

Повторение материала первого семестра

Даниил Меркулов

Методы оптимизации. МФТИ

Векторы и матрицы

Векторные нормы:

- $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$ — ℓ_1 -норма

Векторы и матрицы

Векторные нормы:

- $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$ — ℓ_1 -норма
- $\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$ — евклидова норма

Векторы и матрицы

Векторные нормы:

- $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$ — ℓ_1 -норма
- $\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$ — евклидова норма
- $\|x\|_\infty = \max_i |x_i|$ — ℓ_∞ -норма

Векторы и матрицы

Векторные нормы:

- $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$ — ℓ_1 -норма
- $\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$ — евклидова норма
- $\|x\|_\infty = \max_i |x_i|$ — ℓ_∞ -норма
- $\|x\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p\right)^{1/p}$ — ℓ_p -норма

Векторы и матрицы

Векторные нормы:

- $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$ — ℓ_1 -норма
- $\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$ — евклидова норма
- $\|x\|_\infty = \max_i |x_i|$ — ℓ_∞ -норма
- $\|x\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p\right)^{1/p}$ — ℓ_p -норма

Векторы и матрицы

Векторные нормы:

- $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$ — ℓ_1 -норма
- $\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$ — евклидова норма
- $\|x\|_\infty = \max_i |x_i|$ — ℓ_∞ -норма
- $\|x\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p\right)^{1/p}$ — ℓ_p -норма

Неравенство Гёльдера: $|\langle x, y \rangle| \leq \|x\|_p \|y\|_q$, где

$$\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$$

Матричные нормы:

- $\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i,j} a_{ij}^2} = \sqrt{\text{tr}(A^T A)}$ — норма Фробениуса

Векторы и матрицы

Векторные нормы:

- $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$ — ℓ_1 -норма
- $\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$ — евклидова норма
- $\|x\|_\infty = \max_i |x_i|$ — ℓ_∞ -норма
- $\|x\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p\right)^{1/p}$ — ℓ_p -норма

Неравенство Гёльдера: $|\langle x, y \rangle| \leq \|x\|_p \|y\|_q$, где

$$\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$$

Матричные нормы:

- $\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i,j} a_{ij}^2} = \sqrt{\text{tr}(A^T A)}$ — норма Фробениуса
- $\|A\|_* = \sum_i \sigma_i(A)$ — ядерная норма

Векторы и матрицы

Векторные нормы:

- $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$ — ℓ_1 -норма
- $\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$ — евклидова норма
- $\|x\|_\infty = \max_i |x_i|$ — ℓ_∞ -норма
- $\|x\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p\right)^{1/p}$ — ℓ_p -норма

Неравенство Гёльдера: $|\langle x, y \rangle| \leq \|x\|_p \|y\|_q$, где

$$\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$$

Матричные нормы:

- $\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i,j} a_{ij}^2} = \sqrt{\text{tr}(A^T A)}$ — норма Фробениуса
- $\|A\|_* = \sum_i \sigma_i(A)$ — ядерная норма
- $\|A\|_2 = \sigma_{\max}(A)$ — спектральная норма

Векторы и матрицы

Векторные нормы:

- $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$ — ℓ_1 -норма
- $\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$ — евклидова норма
- $\|x\|_\infty = \max_i |x_i|$ — ℓ_∞ -норма
- $\|x\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p\right)^{1/p}$ — ℓ_p -норма

Неравенство Гёльдера: $|\langle x, y \rangle| \leq \|x\|_p \|y\|_q$, где

$$\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$$

Матричные нормы:

- $\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i,j} a_{ij}^2} = \sqrt{\text{tr}(A^T A)}$ — норма Фробениуса
- $\|A\|_* = \sum_i \sigma_i(A)$ — ядерная норма
- $\|A\|_2 = \sigma_{\max}(A)$ — спектральная норма

Векторы и матрицы

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 3 & -1 & 0 \end{pmatrix} \quad B = \begin{pmatrix} 0 & -5 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\langle A, B \rangle = 2$$

Векторные нормы:

- $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$ — ℓ_1 -норма
- $\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$ — евклидова норма
- $\|x\|_\infty = \max_i |x_i|$ — ℓ_∞ -норма
- $\|x\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p\right)^{1/p}$ — ℓ_p -норма

Неравенство Гёльдера: $|\langle x, y \rangle| \leq \|x\|_p \|y\|_q$, где

$$\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$$

$$(AB)^{-1} = B^{-1} A^{-1}$$

$$\langle A, B \rangle = \text{tr}(A^T B) = \text{tr}(B^T A) = \langle B, A \rangle$$

Матричные нормы:

- $\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i,j} a_{ij}^2} = \sqrt{\text{tr}(A^T A)}$ — норма Фробениуса
- $\|A\|_* = \sum_i \sigma_i(A)$ — ядерная норма
- $\|A\|_2 = \sigma_{\max}(A)$ — спектральная норма

Индукционная норма: $\|A\| = \max_{\|x\|=1} \|Ax\|$

Собственные значения и SVD

Спектральное разложение (для симметричных матриц $A = A^T$):

$$A = Q\Lambda Q^T, \quad Q^T Q = I$$

где $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ — собственные значения.

Собственные значения и SVD

Спектральное разложение (для симметричных матриц $A = A^T$):

$$A = Q\Lambda Q^T, \quad Q^T Q = I$$

где $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ — собственные значения.

Положительная определённость: $A \succ 0 \Leftrightarrow \lambda_i > 0 \ \forall i$

Собственные значения и SVD

Спектральное разложение (для симметричных матриц $A = A^T$):

$$A = Q\Lambda Q^T, \quad Q^T Q = I$$

где $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ — собственные значения.

Положительная определённость: $A \succ 0 \Leftrightarrow \lambda_i > 0 \ \forall i$

Число обусловленности: $\kappa(A) = \frac{\lambda_{\max}(A)}{\lambda_{\min}(A)}$

Сингулярное разложение (SVD):

$$A = U\Sigma V^T$$

где U, V — ортогональные, $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$

Собственные значения и SVD

Спектральное разложение (для симметричных матриц $A = A^T$):

$$A = Q\Lambda Q^T, \quad Q^T Q = I$$

где $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ — собственные значения.

Положительная определённость: $A \succ 0 \Leftrightarrow \lambda_i > 0 \ \forall i$

Число обусловленности: $\kappa(A) = \frac{\lambda_{\max}(A)}{\lambda_{\min}(A)}$

Сингулярное разложение (SVD):

$$A = U\Sigma V^T$$

где U, V — ортогональные, $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$

Низкоранговое приближение (теорема Эккарта-Янга):

$$\min_{\text{rank}(B) \leq k} \|A - B\|_F = \sqrt{\sum_{i>k} \sigma_i^2}$$

Собственные значения и SVD

Константа А минимум
град.

$$\lambda = \frac{L}{\mu}$$

константа
гладкости
коэффициент сильной

Спектральное разложение (для симметрических матриц $A = A^T$):

$$A = Q\Lambda Q^T, \quad Q^T Q = I$$

где $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ — собственные значения.

Положительная определённость: $A > 0 \Leftrightarrow \lambda_i > 0 \forall i$

Число обусловленности

$$\kappa(A) = \frac{\lambda_{\max}(A)}{\lambda_{\min}(A)}$$

$$\kappa(A) = \|A\| \cdot \|A^{-1}\|$$

$$\text{если } \|A\|_2 = \sigma_{\max}(A)$$

$$\lambda(A) = \frac{\sigma_{\max}(A)}{\sigma_{\min}(A)}$$

Сингулярное разложение (SVD):

$$A = U\Sigma V^T$$

Б6/П.

где U, V — ортогональные, $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$

Низкоранговое приближение (теорема Эккарта-Янга):

$$\min_{\text{rank}(B) \leq k} \|A - B\|_F = \sqrt{\sum_{i>k} \sigma_i^2}$$

LoRA: $W = W_0 + BA$, где $B \in \mathbb{R}^{m \times r}$, $A \in \mathbb{R}^{r \times n}$, $r \ll \min(m, n)$

Собственные значения и SVD

Спектральное разложение (для симметричных матриц $A = A^T$):

$$A = Q\Lambda Q^T, \quad Q^T Q = I$$

где $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ — собственные значения.

Положительная определённость: $A \succ 0 \Leftrightarrow \lambda_i > 0 \forall i$

Число обусловленности: $\kappa(A) = \frac{\lambda_{\max}(A)}{\lambda_{\min}(A)}$

$$f(x) = \frac{1}{2} x^T A x - b^T x + c$$

$$A = \begin{pmatrix} 100 & 0 \\ 0 & 500 \end{pmatrix} \quad \mu = 100 \quad L = 500$$

Сингулярное разложение (SVD):

$$A = U\Sigma V^T$$

где U, V — ортогональные, $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$

Низкоранговое приближение (теорема Эккарта-Янга): **Задано**

$$\min_{\text{rank}(B) \leq k} \|A - B\|_F = \sqrt{\sum_{i>k} \sigma_i^2}$$

LoRA: $W = W_0 + BA$, где $B \in \mathbb{R}^{m \times r}$, $A \in \mathbb{R}^{r \times n}$, $r \ll \min(m, n)$

$$L = \max_x \left(\nabla^2 f(x) \right)$$

Задача (след и собственные значения)

$$QQ^T = I$$

$$Q = Q^{-T}$$

$$(QPQ^T)^{-1} = Q^{-T} \cdot (QP)^{-1} \cdot Q^{-1} = Q^{-T} P^{-1} Q^{-1}$$

i Упростите выражение:

$$\operatorname{tr}((A + \lambda I)^{-1} A) \quad \text{где } A \in \mathbb{S}_{++}^n, \lambda > 0$$

$$A = Q \Lambda Q^T - \text{спектральное разл.}$$

$$\begin{aligned} \operatorname{tr}((Q \Delta Q^T + \lambda I)^{-1} A) &= \operatorname{tr}(Q^{-T} (\Lambda + \lambda I)^{-1} Q^{-1} Q \Lambda Q^T) - \\ &= \operatorname{tr}(Q^{-T} (\Lambda + \lambda I)^{-1} \cdot \Lambda \cdot Q^T) = \\ &= \operatorname{tr}(Q^{-T} Q^T \cdots) = \operatorname{tr}((\Lambda + \lambda I)^{-1} \cdot \Lambda) \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{\lambda_i(A)}{\lambda_i(A) + \lambda} \end{aligned}$$

Задача (след и собственные значения)

i Упростите выражение:

$$\operatorname{tr}((A + \lambda I)^{-1} A), \quad \text{где } A \in \mathbb{S}_{++}^n, \lambda > 0$$

Решение: Пусть $A = Q\Lambda Q^T$ — спектральное разложение. Тогда:

$$(A + \lambda I)^{-1} = Q(\Lambda + \lambda I)^{-1}Q^T$$

Задача (след и собственные значения)

i Упростите выражение:

$$\operatorname{tr}((A + \lambda I)^{-1} A), \quad \text{где } A \in \mathbb{S}_{++}^n, \lambda > 0$$

Решение: Пусть $A = Q\Lambda Q^T$ — спектральное разложение. Тогда:

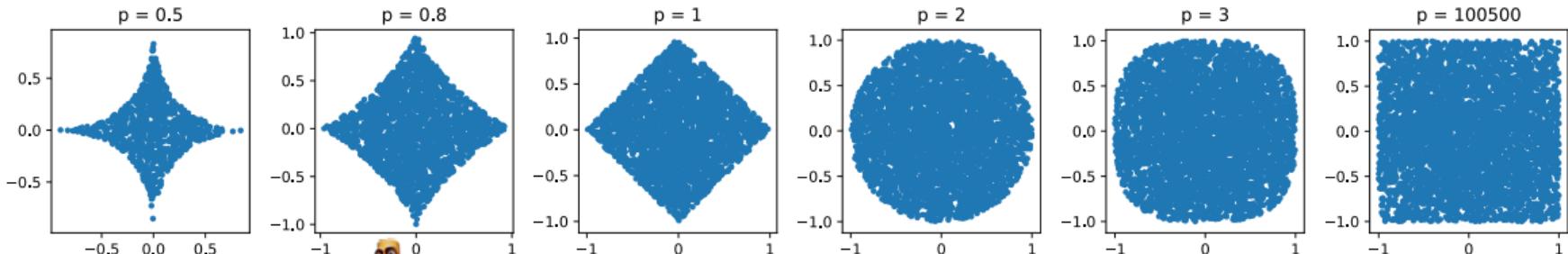
$$(A + \lambda I)^{-1} = Q(\Lambda + \lambda I)^{-1}Q^T$$

$$\operatorname{tr}((A + \lambda I)^{-1} A) = \operatorname{tr}((\Lambda + \lambda I)^{-1} \Lambda) = \sum_{i=1}^n \frac{\lambda_i}{\lambda_i + \lambda}$$

