получаем итерационную схему ускоренного алгоритма. Переформулируя рекурсию в терминах наших отшкалированных полиномов Чебышёва, мы получаем:

$$T_{k+1}(x) = 2xT_k(x) - T_{k-1}(x)$$

Принимая во внимание, что  $x = \frac{L+\mu-2a}{L-\mu}$ , и:

$$P_k(a) = T_k\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) T_k\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)^{-1}$$

$$T_k\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) = P_k(a) T_k\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

$$T_{k-1}\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) = P_{k-1}(a) T_{k-1}\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

$$T_{k+1}\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) = P_{k+1}(a) T_{k+1}\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

## Ускоренный метод [1/2]

Из-за рекурсивного определения полиномов Чебышёва мы непосредственно получаем итерационную схему ускоренного алгоритма. Переформулируя рекурсию в терминах наших отшкалированных полиномов Чебышёва, мы получаем:

$$T_{k+1}(x) = 2xT_k(x) - T_{k-1}(x)$$

Принимая во внимание, что  $x = \frac{L+\mu-2a}{L-\mu}$ , и:

$$P_k(a) = T_k\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) T_k\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)^{-1}$$

$$T_k\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) = P_k(a) T_k\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

$$T_{k-1}\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) = P_{k-1}(a) T_{k-1}\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

$$T_{k+1}\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) = P_{k+1}(a) T_{k+1}\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

$$P_{k+1}(a)t_{k+1} = 2\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}P_k(a)t_k - P_{k-1}(a)t_{k-1}, \text{ где } t_k = T_k\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

## Ускоренный метод [1/2]

Из-за рекурсивного определения полиномов Чебышёва мы непосредственно получаем итерационную схему ускоренного алгоритма. Переформулируя рекурсию в терминах наших отшкалированных полиномов Чебышёва, мы получаем:

$$T_{k+1}(x) = 2xT_k(x) - T_{k-1}(x)$$

Принимая во внимание, что  $x = \frac{L+\mu-2a}{L-\mu}$ , и:

$$P_k(a) = T_k\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) T_k\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)^{-1}$$

$$T_k\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) = P_k(a) T_k\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

$$T_{k-1}\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) = P_{k-1}(a) T_{k-1}\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

$$T_{k+1}\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) = P_{k+1}(a) T_{k+1}\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

$$P_{k+1}(a)t_{k+1} = 2\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}P_k(a)t_k - P_{k-1}(a)t_{k-1}, \text{ где } t_k = T_k\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

$$P_{k+1}(a) = 2\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}P_k(a)\frac{t_k}{t_{k+1}} - P_{k-1}(a)\frac{t_{k-1}}{t_{k+1}}$$

## Ускоренный метод [1/2]

Из-за рекурсивного определения полиномов Чебышёва мы непосредственно получаем итерационную схему ускоренного алгоритма. Переформулируя рекурсию в терминах наших отшкалированных полиномов Чебышёва, мы получаем:

$$T_{k+1}(x) = 2xT_k(x) - T_{k-1}(x)$$

Принимая во внимание, что  $x = \frac{L+\mu-2a}{L-\mu}$ , и:

$$P_k(a) = T_k\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) T_k\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)^{-1}$$

$$T_k\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) = P_k(a) T_k\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

$$T_{k-1}\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) = P_{k-1}(a) T_{k-1}\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

$$T_{k+1}\left(\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}\right) = P_{k+1}(a) T_{k+1}\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

$$P_{k+1}(a)t_{k+1} = 2\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}P_k(a)t_k - P_{k-1}(a)t_{k-1}, \text{ где } t_k = T_k\left(\frac{L+\mu}{L-\mu}\right)$$

$$P_{k+1}(a) = 2\frac{L+\mu-2a}{L-\mu}P_k(a)\frac{t_k}{t_{k+1}} - P_{k-1}(a)\frac{t_{k-1}}{t_{k+1}}$$