Шары в разных нормах

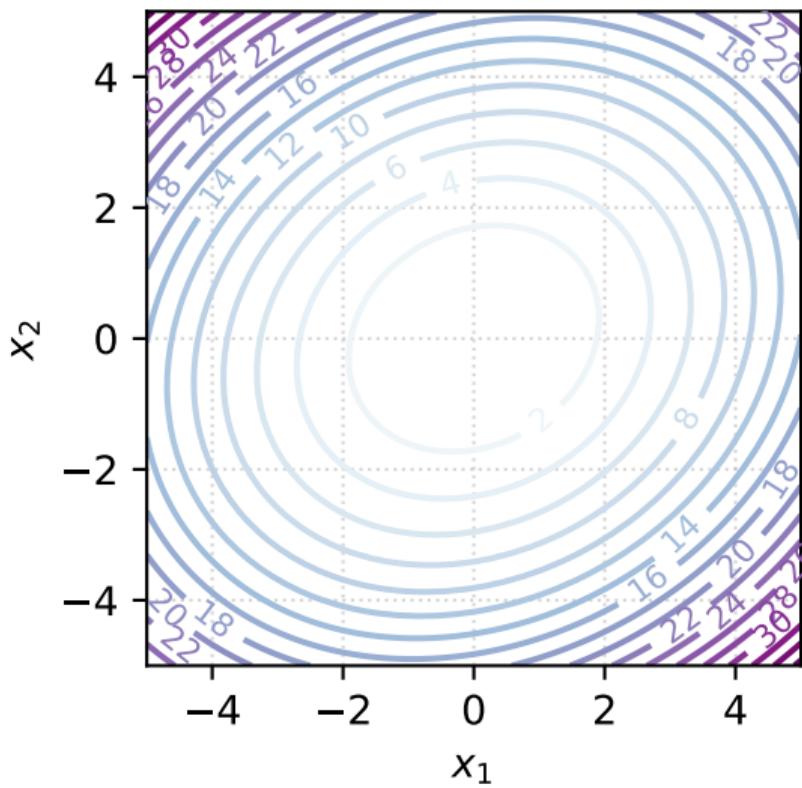
НЕ НОРМА

Unit disk in the p -th norm

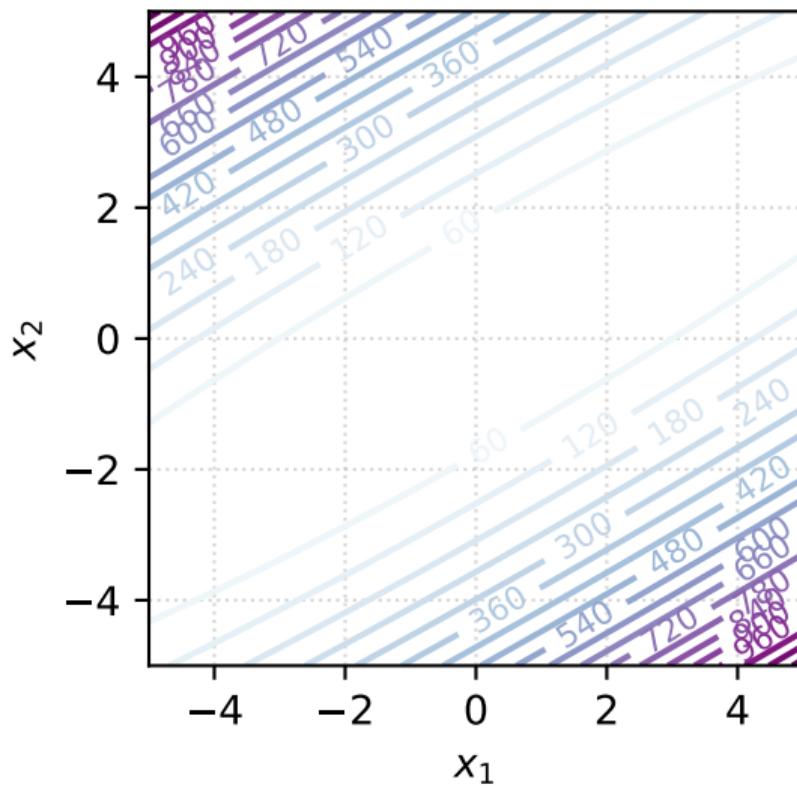


Число обусловленности (геометрическая интерпретация)

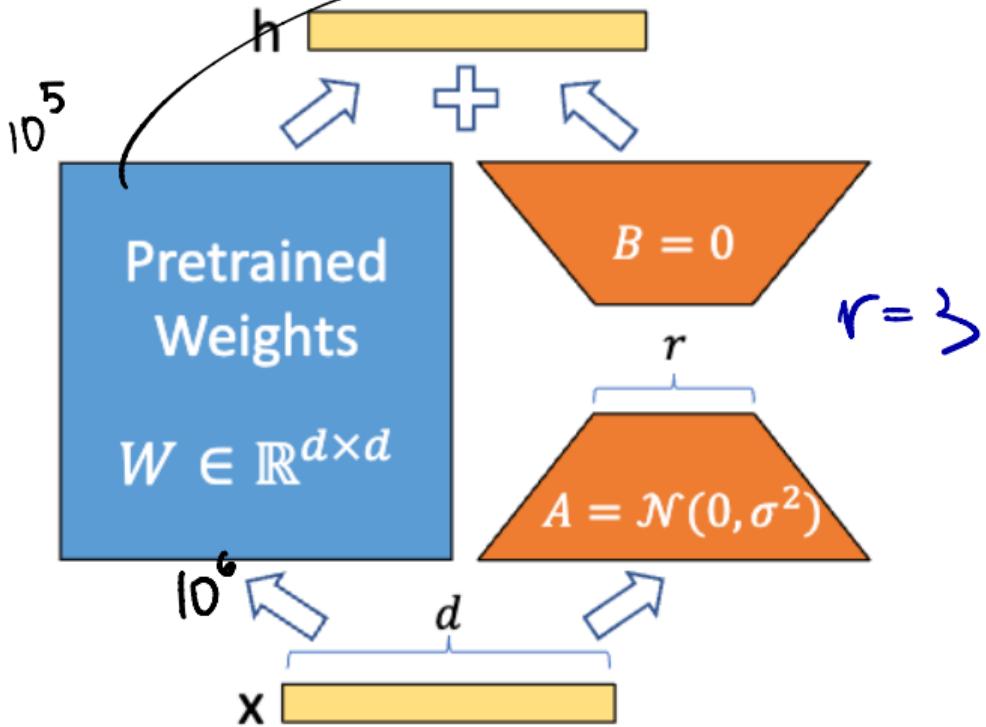
$$\kappa = 1.5$$



$$\kappa = 50$$



LoRA: Low-Rank Adaptation



$100 B$
 $10''$

$$10^5 \cdot r + 10^6 r \approx 10^6 \cdot r = \approx MB$$

$1 B$ (MB) на $\approx 1 GB$
 $\approx 2 GB$

Автоматическое дифференцирование (Лекция 2)

Градиент, гессиан, якобиан

Градиент $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$:

$$\nabla f(x) = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n} \right)^T$$

Градиент, гессиан, якобиан

Градиент $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$:

$$\nabla f(x) = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n} \right)^T$$

Гессиан:

$$\nabla^2 f(x) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2} \end{pmatrix}$$

Якобиан $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$:

$$J_f(x) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

Градиент, гессиан, якобиан

ГЕССИАН = ЯКОБИАН ГРАДИЕНТА

Градиент $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$:

$$\nabla f(x) = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n} \right)^T$$

Гессиан:

$$\nabla^2 f(x) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2} \end{pmatrix}$$

$$f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$$

Якобиан $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$:

$$J_f(x) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

Цепное правило:

$$J_{f \circ g}(x) = J_f(g(x)) \cdot J_g(x)$$

правило для фнк. сложн. функций

$$\nabla f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$$

Аппроксимации Тейлора

Первый порядок (линейное приближение вблизи x_0):

$$f_{x_0}^I(x) = f(x_0) + \nabla f(x_0)^T(x - x_0)$$

Первый порядок (линейное приближение вблизи x_0):

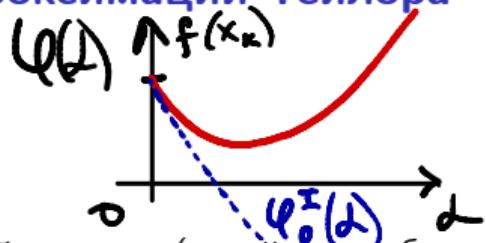
$$f_{x_0}^I(x) = f(x_0) + \nabla f(x_0)^T(x - x_0)$$

Второй порядок (квадратичное приближение вблизи x_0):

$$f_{x_0}^{II}(x) = f(x_0) + \nabla f(x_0)^T(x - x_0) + \frac{1}{2}(x - x_0)^T \nabla^2 f(x_0)(x - x_0)$$

$$\underline{f_{x_0}^{\text{II}}(x)}$$

Аппроксимации Тейлора



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

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

$$\begin{aligned} d_k &= \operatorname{argmin}_{\lambda} f(x_{k+1}) = \\ &= \operatorname{argmin}_{\lambda} \underbrace{f(x_k - \lambda \nabla f(x_k))}_{\varphi(\lambda)} \end{aligned}$$

Первый порядок (линейное приближение вблизи x_0):

$$f_{x_0}^I(x) = f(x_0) + \nabla f(x_0)^T (x - x_0)$$

Второй порядок (квадратичное приближение вблизи x_0):

$$(7)^T = x$$

$$f_{x_0}^{II}(x) = f(x_0) + \nabla f(x_0)^T (x - x_0) + \frac{1}{2} (x - x_0)^T \nabla^2 f(x_0) (x - x_0)$$

$$\begin{aligned} \varphi_0^I(\lambda) &= \varphi(0) + \frac{\partial \varphi}{\partial \lambda}(0)(\lambda - 0) = f(x_k) + \left(\frac{\partial f}{\partial x_{k+1}} \right)_{\lambda=0}^T \left(\frac{\partial x_{k+1}}{\partial \lambda} \right)_{\lambda=0} \lambda \\ &= f(x_k) + \nabla f(x_k)^T (-\nabla f(x_k)) \cdot \lambda = f(x_k) - \|\nabla f(x_k)\|^2 \cdot \lambda \end{aligned}$$

Задача (градиент и гессиан)

$$\nabla f(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} x_1 \\ 4x_2 \end{pmatrix} \quad \nabla^2 f = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 4 \end{pmatrix}$$

i Рассмотрим квадратичную функцию $f(x) = \frac{1}{2}(x_1^2 + 4x_2^2)$, $x \in \mathbb{R}^2$.

1) Найдите градиент и гессиан $\nabla^2 f(x)$.

Задача (градиент и гессиан)

$$\begin{aligned}\mu &= 1 \\ L &= 4\end{aligned}$$

i Рассмотрим квадратичную функцию $f(x) = \frac{1}{2}(x_1^2 + 4x_2^2)$, $x \in \mathbb{R}^2$.

- 1) Найдите градиент и гессиан $\nabla^2 f(x)$.
- 2) Найдите константу сильной выпуклости μ и константу гладкости L .

Задача (градиент и гессиан)

i

Рассмотрим квадратичную функцию $f(x) = \frac{1}{2}(x_1^2 + 4x_2^2)$, $x \in \mathbb{R}^2$.

- 1) Найдите градиент и гессиан $\nabla^2 f(x)$.
- 2) Найдите константу сильной выпуклости μ и константу гладкости L .

Задача (градиент и гессиан)

i Рассмотрим квадратичную функцию $f(x) = \frac{1}{2}(x_1^2 + 4x_2^2)$, $x \in \mathbb{R}^2$.

- 1) Найдите градиент и гессиан $\nabla^2 f(x)$.
- 2) Найдите константу сильной выпуклости μ и константу гладкости L .

Решение: $\nabla f(x) = (x_1, 4x_2)^T$, $\nabla^2 f(x) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 4 \end{pmatrix}$

Задача (градиент и гессиан)

i Рассмотрим квадратичную функцию $f(x) = \frac{1}{2}(x_1^2 + 4x_2^2)$, $x \in \mathbb{R}^2$.

- 1) Найдите градиент и гессиан $\nabla^2 f(x)$.
- 2) Найдите константу сильной выпуклости μ и константу гладкости L .

Решение: $\nabla f(x) = (x_1, 4x_2)^T$, $\nabla^2 f(x) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 4 \end{pmatrix}$

Собственные числа гессиана: 1 и 4. Следовательно, $\mu = 1$, $L = 4$.

Forward и Backward mode AD

Forward mode (прямой проход):

- Вычисляет $J_f \cdot v$ за один проход

Backward mode (обратный проход):

Forward и Backward mode AD

Forward mode (прямой проход):

- Вычисляет $J_f \cdot v$ за один проход
- Эффективен когда $n \ll m$ (мало входов)

Backward mode (обратный проход):

Forward и Backward mode AD

Forward mode (прямой проход):

- Вычисляет $J_f \cdot v$ за один проход
- Эффективен когда $n \ll m$ (мало входов)
- Используется в JVP (Jacobian-vector product)

Backward mode (обратный проход):

Forward и Backward mode AD

Forward mode (прямой проход):

- Вычисляет $J_f \cdot v$ за один проход
- Эффективен когда $n \ll m$ (мало входов)
- Используется в JVP (Jacobian-vector product)

Backward mode (обратный проход):

- Вычисляет $v^T \cdot J_f$ за один проход

Forward и Backward mode AD

Forward mode (прямой проход):

- Вычисляет $J_f \cdot v$ за один проход
- Эффективен когда $n \ll m$ (мало входов)
- Используется в JVP (Jacobian-vector product)

Backward mode (обратный проход):

- Вычисляет $v^T \cdot J_f$ за один проход
- Эффективен когда $n \gg m$ (много входов)

Forward и Backward mode AD

Forward mode (прямой проход):

- Вычисляет $J_f \cdot v$ за один проход
- Эффективен когда $n \ll m$ (мало входов)
- Используется в JVP (Jacobian-vector product)

Backward mode (обратный проход):

- Вычисляет $v^T \cdot J_f$ за один проход
- Эффективен когда $n \gg m$ (много входов)
- Используется в VJP (vector-Jacobian product)

Forward и Backward mode AD

Forward mode (прямой проход):

- Вычисляет $J_f \cdot v$ за один проход
- Эффективен когда $n \ll m$ (мало входов)
- Используется в JVP (Jacobian-vector product)

Backward mode (обратный проход):

- Вычисляет $v^T \cdot J_f$ за один проход
- Эффективен когда $n \gg m$ (много входов)
- Используется в VJP (vector-Jacobian product)
- **Backpropagation** в нейросетях!

Forward и Backward mode AD

Forward mode (прямой проход):

- Вычисляет $J_f \cdot v$ за один проход
- Эффективен когда $n \ll m$ (мало входов)
- Используется в JVP (Jacobian-vector product)

Backward mode (обратный проход):

- Вычисляет $v^T \cdot J_f$ за один проход
- Эффективен когда $n \gg m$ (много входов)
- Используется в VJP (vector-Jacobian product)
- **Backpropagation** в нейросетях!

Forward и Backward mode AD

$$f: \mathbb{R}^B \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\nabla f(w) = ? \quad \nabla^2 f(w) = ?$$

Forward mode (прямой проход):

- Вычисляет $J_f \cdot v$ за один проход
- Эффективен когда $n \ll m$ (мало входов)
- Используется в JVP (Jacobian-vector product)

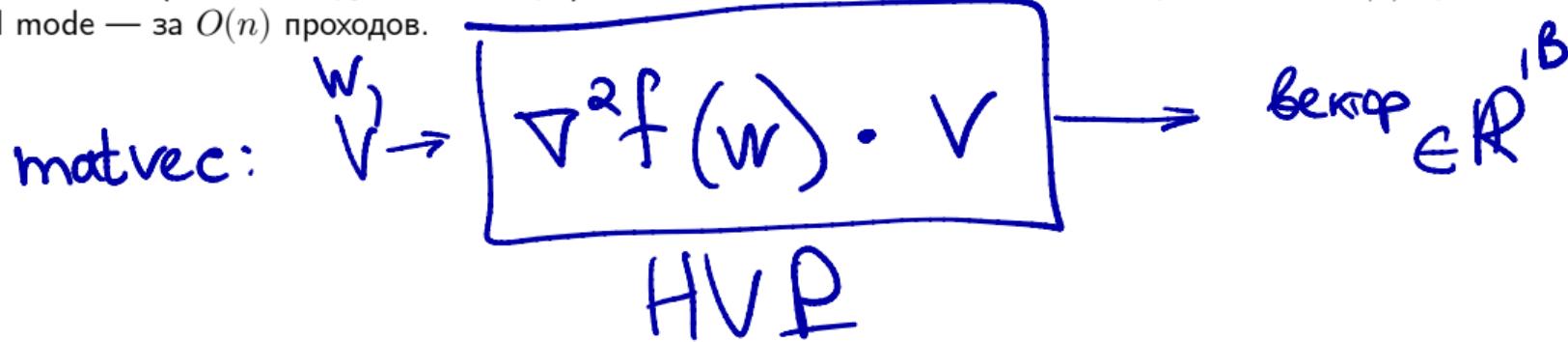
Backward mode (обратный проход):

- Вычисляет $v^T \cdot J_f$ за один проход
- Эффективен когда $n \gg m$ (много входов)
- Используется в VJP (vector-Jacobian product)
- **Backpropagation** в нейросетях!

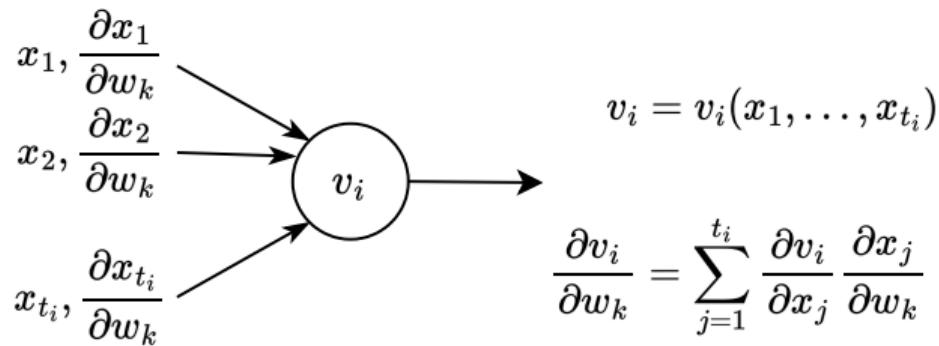
$$10^9 \times 10^9 \approx$$

$$10^{48}$$

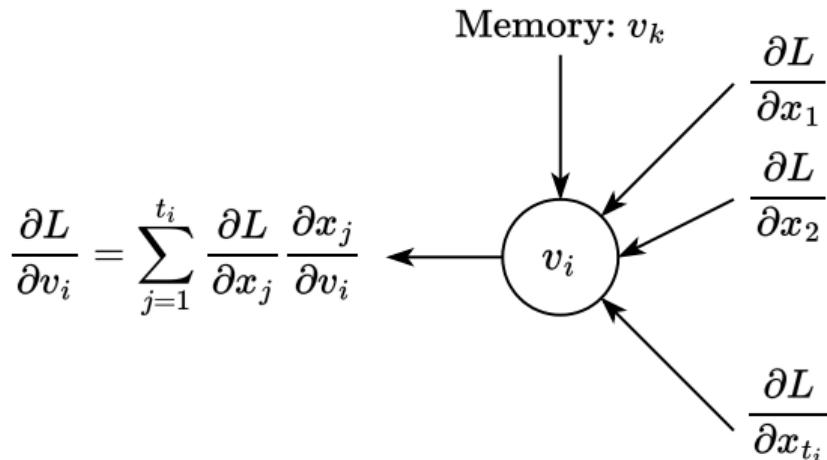
Для $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ (типичная функция потерь): backward mode вычисляет полный градиент за $O(1)$ проходов, forward mode — за $O(n)$ проходов.



Forward mode AD



Backward mode AD (Backpropagation)



Выпуклость (Лекция 3)

Выпуклые множества и функции

Выпуклое множество: S выпукло, если

$$\forall x, y \in S, \alpha \in [0, 1] : \alpha x + (1 - \alpha)y \in S$$

Выпуклые множества и функции

Выпуклое множество: S выпукло, если

$$\forall x, y \in S, \alpha \in [0, 1] : \alpha x + (1 - \alpha)y \in S$$

Примеры:

- Полупространство $\{x : a^T x \leq b\}$

Выпуклая функция: f выпукла, если $\text{dom } f$ выпуклая и

$$f(\alpha x + (1 - \alpha)y) \leq \alpha f(x) + (1 - \alpha)f(y)$$

Выпуклые множества и функции

Выпуклое множество: S выпукло, если

$$\forall x, y \in S, \alpha \in [0, 1] : \alpha x + (1 - \alpha)y \in S$$

Примеры:

- Полупространство $\{x : a^T x \leq b\}$
- Шар $\{x : \|x - c\| \leq r\}$

Выпуклая функция: f выпукла, если $\text{dom } f$ выпуклая и

$$f(\alpha x + (1 - \alpha)y) \leq \alpha f(x) + (1 - \alpha)f(y)$$

Выпуклые множества и функции

Выпуклое множество: S выпукло, если

$$\forall x, y \in S, \alpha \in [0, 1] : \alpha x + (1 - \alpha)y \in S$$

Примеры:

- Полупространство $\{x : a^T x \leq b\}$
- Шар $\{x : \|x - c\| \leq r\}$
- Конус $\{x : \|x\| \leq t\}$

Выпуклая функция: f выпукла, если $\text{dom } f$ выпуклая и

$$f(\alpha x + (1 - \alpha)y) \leq \alpha f(x) + (1 - \alpha)f(y)$$

Выпуклые множества и функции

Выпуклое множество: S выпукло, если

$$\forall x, y \in S, \alpha \in [0, 1] : \alpha x + (1 - \alpha)y \in S$$

Примеры:

- Полупространство $\{x : a^T x \leq b\}$
- Шар $\{x : \|x - c\| \leq r\}$
- Конус $\{x : \|x\| \leq t\}$

Выпуклая функция: f выпукла, если $\text{dom } f$ выпуклая и

$$f(\alpha x + (1 - \alpha)y) \leq \alpha f(x) + (1 - \alpha)f(y)$$

Выпуклые множества и функции

Выпуклое множество: S выпукло, если

$$\forall x, y \in S, \alpha \in [0, 1] : \alpha x + (1 - \alpha)y \in S$$

Примеры:

- Полупространство $\{x : a^T x \leq b\}$
- Шар $\{x : \|x - c\| \leq r\}$
- Конус $\{x : \|x\| \leq t\}$

Выпуклая функция: f выпукла, если дом f выпуклая и

$$f(\alpha x + (1 - \alpha)y) \leq \alpha f(x) + (1 - \alpha)f(y)$$

Примеры:

- $f(x) = \|x\|_p$ для $p \geq 1$

Выпуклые множества и функции

Выпуклое множество: S выпукло, если

$$\forall x, y \in S, \alpha \in [0, 1] : \alpha x + (1 - \alpha)y \in S$$

Примеры:

- Полупространство $\{x : a^T x \leq b\}$
- Шар $\{x : \|x - c\| \leq r\}$
- Конус $\{x : \|x\| \leq t\}$

Выпуклая функция: f выпукла, если дом f выпуклая и

$$f(\alpha x + (1 - \alpha)y) \leq \alpha f(x) + (1 - \alpha)f(y)$$

Примеры:

- $f(x) = \|x\|_p$ для $p \geq 1$
- $f(x) = e^x, f(x) = -\log x$

Выпуклые множества и функции

$$\lambda_{\min} \leq \lambda = \frac{e^T A e}{e^T e} \leq \lambda_{\max}$$

согласно лемме Рэля

$$A e = \lambda e \quad | e^T$$

$$e^T A e = \lambda e^T e$$

Выпуклое множество: S выпукло, если

$$\forall x, y \in S, \alpha \in [0, 1] : \alpha x + (1 - \alpha)y \in S$$

Примеры:

- Полупространство $\{x : a^T x \leq b\}$
- Шар $\{x : \|x - c\| \leq r\}$
- Конус $\{x : \|x\| \leq t\}$

$$\begin{aligned} \lambda_{\max} &= \max_e \frac{e^T A e}{e^T e} = f_e(A) = \\ &= \max_e f_e(A) \end{aligned}$$

- вид. П.

Выпуклая функция: f выпукла, если $\text{dom } f$ выпуклая и

$$f(\alpha x + (1 - \alpha)y) \leq \alpha f(x) + (1 - \alpha)f(y)$$

Примеры:

- $f(x) = \|x\|_p$ для $p \geq 1$
- $f(x) = e^x, f(x) = -\log x$
- $f(x) = x^T A x$ при $A \succeq 0$

ИЕ
Ббл. П. $A \succeq 0$

$$f(x) = -\ln \det X$$

$$f(x) = \lambda_{\max}(X), \quad X = x^T$$

Критерии выпуклости

Первый дифференциальный критерий (для дифференцируемых):

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

Критерии выпуклости

Первый дифференциальный критерий (для дифференцируемых):

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

Второй дифференциальный критерий (для дважды дифференцируемых):

$$\nabla^2 f(x) \succeq 0 \quad \forall x$$

Критерии выпуклости

Некр.



Первый дифференциальный критерий (для дифференцируемых):

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

Некр.

Второй дифференциальный критерий (для дважды дифференцируемых):

$$\nabla^2 f(x) \succeq 0 \quad \forall x$$

КЕ

ОПР.