Поскольку мы имеем  $P_{k+1}(0) = P_k(0) = P_{k-1}(0) = 1$ , получаем рекуррентную формулу вида:

$$P_{k+1}(a) = (1 - \alpha_k a)P_k(a) + \beta_k (P_k(a) - P_{k-1}(a)).$$



## Ускоренный метод [2/2]

Перегруппируя члены, мы получаем:

$$P_{k+1}(a) = (1 + \beta_k)P_k(a) - \alpha_k a P_k(a) - \beta_k P_{k-1}(a),$$

## Ускоренный метод [2/2]

Перегруппируя члены, мы получаем:

$$P_{k+1}(a) = (1 + \beta_k)P_k(a) - \alpha_k a P_k(a) - \beta_k P_{k-1}(a),$$
$$P_{k+1}(a) = 2 \frac{L + \mu}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} P_k(a) - \frac{4a}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} P_k(a) - \frac{t_{k-1}}{t_{k+1}} P_{k-1}(a)$$

## Ускоренный метод [2/2]

Перегруппируя члены, мы получаем:

$$\begin{aligned}P_{k+1}(a) &= (1 + \beta_k)P_k(a) - \alpha_k a P_k(a) - \beta_k P_{k-1}(a), \\P_{k+1}(a) &= 2 \frac{L + \mu}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} P_k(a) - \frac{4a}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} P_k(a) - \frac{t_{k-1}}{t_{k+1}} P_{k-1}(a)\end{aligned}$$

$$\begin{cases} \beta_k = \frac{t_{k-1}}{t_{k+1}}, \\ \alpha_k = \frac{4}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}}, \\ 1 + \beta_k = 2 \frac{L + \mu}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} \end{cases}$$

## Ускоренный метод [2/2]

Перегруппируя члены, мы получаем:

$$P_{k+1}(a) = (1 + \beta_k)P_k(a) - \alpha_k a P_k(a) - \beta_k P_{k-1}(a),$$

$$P_{k+1}(a) = 2 \frac{L + \mu}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} P_k(a) - \frac{4a}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} P_k(a) - \frac{t_{k-1}}{t_{k+1}} P_{k-1}(a)$$

$$\begin{cases} \beta_k = \frac{t_{k-1}}{t_{k+1}}, \\ \alpha_k = \frac{4}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}}, \\ 1 + \beta_k = 2 \frac{L + \mu}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} \end{cases}$$

Мы почти закончили :) Помним, что  $e_{k+1} = P_{k+1}(A)e_0$ . Также обратим внимание, что мы работаем с квадратичной задачей, поэтому мы можем предположить  $x^* = 0$  без ограничения общности. В этом случае  $e_0 = x_0$  и  $e_{k+1} = x_{k+1}$ .

## Ускоренный метод [2/2]

Перегруппируя члены, мы получаем:

$$P_{k+1}(a) = (1 + \beta_k)P_k(a) - \alpha_k a P_k(a) - \beta_k P_{k-1}(a),$$

$$P_{k+1}(a) = 2 \frac{L + \mu}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} P_k(a) - \frac{4a}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} P_k(a) - \frac{t_{k-1}}{t_{k+1}} P_{k-1}(a)$$

$$\begin{cases} \beta_k = \frac{t_{k-1}}{t_{k+1}}, \\ \alpha_k = \frac{4}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}}, \\ 1 + \beta_k = 2 \frac{L + \mu}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} \end{cases}$$

Мы почти закончили :) Помним, что  $e_{k+1} = P_{k+1}(A)e_0$ . Также обратим внимание, что мы работаем с квадратичной задачей, поэтому мы можем предположить  $x^* = 0$  без ограничения общности. В этом случае  $e_0 = x_0$  и  $e_{k+1} = x_{k+1}$ .