Сильная выпуклость (μ -strong convexity):

$$f(y) \geq f(x) + \langle \nabla f(x), y - x \rangle + \frac{\mu}{2} \|y - x\|^2$$

дифф. крит. сильн. выпр. I кир.

или $\nabla^2 f(x) \succeq \mu I$ для всех x .

II порядка

Задача (доказательство выпуклости) $f_1 : f_1 = \langle Ax - b, Ax - b \rangle$

$$df_1 = d(\langle Ax - b, Ax - b \rangle) = \langle (Ax - b), d(Ax - b) \rangle =$$

$$= \langle 2(Ax - b), A'dx \rangle = \langle 2A^T(Ax - b), dx \rangle$$

~~-BHD.~~ $\nabla f_1 = 2A^T(Ax - b)$

i Докажите, что функция LASSO выпуклая:

$$f(x) = \overbrace{\|Ax - b\|_2^2}^{f_1} + \overbrace{\lambda \|x\|_1}^{f_2}, \quad \lambda > 0$$

$$d(df_1) = d(\langle 2A^T(Ax - b), dx_1 \rangle) = \langle 2A^T \cdot d(Ax - b), dx_1 \rangle =$$

$$= \langle 2A^T \cdot A dx, dx \rangle =$$

$$\Rightarrow \boxed{\nabla^2 f_1 = 2A^T A \succeq 0}$$

Задача (доказательство выпуклости)

i Докажите, что функция LASSO выпуклая:

$$f(x) = \|Ax - b\|_2^2 + \lambda\|x\|_1, \quad \lambda > 0$$

Решение:

- $f_1(x) = \|Ax - b\|_2^2$ — выпуклая, т.к. $\nabla^2 f_1(x) = 2A^T A \succeq 0$

Задача (доказательство выпуклости)

i Докажите, что функция LASSO выпуклая:

$$f(x) = \|Ax - b\|_2^2 + \lambda\|x\|_1, \quad \lambda > 0$$

Решение:

- $f_1(x) = \|Ax - b\|_2^2$ — выпуклая, т.к. $\nabla^2 f_1(x) = 2A^T A \succeq 0$

Задача (доказательство выпуклости)

i Докажите, что функция LASSO выпуклая:

$$f(x) = \|Ax - b\|_2^2 + \lambda\|x\|_1, \quad \lambda > 0$$

Решение:

- $f_1(x) = \|Ax - b\|_2^2$ — выпуклая, т.к. $\nabla^2 f_1(x) = 2A^T A \succeq 0$
- $f_2(x) = \lambda\|x\|_1$ — выпуклая как норма, умноженная на $\lambda > 0$

Задача (доказательство выпуклости)

i Докажите, что функция LASSO выпуклая:

$$f(x) = \|Ax - b\|_2^2 + \lambda\|x\|_1, \quad \lambda > 0$$

Решение:

- $f_1(x) = \|Ax - b\|_2^2$ — выпуклая, т.к. $\nabla^2 f_1(x) = 2A^T A \succeq 0$
- $f_2(x) = \lambda\|x\|_1$ — выпуклая как норма, умноженная на $\lambda > 0$

Задача (доказательство выпуклости)

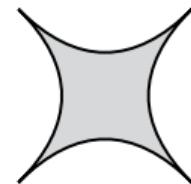
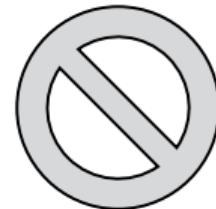
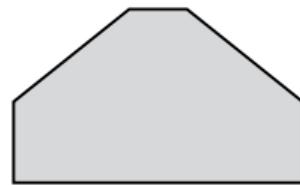
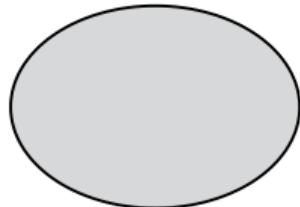
i Докажите, что функция LASSO выпуклая:

$$f(x) = \|Ax - b\|_2^2 + \lambda\|x\|_1, \quad \lambda > 0$$

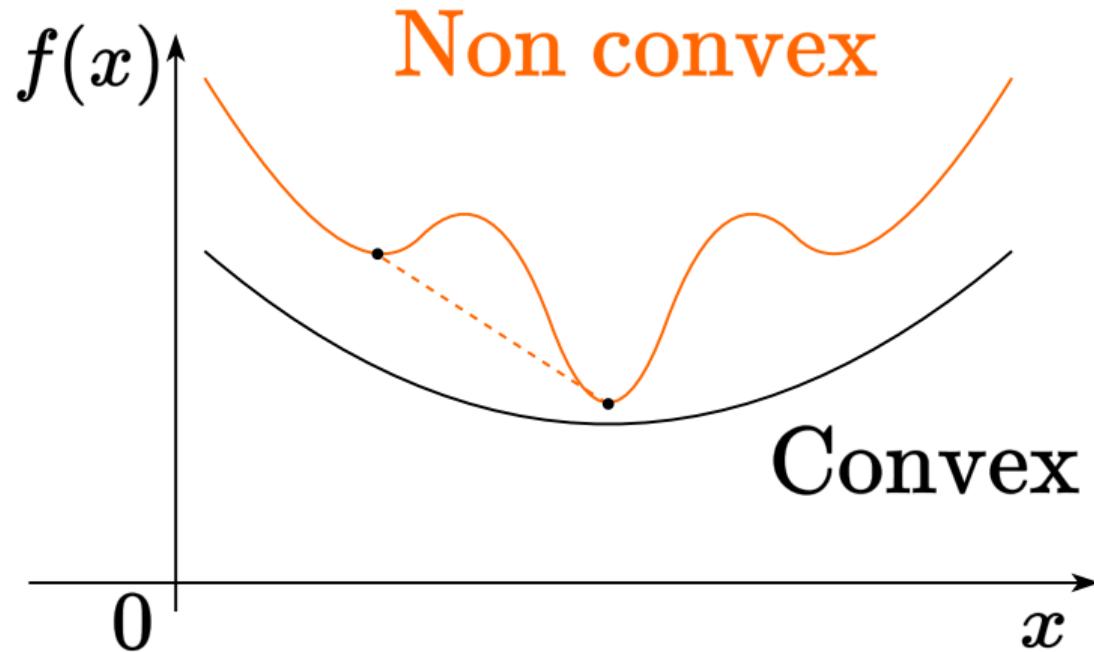
Решение:

- $f_1(x) = \|Ax - b\|_2^2$ — выпуклая, т.к. $\nabla^2 f_1(x) = 2A^T A \succeq 0$
- $f_2(x) = \lambda\|x\|_1$ — выпуклая как норма, умноженная на $\lambda > 0$
- $f(x) = f_1(x) + f_2(x)$ — выпукла как сумма выпуклых функций.

Выпуклые и невыпуклые множества



Выпуклая и невыпуклая функции



Сопряжённые множества и функции (Лекция 4)

Двойственный конус

Двойственный конус:

$$K^* = \{y : \langle x, y \rangle \geq 0 \ \forall x \in K\}$$

Двойственный конус

Двойственный конус:

$$K^* = \{y : \langle x, y \rangle \geq 0 \ \forall x \in K\}$$

Нормальный конус:

$$N_S(x) = \{g : \langle g, y - x \rangle \leq 0 \ \forall y \in S\}$$

Примеры:

- $(K^*)^* = K$ для замкнутого выпуклого K

Двойственный конус

Двойственный конус:

$$K^* = \{y : \langle x, y \rangle \geq 0 \ \forall x \in K\}$$

Нормальный конус:

$$N_S(x) = \{g : \langle g, y - x \rangle \leq 0 \ \forall y \in S\}$$

Примеры:

- $(K^*)^* = K$ для замкнутого выпуклого K
- $(\mathbb{R}_+^n)^* = \mathbb{R}_+^n$ (самодвойственный)

Двойственный конус

Двойственный конус:

$$K^* = \{y : \langle x, y \rangle \geq 0 \ \forall x \in K\}$$

Нормальный конус:

$$N_S(x) = \{g : \langle g, y - x \rangle \leq 0 \ \forall y \in S\}$$

Примеры:

- $(K^*)^* = K$ для замкнутого выпуклого K
- $(\mathbb{R}_+^n)^* = \mathbb{R}_+^n$ (самодвойственный)
- Конус Лоренца самодвойственный

Двойственный конус

Двойственный конус:

$$K^* = \{y : \langle x, y \rangle \geq 0 \ \forall x \in K\}$$

Нормальный конус:

$$N_S(x) = \{g : \langle g, y - x \rangle \leq 0 \ \forall y \in S\}$$

Примеры:

- $(K^*)^* = K$ для замкнутого выпуклого K
- $(\mathbb{R}_+^n)^* = \mathbb{R}_+^n$ (самодвойственный)
- Конус Лоренца самодвойственный

Двойственный конус

$$\min_{x \in S} f(x) \Leftrightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x) + I_S(x)$$

$$F(x) = f(x) + I_S(x)$$

Двойственный конус:

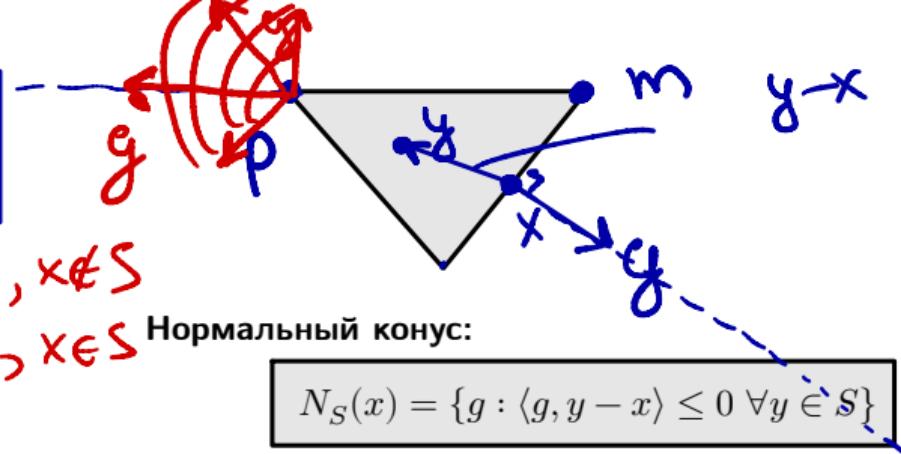
$$K^* = \{y : \langle x, y \rangle \geq 0 \forall x \in K\}$$

Примеры:

- $(K^*)^* = K$ для замкнутого выпуклого K
- $(\mathbb{R}_+^n)^* = \mathbb{R}_+^n$ (самодвойственный)
- Конус Лоренца самодвойственный

$$-\nabla f(x) \in N_S(x)$$

$$N_S(x) = \partial I_S(x)$$



Нормальный конус:

$$N_S(x) = \{g : \langle g, y - x \rangle \leq 0 \forall y \in S\}$$

Для выпуклого S и $x^* \in S$:

$$x^* \text{ — минимум } f \text{ на } S \Leftrightarrow -\nabla f(x^*) \in N_S(x^*)$$

$$0 \in \partial F(x^*)$$

$$0 \in \partial f(x^*) + \partial I_S(x)$$



Сопряжённая функция (преобразование Лежандра)

$$f^*(y) = \sup_x (\langle y, x \rangle - f(x))$$

Сопряжённая функция (преобразование Лежандра)

$$f^*(y) = \sup_x (\langle y, x \rangle - f(x))$$

Свойства:

- f^* всегда выпуклая (даже если f не выпуклая)

Сопряжённая функция (преобразование Лежандра)

$$f^*(y) = \sup_x (\langle y, x \rangle - f(x))$$

Свойства:

- f^* всегда выпуклая (даже если f не выпуклая)
 - $(f^*)^* = f$ для выпуклых замкнутых f

Сопряжённая функция (преобразование Лежандра)

$$f^*(y) = \sup_x (\langle y, x \rangle - f(x))$$

Свойства:

- f^* всегда выпуклая (даже если f не выпуклая)
 - $(f^*)^* = f$ для выпуклых замкнутых f
 - Неравенство Юнга-Фенхеля: $f(x) + f^*(y) \geq \langle x, y \rangle$

Сопряжённая функция (преобразование Лежандра)

$$f^*(y) = \sup_x (\langle y, x \rangle - f(x))$$

Свойства:

- f^* всегда выпуклая (даже если f не выпуклая)
 - $(f^*)^* = f$ для выпуклых замкнутых f
 - Неравенство Юнга-Фенхеля: $f(x) + f^*(y) \geq \langle x, y \rangle$

Сопряжённая функция (преобразование Лежандра)

$$f^*(y) = \sup_x (\langle y, x \rangle - f(x))$$

Свойства:

- f^* всегда выпуклая (даже если f не выпуклая)
- $(f^*)^* = f$ для выпуклых замкнутых f
- Неравенство Юнга-Фенхеля: $f(x) + f^*(y) \geq \langle x, y \rangle$

Примеры:

- $f(x) = \frac{1}{2}\|x\|_2^2 \Rightarrow f^*(y) = \frac{1}{2}\|y\|_2^2$

Сопряжённая функция (преобразование Лежандра)

$$f^*(y) = \sup_x (\langle y, x \rangle - f(x))$$

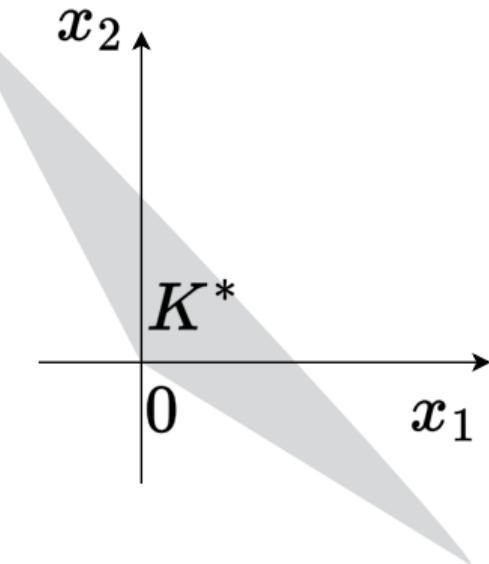
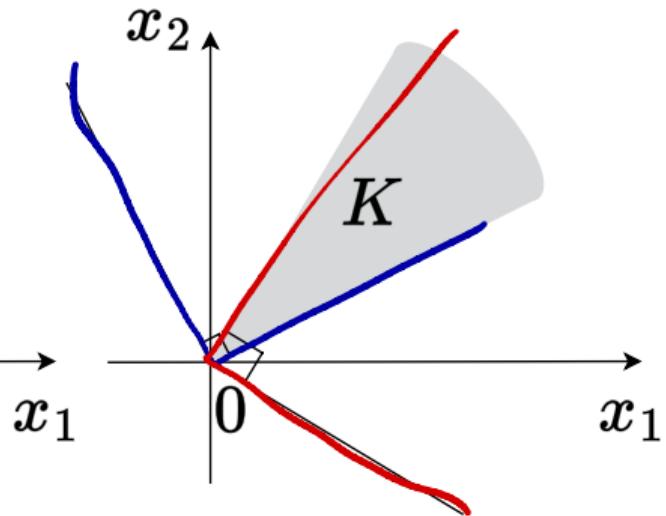
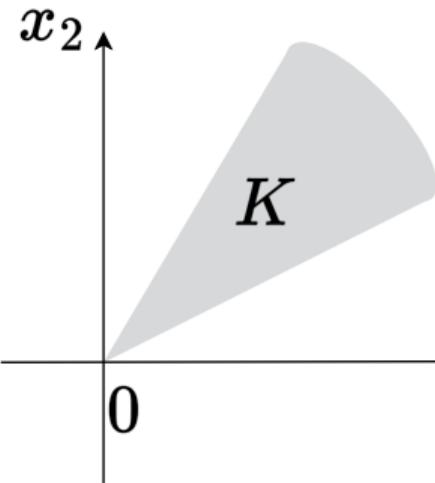
Свойства:

- f^* всегда выпуклая (даже если f не выпуклая)
- $(f^*)^* = f$ для выпуклых замкнутых f
- Неравенство Юнга-Фенхеля: $f(x) + f^*(y) \geq \langle x, y \rangle$

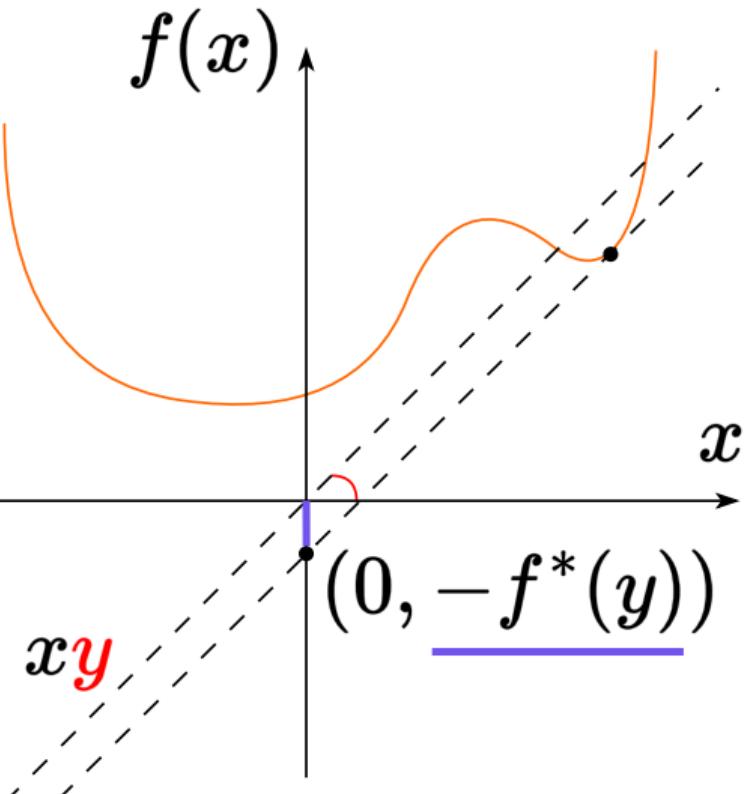
Примеры:

- $f(x) = \frac{1}{2}\|x\|_2^2 \Rightarrow f^*(y) = \frac{1}{2}\|y\|_2^2$
- $f(x) = \|x\|_p \Rightarrow f^*(y) = \mathbb{I}_{\|y\|_q \leq 1}$, где $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$

Двойственные конусы



Сопряжённая функция (геометрическая интерпретация)



Субградиент (Лекция 5)

Субдифференциал

Для выпуклой f , **субградиент** в точке x :

$$g \in \partial f(x) \Leftrightarrow f(y) \geq f(x) + \langle g, y - x \rangle \quad \forall y$$

Субдифференциал

Для выпуклой f , **субградиент** в точке x :

$$g \in \partial f(x) \Leftrightarrow f(y) \geq f(x) + \langle g, y - x \rangle \quad \forall y$$

Субдифференциал $\partial f(x)$ — множество всех субградиентов.

Субдифференциал

Для выпуклой f , **субградиент** в точке x :

$$g \in \partial f(x) \Leftrightarrow f(y) \geq f(x) + \langle g, y - x \rangle \quad \forall y$$

Субдифференциал $\partial f(x)$ — множество всех субградиентов.

Свойства:

- Если f дифференцируема в x , то $\partial f(x) = \{\nabla f(x)\}$

Субдифференциал

Для выпуклой f , **субградиент** в точке x :

$$g \in \partial f(x) \Leftrightarrow f(y) \geq f(x) + \langle g, y - x \rangle \quad \forall y$$

Субдифференциал $\partial f(x)$ — множество всех субградиентов.

Свойства:

- Если f дифференцируема в x , то $\partial f(x) = \{\nabla f(x)\}$
- $\partial f(x)$ — выпуклое замкнутое множество

Субдифференциал

$$\nabla f(x)$$

Для выпуклой f , **субградиент** в точке x :

$$g \in \partial f(x) \Leftrightarrow f(y) \geq f(x) + \langle g, y - x \rangle \quad \forall y$$

Субдифференциал $\partial f(x)$ — множество всех субградиентов.

Свойства:

- Если f дифференцируема в x , то $\partial f(x) = \{\nabla f(x)\}$
- $\partial f(x)$ — выпуклое замкнутое множество
- $0 \in \partial f(x^*) \Leftrightarrow x^*$ — глобальный минимум

Правила вычисления субдифференциала

Сумма: $\partial(f + g)(x) = \partial f(x) + \partial g(x)$

Правила вычисления субдифференциала

Сумма: $\partial(f + g)(x) = \partial f(x) + \partial g(x)$

Скалярное умножение: $\partial(\alpha f)(x) = \alpha \cdot \partial f(x)$ при $\alpha > 0$

Правила вычисления субдифференциала

Сумма: $\partial(f + g)(x) = \partial f(x) + \partial g(x)$

Скалярное умножение: $\partial(\alpha f)(x) = \alpha \cdot \partial f(x)$ при $\alpha > 0$

Цепное правило (аффинная композиция):

$$\partial(f(Ax + b))(x) = A^T \partial f(Ax + b)$$

Правила вычисления субдифференциала

Сумма: $\partial(f + g)(x) = \partial f(x) + \partial g(x)$

Скалярное умножение: $\partial(\alpha f)(x) = \alpha \cdot \partial f(x)$ при $\alpha > 0$

Цепное правило (аффинная композиция):

$$\partial(f(Ax + b))(x) = A^T \partial f(Ax + b)$$

Пример: $f(x) = |x|$

$$\partial f(x) = \begin{cases} \{1\}, & x > 0 \\ [-1, 1], & x = 0 \\ \{-1\}, & x < 0 \end{cases}$$

Задача (субдифференциал)

i Рассмотрим функцию $f(x) = \max(e^{x_1}, 1) + 2|x_2|$, $x \in \mathbb{R}^2$.

1) Найдите $\partial f(x)$ в точке $x = (1, -2)$.

$$\partial f = \partial(\max(e^{x_1}, 1) + 2|x_2|) = \partial(\overbrace{\max(e^{x_1}, 1)}) + 2\partial(|x_2|)$$

$$\partial(|x_2|) = \begin{cases} (-1), & x_2 < 0 \\ \Theta(0) + (1-\Theta)(1), & x_2 = 0, \Theta \in [0, 1] \\ (1), & x_2 > 0 \end{cases}$$

f_1

f_2

Задача (субдифференциал)

$$\partial f(x) = \text{conv} \left[\bigcup_{i \in I} \partial f_i(x) \right]$$

i Рассмотрим функцию $f(x) = \max(e^{x_1}, 1) + 2|x_2|$, $x \in \mathbb{R}^2$.

1) Найдите $\partial f(x)$ в точке $x = (1, -2)$.

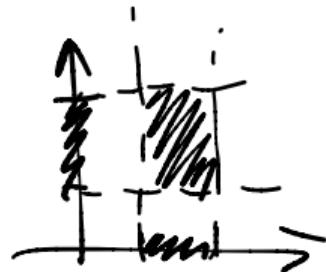
$$\begin{aligned} & \partial \left(\max \left(e^{x_1}, 1 \right) \right) = \quad \text{при } x_1 = 0 \quad e^{x_1} = 1 \\ & = \begin{cases} \left(e^{x_1} \right) & x_1 > 0, \\ \left(0 \right) & x_1 < 0, \\ \left(\lambda e^{x_1} \right) & x_1 = 0, \quad \lambda \in [0; 1] \end{cases} \quad \partial(e^{x_1}) = \begin{pmatrix} e^{x_1} \\ 0 \end{pmatrix} \quad \partial(1) = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

Задача (субдифференциал)

i Рассмотрим функцию $f(x) = \max(e^{x_1}, 1) + 2|x_2|$, $x \in \mathbb{R}^2$.

1) Найдите $\partial f(x)$ в точке $x = (1, -2)$.

$$\partial f(x) \Big|_{x=(1, -2)} = \begin{pmatrix} e^1 \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 6 \\ -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} e \\ -1 \end{pmatrix}$$



Задача (субдифференциал)

i Рассмотрим функцию $f(x) = \max(e^{x_1}, 1) + 2|x_2|$, $x \in \mathbb{R}^2$.

- 1) Найдите $\partial f(x)$ в точке $x = (1, -2)$.
- 2) Найдите $\partial f(x)$ в точке $x = (0, 0)$.

Задача (субдифференциал)

i Рассмотрим функцию $f(x) = \max(e^{x_1}, 1) + 2|x_2|$, $x \in \mathbb{R}^2$.

- 1) Найдите $\partial f(x)$ в точке $x = (1, -2)$.
- 2) Найдите $\partial f(x)$ в точке $x = (0, 0)$.

Задача (субдифференциал)

i Рассмотрим функцию $f(x) = \max(e^{x_1}, 1) + 2|x_2|$, $x \in \mathbb{R}^2$.

- 1) Найдите $\partial f(x)$ в точке $x = (1, -2)$.
- 2) Найдите $\partial f(x)$ в точке $x = (0, 0)$.

Решение: 1) В точке $(1, -2)$: $e^1 > 1$, поэтому $\partial_1 f = \{e\}$; $x_2 < 0$, поэтому $\partial_2 f = \{-2\}$.

$$\partial f(1, -2) = \{(e, -2)^T\}$$

Задача (субдифференциал)

i Рассмотрим функцию $f(x) = \max(e^{x_1}, 1) + 2|x_2|$, $x \in \mathbb{R}^2$.

- 1) Найдите $\partial f(x)$ в точке $x = (1, -2)$.
- 2) Найдите $\partial f(x)$ в точке $x = (0, 0)$.