$$x_{k+1} = P_{k+1}(A)x_0$$

## Ускоренный метод [2/2]

Перегруппируя члены, мы получаем:

$$P_{k+1}(a) = (1 + \beta_k)P_k(a) - \alpha_k a P_k(a) - \beta_k P_{k-1}(a),$$

$$P_{k+1}(a) = 2 \frac{L + \mu}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} P_k(a) - \frac{4a}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} P_k(a) - \frac{t_{k-1}}{t_{k+1}} P_{k-1}(a)$$

$$\begin{cases} \beta_k = \frac{t_{k-1}}{t_{k+1}}, \\ \alpha_k = \frac{4}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}}, \\ 1 + \beta_k = 2 \frac{L + \mu}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} \end{cases}$$

Мы почти закончили :) Помним, что  $e_{k+1} = P_{k+1}(A)e_0$ . Также обратим внимание, что мы работаем с квадратичной задачей, поэтому мы можем предположить  $x^* = 0$  без ограничения общности. В этом случае  $e_0 = x_0$  и  $e_{k+1} = x_{k+1}$ .

$$x_{k+1} = P_{k+1}(A)x_0 = (I - \alpha_k A)P_k(A)x_0 + \beta_k (P_k(A) - P_{k-1}(A))x_0$$

## Ускоренный метод [2/2]

Перегруппируя члены, мы получаем:

$$P_{k+1}(a) = (1 + \beta_k)P_k(a) - \alpha_k a P_k(a) - \beta_k P_{k-1}(a),$$

$$P_{k+1}(a) = 2 \frac{L + \mu}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} P_k(a) - \frac{4a}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} P_k(a) - \frac{t_{k-1}}{t_{k+1}} P_{k-1}(a)$$

$$\begin{cases} \beta_k = \frac{t_{k-1}}{t_{k+1}}, \\ \alpha_k = \frac{4}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}}, \\ 1 + \beta_k = 2 \frac{L + \mu}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} \end{cases}$$

Мы почти закончили :) Помним, что  $e_{k+1} = P_{k+1}(A)e_0$ . Также обратим внимание, что мы работаем с квадратичной задачей, поэтому мы можем предположить  $x^* = 0$  без ограничения общности. В этом случае  $e_0 = x_0$  и  $e_{k+1} = x_{k+1}$ .

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= P_{k+1}(A)x_0 = (I - \alpha_k A)P_k(A)x_0 + \beta_k (P_k(A) - P_{k-1}(A))x_0 \\ &= (I - \alpha_k A)x_k + \beta_k (x_k - x_{k-1}) \end{aligned}$$

## Ускоренный метод [2/2]

Перегруппируя члены, мы получаем:

$$P_{k+1}(a) = (1 + \beta_k)P_k(a) - \alpha_k a P_k(a) - \beta_k P_{k-1}(a),$$

$$P_{k+1}(a) = 2 \frac{L + \mu}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} P_k(a) - \frac{4a}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} P_k(a) - \frac{t_{k-1}}{t_{k+1}} P_{k-1}(a)$$

$$\begin{cases} \beta_k = \frac{t_{k-1}}{t_{k+1}}, \\ \alpha_k = \frac{4}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}}, \\ 1 + \beta_k = 2 \frac{L + \mu}{L - \mu} \frac{t_k}{t_{k+1}} \end{cases}$$

Мы почти закончили :) Помним, что  $e_{k+1} = P_{k+1}(A)e_0$ . Также обратим внимание, что мы работаем с квадратичной задачей, поэтому мы можем предположить  $x^* = 0$  без ограничения общности. В этом случае  $e_0 = x_0$  и  $e_{k+1} = x_{k+1}$ .