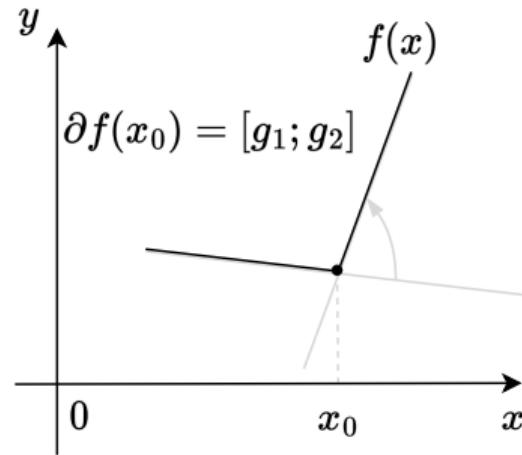
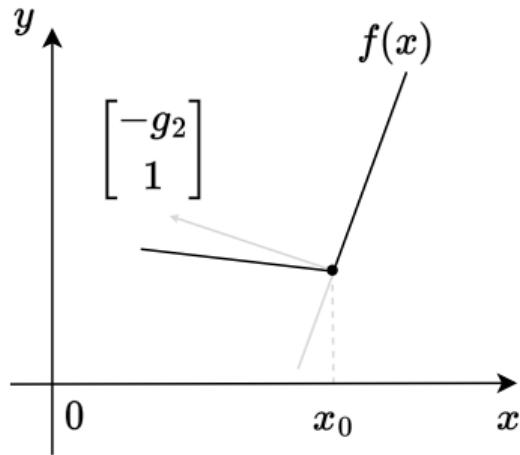
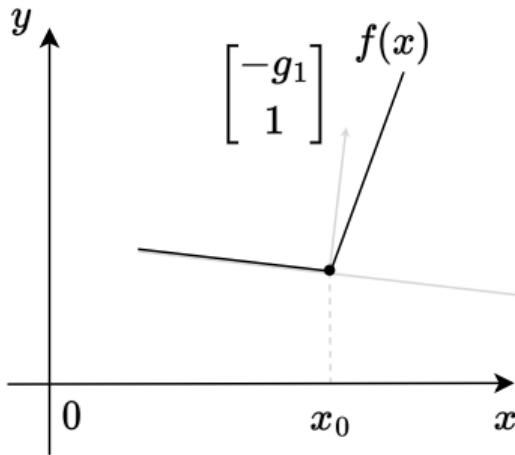
Решение: 1) В точке $(1, -2)$: $e^1 > 1$, поэтому $\partial_1 f = \{e\}$; $x_2 < 0$, поэтому $\partial_2 f = \{-2\}$.

$$\partial f(1, -2) = \{(e, -2)^T\}$$

2) В точке $(0, 0)$: $e^0 = 1$, обе функции активны в max, поэтому $\partial_1 f = [0, 1]$; $x_2 = 0$, поэтому $\partial_2 f = [-2, 2]$.

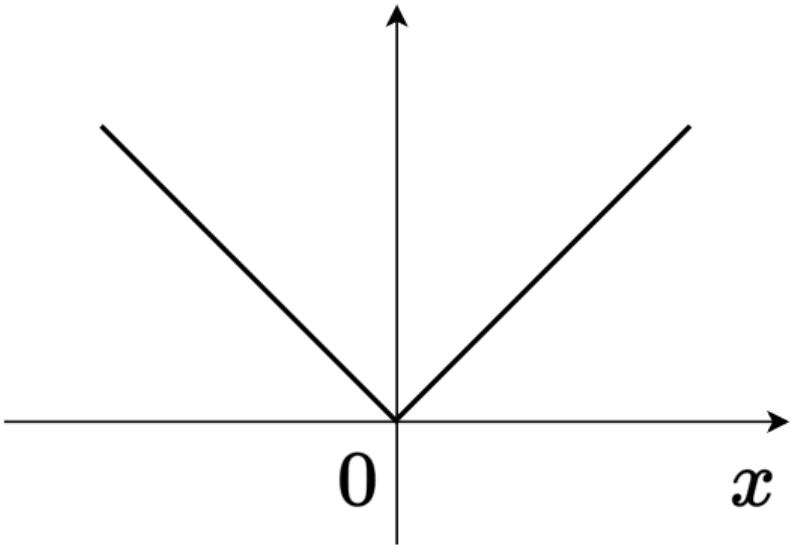
$$\partial f(0, 0) = [0, 1] \times [-2, 2]$$

Субдифференциал — множество всех субградиентов

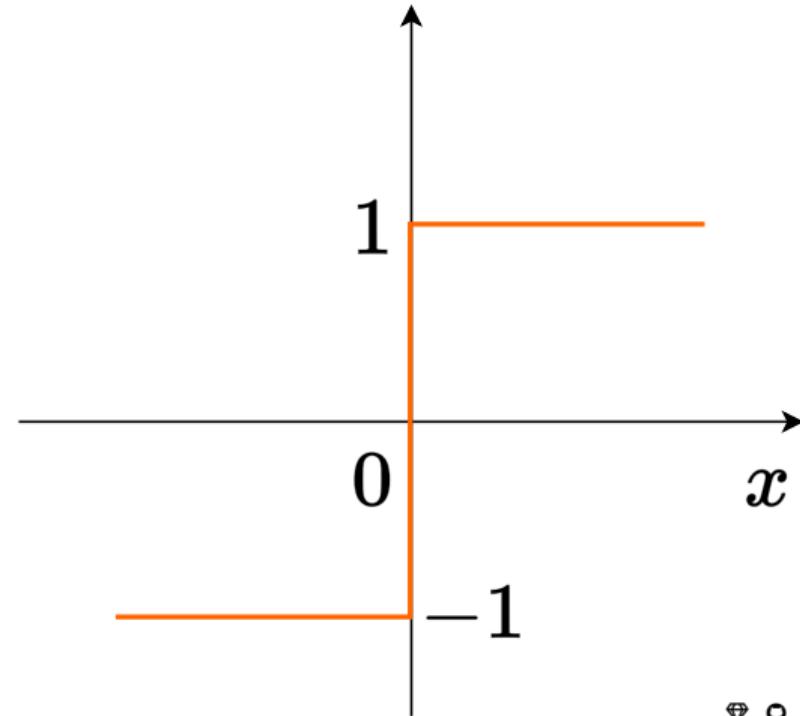


Субдифференциал $|x|$

$$f(x) = |x|$$



$$\partial f(x)$$



Лагранжиан и условия ККТ

Рассмотрим задачу:

$$\min_x f(x)$$

$$\text{s.t. } g_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, m$$

$$h_j(x) = 0, j = 1, \dots, p$$

Лагранжиан и условия ККТ

Рассмотрим задачу:

$$\begin{aligned} & \min_x f(x) \\ \text{s.t. } & g_i(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, m \\ & h_j(x) = 0, \quad j = 1, \dots, p \end{aligned}$$

Лагранжиан:

$$L(x, \lambda, \nu) = f(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i g_i(x) + \sum_{j=1}^p \nu_j h_j(x)$$

Условия Каруша-Куна-Таккера (ККТ)

Необходимые условия оптимальности для x^* :

Условия Каруша-Куна-Таккера (ККТ)

Необходимые условия оптимальности для x^* :

1. **Стационарность:** $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$

Условия Каруша-Куна-Таккера (ККТ)

Необходимые условия оптимальности для x^* :

1. **Стационарность:** $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$

Условия Каруша-Куна-Таккера (ККТ)

Необходимые условия оптимальности для x^* :

1. **Стационарность:** $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$
2. **Прямая допустимость:** $g_i(x^*) \leq 0, h_j(x^*) = 0$

Условия Каруша-Куна-Таккера (ККТ)

Необходимые условия оптимальности для x^* :

1. **Стационарность:** $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$
2. **Прямая допустимость:** $g_i(x^*) \leq 0, h_j(x^*) = 0$

Условия Каруша-Куна-Таккера (ККТ)

Необходимые условия оптимальности для x^* :

1. **Стационарность:** $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$
2. **Прямая допустимость:** $g_i(x^*) \leq 0, h_j(x^*) = 0$
3. **Двойственная допустимость:** $\lambda_i^* \geq 0$

Условия Каруша-Куна-Таккера (ККТ)

Необходимые условия оптимальности для x^* :

1. **Стационарность:** $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$
2. **Прямая допустимость:** $g_i(x^*) \leq 0, h_j(x^*) = 0$
3. **Двойственная допустимость:** $\lambda_i^* \geq 0$

Условия Каруша-Куна-Таккера (ККТ)

Необходимые условия оптимальности для x^* :

1. **Стационарность:** $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$
2. **Прямая допустимость:** $g_i(x^*) \leq 0, h_j(x^*) = 0$
3. **Двойственная допустимость:** $\lambda_i^* \geq 0$
4. **Дополняющая нежёсткость:** $\lambda_i^* g_i(x^*) = 0$

Условия Каруша-Куна-Таккера (ККТ)

Необходимые условия оптимальности для x^* :

1. **Стационарность:** $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$
2. **Прямая допустимость:** $g_i(x^*) \leq 0, h_j(x^*) = 0$
3. **Двойственная допустимость:** $\lambda_i^* \geq 0$
4. **Дополняющая нежёсткость:** $\lambda_i^* g_i(x^*) = 0$

Условия Каруша-Куна-Таккера (ККТ)

Необходимые условия оптимальности для x^* :

1. **Стационарность:** $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$
2. **Прямая допустимость:** $g_i(x^*) \leq 0, h_j(x^*) = 0$
3. **Двойственная допустимость:** $\lambda_i^* \geq 0$
4. **Дополняющая нежёсткость:** $\lambda_i^* g_i(x^*) = 0$

Для выпуклых задач ККТ условия **достаточны** при выполнении условия регулярности (например, условие Слейтера).

Задача (условия ККТ)

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = p \in \mathbb{R}^{2n} \quad f(p) = \frac{1}{2} p^T G p$$

i Найдите минимум функции:

$$f: \mathbb{R}^{2n} \rightarrow \mathbb{R} \quad G = \begin{pmatrix} A & 0 \\ 0 & I \end{pmatrix}^{2n}$$

$$f(x, y) = \frac{1}{2} x^T A x + b^T x + \frac{1}{2} \|y\|_2^2 \rightarrow \min_{x+y=c}$$

—

f - лин.

Аффинное

где $A \succ 0$.

Решение:

1) Запишем $L(x, y, \nu) = \frac{1}{2} x^T A x + b^T x + \frac{1}{2} y^T y + \nu^T (x + y - c)$

2) Запишем ККТ:

$$\frac{\partial L}{\partial x} = Ax + b + \nu = 0 \mid_n \quad \frac{\partial L}{\partial \nu} = x + y - c = 0 \mid_n$$

$$\frac{\partial L}{\partial y} = y + \nu = 0 \mid_n$$

Задача (условия ККТ)

i Найдите минимум функции:

$$f(x, y) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x + \frac{1}{2}\|y\|_2^2 \rightarrow \min_{x+y=c}$$

где $A \succ 0$.

Решение: Лагранжиан: $L = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x + \frac{1}{2}y^T y + \nu^T(x + y - c)$

$$\begin{cases} Ax + b + \nu = 0 \\ y + \nu = 0 \\ x + y - c = 0 \end{cases} \quad \begin{cases} A(c + \nu) + b + \nu = 0 \\ y = -\nu \\ x = c - y = c + \nu \end{cases}$$

$$(A + I)\nu + b + Ac = 0$$
$$\nu^* = (A + I)^{-1}(-Ac - b)$$
$$\boxed{\nu^* = (A + I)^{-1}(Ac + b)}$$
$$\boxed{x^* = c + (A + I)^{-1}(-Ac - b)}$$

Задача (условия ККТ)

i Найдите минимум функции:

$$f(x, y) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x + \frac{1}{2}\|y\|_2^2 \rightarrow \min_{x+y=c}$$

где $A \succ 0$.

Решение: Лагранжиан: $L = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x + \frac{1}{2}y^T y + \nu^T(x + y - c)$

Условия оптимальности: $Ax + b + \nu = 0, y + \nu = 0, x + y = c$

Задача (условия ККТ)

i Найдите минимум функции:

$$f(x, y) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x + \frac{1}{2}\|y\|_2^2 \rightarrow \min_{x+y=c}$$

где $A \succ 0$.