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= P_{k+1}(A)x_0 = (I - \alpha_k A)P_k(A)x_0 + \beta_k (P_k(A) - P_{k-1}(A))x_0 \\ &= (I - \alpha_k A)x_k + \beta_k (x_k - x_{k-1}) \end{aligned}$$

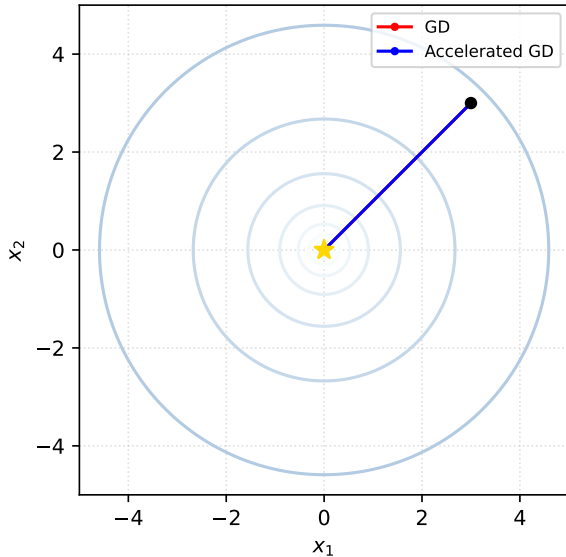
Для квадратичной задачи мы имеем  $\nabla f(x_k) = Ax_k$ , поэтому мы можем переписать обновление как:

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x_k) + \beta_k (x_k - x_{k-1})$$

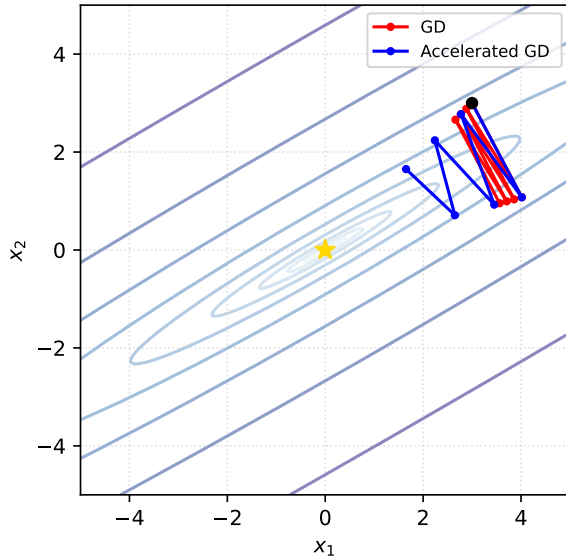


# Ускорение из первых принципов

$\kappa = 1.0$



$\kappa = 100.0$

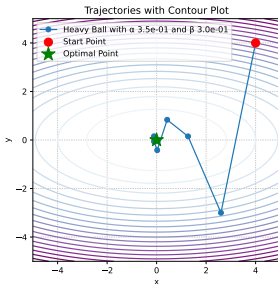
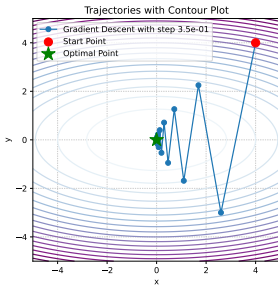


## Бонус: анализ сходимости метода тяжёлого шарика

# Метод тяжёлого шарика Поляка

Давайте представим идею импульса (импульса, тяжёлого шарика), предложенную Б.Т. Поляком в 1964 году. Обновление метода тяжёлого шарика имеет вид

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$



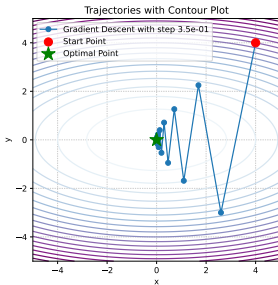
# Метод тяжёлого шарика Поляка

Давайте представим идею импульса (импульса, тяжёлого шарика), предложенную Б.Т. Поляком в 1964 году. Обновление метода тяжёлого шарика имеет вид

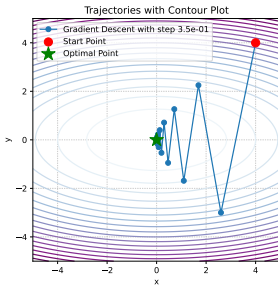
$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$

В нашем (квадратичном) случае это

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k - \alpha \Lambda \hat{x}_k + \beta(\hat{x}_k - \hat{x}_{k-1}) = (I - \alpha \Lambda + \beta I) \hat{x}_k - \beta \hat{x}_{k-1}$$



# Метод тяжёлого шарика Поляка



Давайте представим идею импульса (импульса, тяжёлого шарика), предложенную Б.Т. Поляком в 1964 году. Обновление метода тяжёлого шарика имеет вид

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$

В нашем (квадратичном) случае это

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k - \alpha \Lambda \hat{x}_k + \beta(\hat{x}_k - \hat{x}_{k-1}) = (I - \alpha \Lambda + \beta I) \hat{x}_k - \beta \hat{x}_{k-1}$$

Это можно переписать как

$$\hat{x}_{k+1} = (I - \alpha \Lambda + \beta I) \hat{x}_k - \beta \hat{x}_{k-1},$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k.$$



# Метод тяжёлого шарика Поляка



Давайте представим идею импульса (импульса, тяжёлого шарика), предложенную Б.Т. Поляком в 1964 году. Обновление метода тяжёлого шарика имеет вид

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$

В нашем (квадратичном) случае это

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k - \alpha \Lambda \hat{x}_k + \beta(\hat{x}_k - \hat{x}_{k-1}) = (I - \alpha \Lambda + \beta I) \hat{x}_k - \beta \hat{x}_{k-1}$$

Это можно переписать как

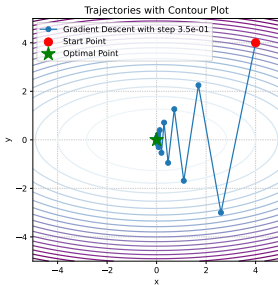
$$\hat{x}_{k+1} = (I - \alpha \Lambda + \beta I) \hat{x}_k - \beta \hat{x}_{k-1},$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k.$$

Давайте введем следующее обозначение:  $\hat{z}_k = \begin{bmatrix} \hat{x}_{k+1} \\ \hat{x}_k \end{bmatrix}$ . Следовательно,

$\hat{z}_{k+1} = M \hat{z}_k$ , где матрица итерации  $M$  имеет вид:

# Метод тяжёлого шарика Поляка



Давайте представим идею импульса (импульса, тяжёлого шарика), предложенную Б.Т. Поляком в 1964 году. Обновление метода тяжёлого шарика имеет вид

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1}).$$

В нашем (квадратичном) случае это

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k - \alpha \Lambda \hat{x}_k + \beta(\hat{x}_k - \hat{x}_{k-1}) = (I - \alpha \Lambda + \beta I) \hat{x}_k - \beta \hat{x}_{k-1}$$

Это можно переписать как

$$\hat{x}_{k+1} = (I - \alpha \Lambda + \beta I) \hat{x}_k - \beta \hat{x}_{k-1},$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k.$$

Давайте введем следующее обозначение:  $\hat{z}_k = \begin{bmatrix} \hat{x}_{k+1} \\ \hat{x}_k \end{bmatrix}$ . Следовательно,

$\hat{z}_{k+1} = M \hat{z}_k$ , где матрица итерации  $M$  имеет вид:

$$M = \begin{bmatrix} I - \alpha \Lambda + \beta I & -\beta I \\ I & 0_d \end{bmatrix}.$$

## Сведение к скалярному случаю

Обратим внимание, что  $M$  является матрицей  $2d \times 2d$  с четырьмя блочно-диагональными матрицами размера  $d \times d$  внутри. Это означает, что мы можем изменить порядок координат, чтобы сделать  $M$  блочно-диагональной. Обратите внимание, что в уравнении ниже матрица  $M$  обозначает то же самое, что и в обозначении выше, за исключением описанной перестановки строк и столбцов. Мы используем эту небольшую перегрузку обозначений для простоты.