Решение: Лагранжиан: $L = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x + \frac{1}{2}y^T y + \nu^T(x + y - c)$

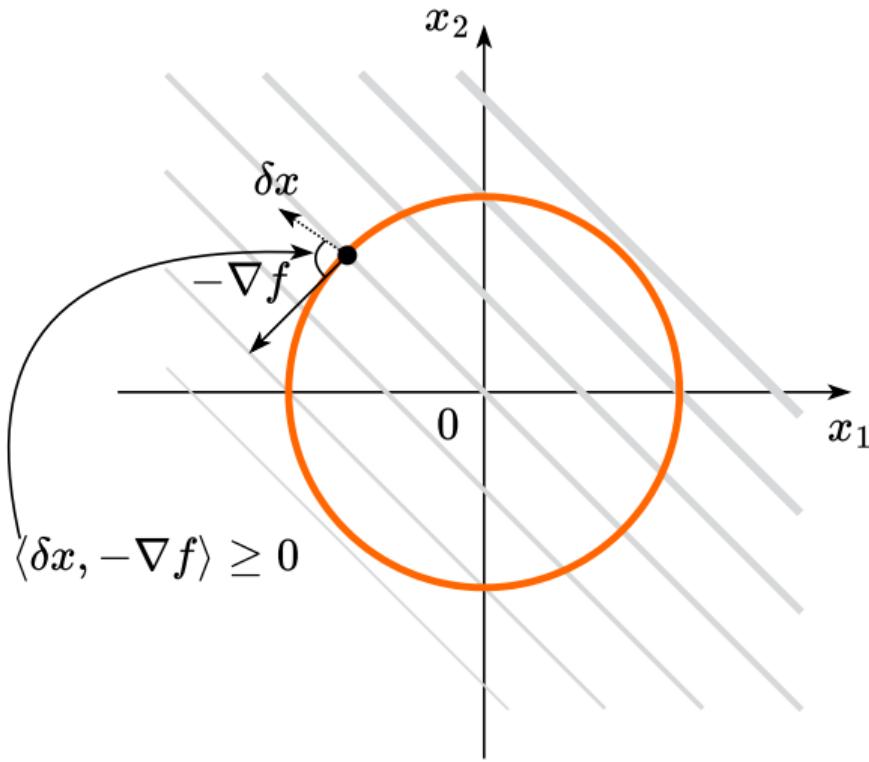
Условия оптимальности: $Ax + b + \nu = 0, y + \nu = 0, x + y = c$

Из $y = -\nu$ и $x = -A^{-1}(b + \nu)$, подставляя в ограничение:

$$\nu = -(A^{-1} + I)^{-1}(c + A^{-1}b)$$

ККТ для задачи с ограничением-равенством

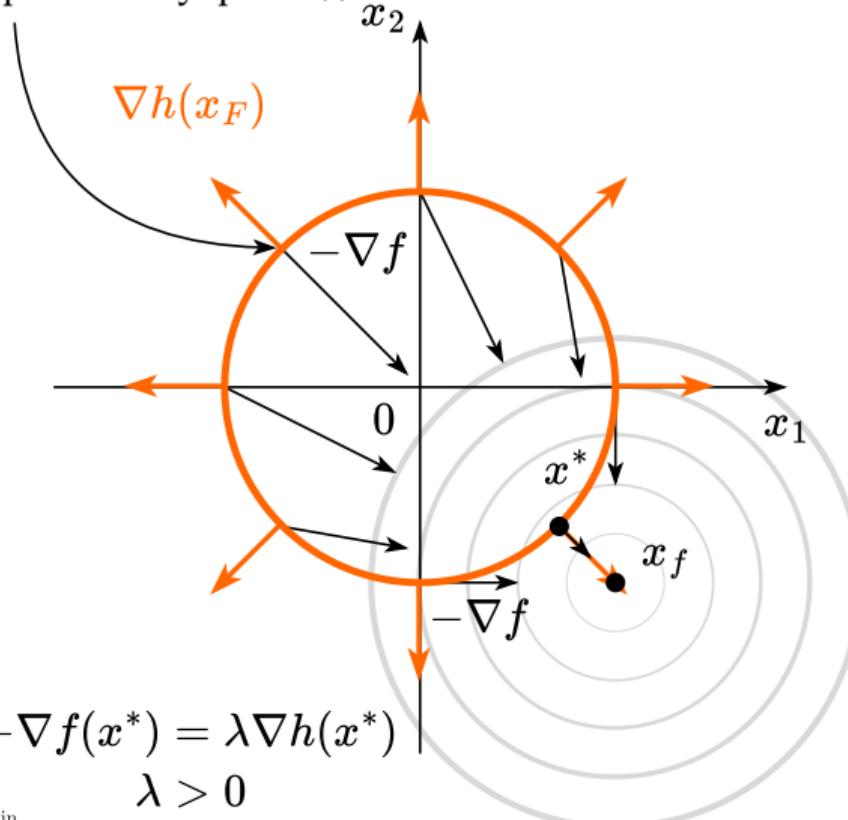
Мы хотим: $f(x_F + \delta x) \leq f(x_F)$



ККТ для задачи с ограничением-неравенством

Не является локальным минимумом, т.к. $-\nabla f(x)$

направлен внутрь бюджетного множества



Двойственность (Лекция 7)

Двойственная задача Лагранжа

Двойственная функция:

$$g(\lambda, \nu) = \inf_x L(x, \lambda, \nu)$$

Двойственная задача Лагранжа

Двойственная функция:

$$g(\lambda, \nu) = \inf_x L(x, \lambda, \nu)$$

Двойственная задача:

$$\max_{\lambda, \nu} g(\lambda, \nu) \quad \text{s.t.} \quad \lambda \geq 0$$

Двойственная задача Лагранжа

Двойственная функция:

$$g(\lambda, \nu) = \inf_x L(x, \lambda, \nu)$$

Двойственная задача:

$$\max_{\lambda, \nu} g(\lambda, \nu) \quad \text{s.t.} \quad \lambda \geq 0$$

Слабая двойственность: $d^* \leq p^*$ (всегда)

Двойственная задача Лагранжа

Двойственная функция:

$$g(\lambda, \nu) = \inf_x L(x, \lambda, \nu)$$

Двойственная задача:

$$\max_{\lambda, \nu} g(\lambda, \nu) \quad \text{s.t.} \quad \lambda \geq 0$$

Слабая двойственность: $d^* \leq p^*$ (всегда)

Сильная двойственность: $d^* = p^*$ (при условиях регулярности)

Условие Слейтера

Условие Слейтера: Существует \tilde{x} такое, что:

- $g_i(\tilde{x}) < 0$ для всех i (строгое неравенство)

Условие Слейтера

Условие Слейтера: Существует \tilde{x} такое, что:

- $g_i(\tilde{x}) < 0$ для всех i (строгое неравенство)
- $h_j(\tilde{x}) = 0$ для всех j

Условие Слейтера

Условие Слейтера: Существует \tilde{x} такое, что:

- $g_i(\tilde{x}) < 0$ для всех i (строгое неравенство)
- $h_j(\tilde{x}) = 0$ для всех j

Условие Слейтера

Условие Слейтера: Существует \tilde{x} такое, что:

- $g_i(\tilde{x}) < 0$ для всех i (строгое неравенство)
- $h_j(\tilde{x}) = 0$ для всех j

Теорема: Для выпуклой задачи при выполнении условия Слейтера выполняется сильная двойственность.

Условие Слейтера

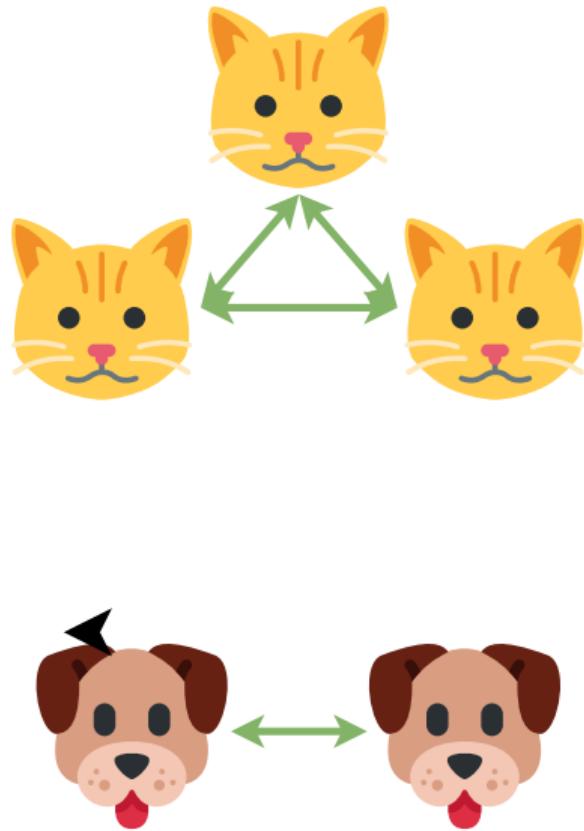
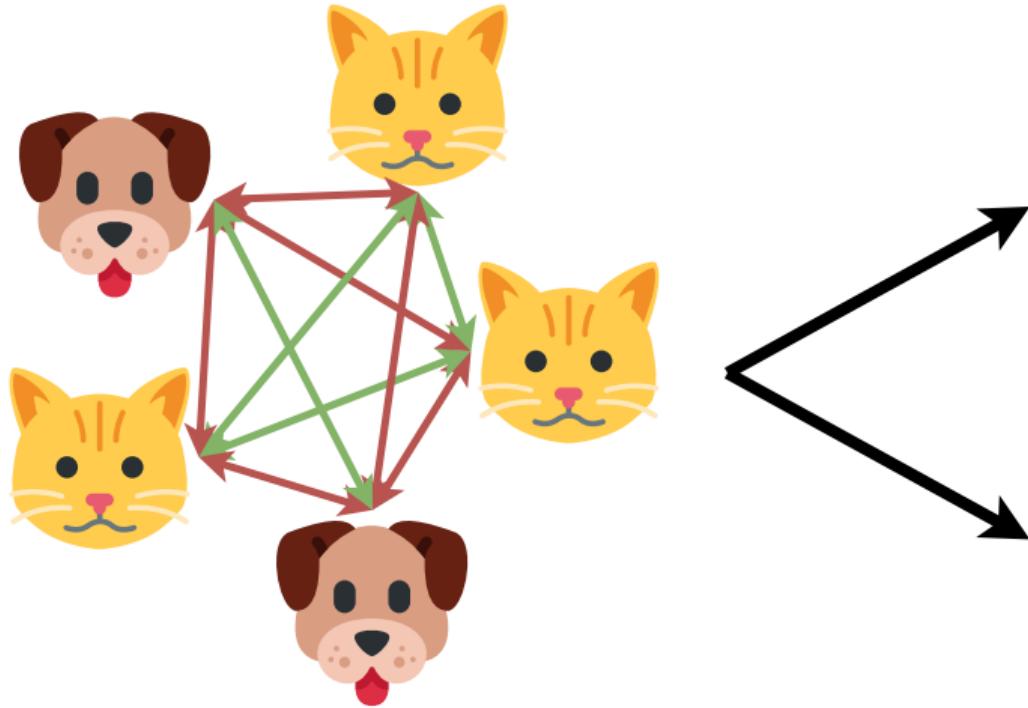
Условие Слейтера: Существует \tilde{x} такое, что:

- $g_i(\tilde{x}) < 0$ для всех i (строгое неравенство)
- $h_j(\tilde{x}) = 0$ для всех j

Теорема: Для выпуклой задачи при выполнении условия Слейтера выполняется сильная двойственность.

Важно: Двойственная функция $g(\lambda, \nu)$ всегда вогнутая, двойственная задача — всегда выпуклая.