## Сведение к скалярному случаю

Обратим внимание, что  $M$  является матрицей  $2d \times 2d$  с четырьмя блочно-диагональными матрицами размера  $d \times d$  внутри. Это означает, что мы можем изменить порядок координат, чтобы сделать  $M$  блочно-диагональной. Обратите внимание, что в уравнении ниже матрица  $M$  обозначает то же самое, что и в обозначении выше, за исключением описанной перестановки строк и столбцов. Мы используем эту небольшую перегрузку обозначений для простоты.

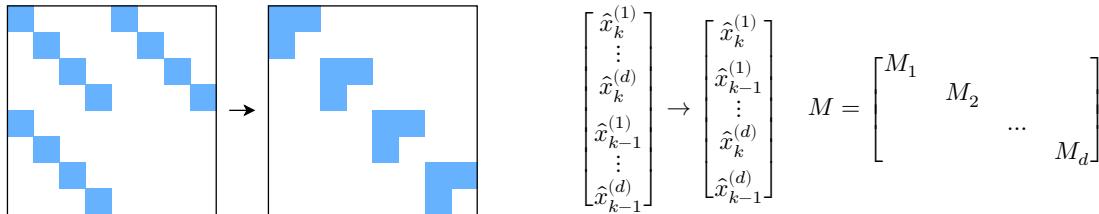


Рис. 3: Иллюстрация перестановки матрицы  $M$

где  $\hat{x}_k^{(i)}$  является  $i$ -й координатой вектора  $\hat{x}_k \in \mathbb{R}^d$  и  $M_i$  обозначает  $2 \times 2$  матрицу. Переупорядочение позволяет нам исследовать динамику метода независимо от размерности. Асимптотическая скорость сходимости  $2d$ -мерной последовательности векторов  $\hat{z}_k$  определяется наихудшей скоростью сходимости среди его блока координат. Следовательно, достаточно исследовать оптимизацию в одномерном случае.

## Сведение к скалярному случаю

Для  $i$ -й координаты, где  $\lambda_i$  —  $i$ -е собственное значение матрицы  $A$ , имеем:

$$M_i = \begin{bmatrix} 1 - \alpha\lambda_i + \beta & -\beta \\ 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

## Сведение к скалярному случаю

Для  $i$ -й координаты, где  $\lambda_i$  —  $i$ -е собственное значение матрицы  $A$ , имеем:

$$M_i = \begin{bmatrix} 1 - \alpha\lambda_i + \beta & -\beta \\ 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Метод будет сходиться, если  $\rho(M) < 1$ , и оптимальные параметры могут быть вычислены путем оптимизации спектрального радиуса

$$\alpha^*, \beta^* = \arg \min_{\alpha, \beta} \max_i \rho(M_i), \quad \alpha^* = \frac{4}{(\sqrt{L} + \sqrt{\mu})^2}, \quad \beta^* = \left( \frac{\sqrt{L} - \sqrt{\mu}}{\sqrt{L} + \sqrt{\mu}} \right)^2.$$

## Сведение к скалярному случаю

Для  $i$ -й координаты, где  $\lambda_i$  —  $i$ -е собственное значение матрицы  $A$ , имеем:

$$M_i = \begin{bmatrix} 1 - \alpha\lambda_i + \beta & -\beta \\ 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Метод будет сходиться, если  $\rho(M) < 1$ , и оптимальные параметры могут быть вычислены путем оптимизации спектрального радиуса

$$\alpha^*, \beta^* = \arg \min_{\alpha, \beta} \max_i \rho(M_i), \quad \alpha^* = \frac{4}{(\sqrt{L} + \sqrt{\mu})^2}, \quad \beta^* = \left( \frac{\sqrt{L} - \sqrt{\mu}}{\sqrt{L} + \sqrt{\mu}} \right)^2.$$

Можно показать, что для таких параметров матрица  $M$  имеет комплексные собственные значения, которые образуют комплексно-сопряжённую пару, поэтому расстояние до оптимума (в этом случае  $\|z_k\|$ ) обычно не убывает монотонно.

# Сходимость метода тяжёлого шарика для квадратичной функции

Мы можем явно вычислить собственные значения  $M_i$ :

$$\lambda_1^M, \lambda_2^M = \lambda \left( \begin{bmatrix} 1 - \alpha\lambda_i + \beta & -\beta \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right) = \frac{1 + \beta - \alpha\lambda_i \pm \sqrt{(1 + \beta - \alpha\lambda_i)^2 - 4\beta}}{2}.$$

# Сходимость метода тяжёлого шарика для квадратичной функции

Мы можем явно вычислить собственные значения  $M_i$ :

$$\lambda_1^M, \lambda_2^M = \lambda \left( \begin{bmatrix} 1 - \alpha\lambda_i + \beta & -\beta \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right) = \frac{1 + \beta - \alpha\lambda_i \pm \sqrt{(1 + \beta - \alpha\lambda_i)^2 - 4\beta}}{2}.$$

Когда  $\alpha$  и  $\beta$  оптимальны  $(\alpha^*, \beta^*)$ , собственные значения являются комплексно-сопряженной парой  $(1 + \beta - \alpha\lambda_i)^2 - 4\beta \leq 0$ , т.е.  $\beta \geq (1 - \sqrt{\alpha\lambda_i})^2$ .

# Сходимость метода тяжёлого шарика для квадратичной функции

Мы можем явно вычислить собственные значения  $M_i$ :

$$\lambda_1^M, \lambda_2^M = \lambda \left( \begin{bmatrix} 1 - \alpha\lambda_i + \beta & -\beta \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right) = \frac{1 + \beta - \alpha\lambda_i \pm \sqrt{(1 + \beta - \alpha\lambda_i)^2 - 4\beta}}{2}.$$

Когда  $\alpha$  и  $\beta$  оптимальны ( $\alpha^*, \beta^*$ ), собственные значения являются комплексно-сопряженной парой  $(1 + \beta - \alpha\lambda_i)^2 - 4\beta \leq 0$ , т.е.  $\beta \geq (1 - \sqrt{\alpha\lambda_i})^2$ .

$$\operatorname{Re}(\lambda^M) = \frac{L + \mu - 2\lambda_i}{(\sqrt{L} + \sqrt{\mu})^2}, \quad \operatorname{Im}(\lambda^M) = \frac{\pm 2\sqrt{(L - \lambda_i)(\lambda_i - \mu)}}{(\sqrt{L} + \sqrt{\mu})^2}, \quad |\lambda^M| = \frac{L - \mu}{(\sqrt{L} + \sqrt{\mu})^2}.$$

# Сходимость метода тяжёлого шарика для квадратичной функции

Мы можем явно вычислить собственные значения  $M_i$ :

$$\lambda_1^M, \lambda_2^M = \lambda \left( \begin{bmatrix} 1 - \alpha\lambda_i + \beta & -\beta \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right) = \frac{1 + \beta - \alpha\lambda_i \pm \sqrt{(1 + \beta - \alpha\lambda_i)^2 - 4\beta}}{2}.$$

Когда  $\alpha$  и  $\beta$  оптимальны  $(\alpha^*, \beta^*)$ , собственные значения являются комплексно-сопряженной парой  $(1 + \beta - \alpha\lambda_i)^2 - 4\beta \leq 0$ , т.е.  $\beta \geq (1 - \sqrt{\alpha\lambda_i})^2$ .

$$\operatorname{Re}(\lambda^M) = \frac{L + \mu - 2\lambda_i}{(\sqrt{L} + \sqrt{\mu})^2}, \quad \operatorname{Im}(\lambda^M) = \frac{\pm 2\sqrt{(L - \lambda_i)(\lambda_i - \mu)}}{(\sqrt{L} + \sqrt{\mu})^2}, \quad |\lambda^M| = \frac{L - \mu}{(\sqrt{L} + \sqrt{\mu})^2}.$$

И скорость сходимости не зависит от шага и равна  $\sqrt{\beta^*}$ .