Двухстороннее разбиение: сильная двойственность для невыпуклой задачи



Линейное программирование (Лекция 8)

Задача LP

Стандартная форма:

$$c^T x \rightarrow \min \quad \text{s.t.} \quad Ax = b, \quad x \geq 0$$

Задача LP

Стандартная форма:

$$c^T x \rightarrow \min \quad \text{s.t.} \quad Ax = b, \quad x \geq 0$$

Каноническая форма:

$$c^T x \rightarrow \min \quad \text{s.t.} \quad Ax \leq b$$

Задача LP

Стандартная форма:

$$c^T x \rightarrow \min \quad \text{s.t.} \quad Ax = b, \quad x \geq 0$$

Каноническая форма:

$$c^T x \rightarrow \min \quad \text{s.t.} \quad Ax \leq b$$

Свойства:

- Допустимое множество — полиэдр (выпуклый многогранник)

Задача LP

Стандартная форма:

$$c^T x \rightarrow \min \quad \text{s.t.} \quad Ax = b, \quad x \geq 0$$

Каноническая форма:

$$c^T x \rightarrow \min \quad \text{s.t.} \quad Ax \leq b$$

Свойства:

- Допустимое множество — полиэдр (выпуклый многогранник)
- Оптимум достигается в вершине полиэдра

Задача LP

Стандартная форма:

$$c^T x \rightarrow \min \quad \text{s.t.} \quad Ax = b, \quad x \geq 0$$

Каноническая форма:

$$c^T x \rightarrow \min \quad \text{s.t.} \quad Ax \leq b$$

Свойства:

- Допустимое множество — полиэдр (выпуклый многогранник)
- Оптимум достигается в вершине полиэдра
- Решение: симплекс-метод или методы внутренней точки

Симплекс-метод (идея)

1. Начинаем с базисного допустимого решения (вершины)

Симплекс-метод (идея)

1. Начинаем с базисного допустимого решения (вершины)
2. Находим улучшающее направление вдоль ребра

Симплекс-метод (идея)

1. Начинаем с базисного допустимого решения (вершины)
2. Находим улучшающее направление вдоль ребра
3. Переходим к соседней вершине

Симплекс-метод (идея)

1. Начинаем с базисного допустимого решения (вершины)
2. Находим улучшающее направление вдоль ребра
3. Переходим к соседней вершине
4. Повторяем до достижения оптимума

Симплекс-метод (идея)

1. Начинаем с базисного допустимого решения (вершины)
2. Находим улучшающее направление вдоль ребра
3. Переходим к соседней вершине
4. Повторяем до достижения оптимума

Симплекс-метод (идея)

1. Начинаем с базисного допустимого решения (вершины)
2. Находим улучшающее направление вдоль ребра
3. Переходим к соседней вершине
4. Повторяем до достижения оптимума

Сложность:

- В худшем случае экспоненциальная

Симплекс-метод (идея)

1. Начинаем с базисного допустимого решения (вершины)
2. Находим улучшающее направление вдоль ребра
3. Переходим к соседней вершине
4. Повторяем до достижения оптимума

Сложность:

- В худшем случае экспоненциальная
- На практике обычно $O(m)$ итераций

Симплекс-метод (идея)

1. Начинаем с базисного допустимого решения (вершины)
2. Находим улучшающее направление вдоль ребра
3. Переходим к соседней вершине
4. Повторяем до достижения оптимума

Сложность:

- В худшем случае экспоненциальная
- На практике обычно $O(m)$ итераций
- LP разрешима за полиномиальное время (методы внутренней точки)

Двойственность в LP (Лекция 9)

Прямая и двойственная задачи LP

Прямая задача:

$$c^T x \rightarrow \min \quad \text{s.t.} \quad Ax \leq b$$

Прямая и двойственная задачи LP

Прямая задача:

$$c^T x \rightarrow \min \quad \text{s.t.} \quad Ax \leq b$$

Двойственная задача:

$$b^T y \rightarrow \max \quad \text{s.t.} \quad A^T y = c, \quad y \geq 0$$

Прямая и двойственная задачи LP

Прямая задача:

$$c^T x \rightarrow \min \quad \text{s.t.} \quad Ax \leq b$$

Двойственная задача:

$$b^T y \rightarrow \max \quad \text{s.t.} \quad A^T y = c, \quad y \geq 0$$

Сильная двойственность для LP: Если прямая задача имеет решение, то двойственная тоже, и $c^T x^* = b^T y^*$.

Теорема о максимальном потоке и минимальном разрезе

Max-flow min-cut: В задаче о максимальном s-t потоке в сети:

Максимальный s-t поток = Минимальная пропускная способность s-t разреза

Теорема о максимальном потоке и минимальном разрезе

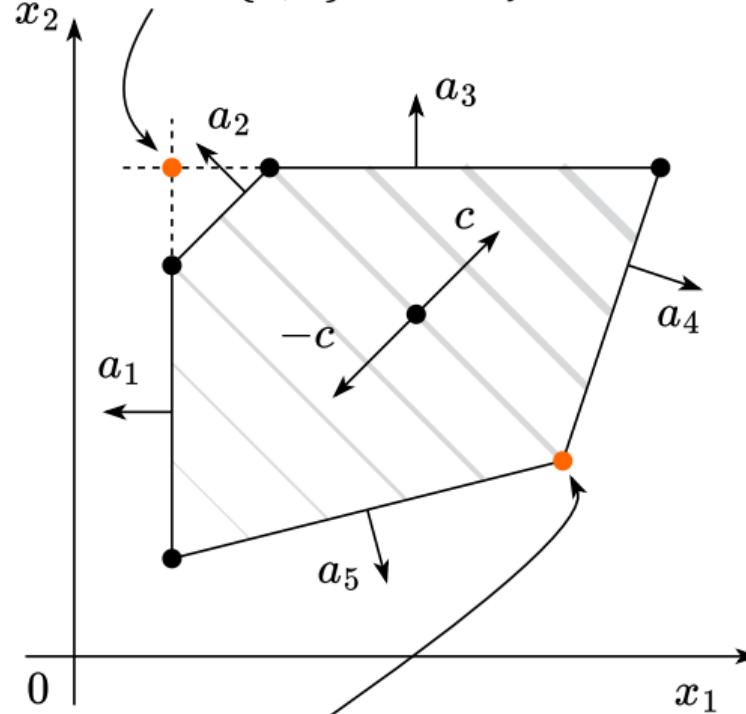
Max-flow min-cut: В задаче о максимальном s-t потоке в сети:

Максимальный s-t поток = Минимальная пропускная способность s-t разреза

Это следствие сильной двойственности LP!

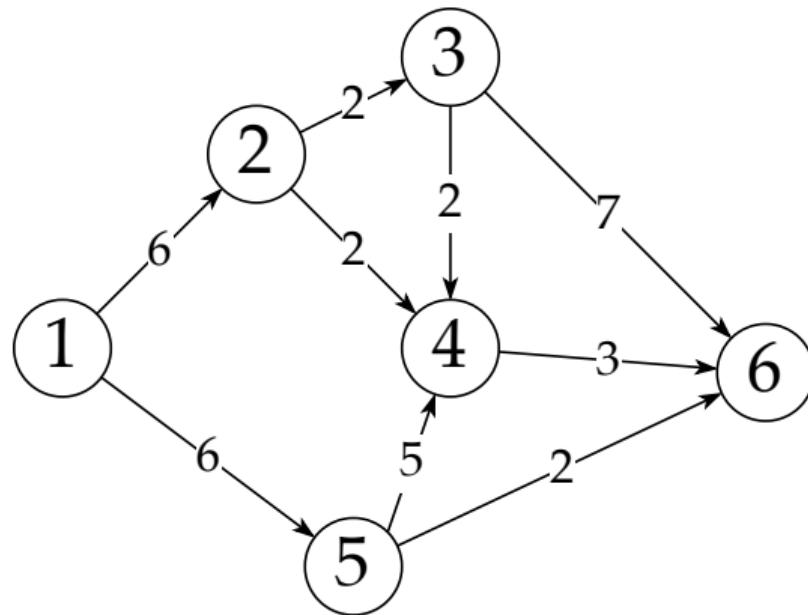
Геометрия линейного программирования

$\mathcal{B} = \{1, 3\}$ – Недопустимый базис



$\mathcal{B} = \{4, 5\}$ – Допустимый базис

Максимальный поток в сети



Классификация скоростей сходимости

Последовательность $\{x_k\}$ сходится к x^* со скоростью:

Классификация скоростей сходимости

Последовательность $\{x_k\}$ сходится к x^* со скоростью:

Сублинейная: $\|x_k - x^*\| \leq O(1/k^\alpha)$, $\alpha > 0$

Классификация скоростей сходимости

Последовательность $\{x_k\}$ сходится к x^* со скоростью:

Сублинейная: $\|x_k - x^*\| \leq O(1/k^\alpha)$, $\alpha > 0$

Линейная (геометрическая): $\|x_{k+1} - x^*\| \leq q \|x_k - x^*\|$, $q \in (0, 1)$

Классификация скоростей сходимости

Последовательность $\{x_k\}$ сходится к x^* со скоростью:

Сублинейная: $\|x_k - x^*\| \leq O(1/k^\alpha)$, $\alpha > 0$

Линейная (геометрическая): $\|x_{k+1} - x^*\| \leq q \|x_k - x^*\|$, $q \in (0, 1)$

Суперлинейная: $\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\|x_{k+1} - x^*\|}{\|x_k - x^*\|} = 0$

Классификация скоростей сходимости

Последовательность $\{x_k\}$ сходится к x^* со скоростью:

Сублинейная: $\|x_k - x^*\| \leq O(1/k^\alpha)$, $\alpha > 0$

Линейная (геометрическая): $\|x_{k+1} - x^*\| \leq q\|x_k - x^*\|$, $q \in (0, 1)$

Суперлинейная: $\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\|x_{k+1} - x^*\|}{\|x_k - x^*\|} = 0$

Квадратичная: $\|x_{k+1} - x^*\| \leq C\|x_k - x^*\|^2$

Одномерный поиск

Методы одномерной оптимизации:

- Дихотомия (бисекция)

Одномерный поиск

Методы одномерной оптимизации:

- Дихотомия (бисекция)
- Метод золотого сечения

Одномерный поиск

Методы одномерной оптимизации:

- Дихотомия (бисекция)
- Метод золотого сечения
- Метод парабол

Одномерный поиск

Методы одномерной оптимизации:

- Дихотомия (бисекция)
- Метод золотого сечения
- Метод парабол

Одномерный поиск

Методы одномерной оптимизации:

- Дихотомия (бисекция)
- Метод золотого сечения
- Метод парабол

Условия Вольфе (для выбора шага):

1. **Armijo:** $f(x_k + \alpha d_k) \leq f(x_k) + c_1 \alpha \langle \nabla f(x_k), d_k \rangle$

где $0 < c_1 < c_2 < 1$.

Одномерный поиск

Методы одномерной оптимизации:

- Дихотомия (бисекция)
- Метод золотого сечения
- Метод парабол

Условия Вольфе (для выбора шага):

1. **Armijo:** $f(x_k + \alpha d_k) \leq f(x_k) + c_1 \alpha \langle \nabla f(x_k), d_k \rangle$
2. **Кривизна:** $\langle \nabla f(x_k + \alpha d_k), d_k \rangle \geq c_2 \langle \nabla f(x_k), d_k \rangle$

где $0 < c_1 < c_2 < 1$.

Задача (скорости сходимости)

- i** Напишите асимптотическую верхнюю оценку числа итераций для достижения $f(x) - f^* \leq \varepsilon$:
- 1) Субградиентный метод, f выпукла, $\|\partial f(x)\|_2 \leq G$

Задача (скорости сходимости)

- i** Напишите асимптотическую верхнюю оценку числа итераций для достижения $f(x) - f^* \leq \varepsilon$:
- 1) Субградиентный метод, f выпукла, $\|\partial f(x)\|_2 \leq G$
 - 2) Градиентный спуск, f L -гладкая и μ -сильно выпукла

Задача (скорости сходимости)

- i** Напишите асимптотическую верхнюю оценку числа итераций для достижения $f(x) - f^* \leq \varepsilon$:
- 1) Субградиентный метод, f выпукла, $\|\partial f(x)\|_2 \leq G$
 - 2) Градиентный спуск, f L -гладкая и μ -сильно выпукла
 - 3) Heavy Ball для μ -сильно выпуклой квадратичной функции

Задача (скорости сходимости)

- i** Напишите асимптотическую верхнюю оценку числа итераций для достижения $f(x) - f^* \leq \varepsilon$:
- 1) Субградиентный метод, f выпукла, $\|\partial f(x)\|_2 \leq G$
 - 2) Градиентный спуск, f L -гладкая и μ -сильно выпукла
 - 3) Heavy Ball для μ -сильно выпуклой квадратичной функции
 - 4) Метод дихотомии для унимодальной функции

Задача (скорости сходимости)

- i** Напишите асимптотическую верхнюю оценку числа итераций для достижения $f(x) - f^* \leq \varepsilon$:
- 1) Субградиентный метод, f выпукла, $\|\partial f(x)\|_2 \leq G$
 - 2) Градиентный спуск, f L -гладкая и μ -сильно выпукла
 - 3) Heavy Ball для μ -сильно выпуклой квадратичной функции
 - 4) Метод дихотомии для унимодальной функции

Задача (скорости сходимости)

- i** Напишите асимптотическую верхнюю оценку числа итераций для достижения $f(x) - f^* \leq \varepsilon$:
- 1) Субградиентный метод, f выпукла, $\|\partial f(x)\|_2 \leq G$
 - 2) Градиентный спуск, f L -гладкая и μ -сильно выпукла
 - 3) Heavy Ball для μ -сильно выпуклой квадратичной функции
 - 4) Метод дихотомии для унимодальной функции

Решение:

- 1) $N = \mathcal{O}(1/\varepsilon^2)$ — сублинейная

Задача (скорости сходимости)

- i** Напишите асимптотическую верхнюю оценку числа итераций для достижения $f(x) - f^* \leq \varepsilon$:
- 1) Субградиентный метод, f выпукла, $\|\partial f(x)\|_2 \leq G$
 - 2) Градиентный спуск, f L -гладкая и μ -сильно выпукла
 - 3) Heavy Ball для μ -сильно выпуклой квадратичной функции
 - 4) Метод дихотомии для унимодальной функции

Решение:

- 1) $N = \mathcal{O}(1/\varepsilon^2)$ — сублинейная
- 2) $N = \mathcal{O}(\kappa \log(1/\varepsilon))$ — линейная

Задача (скорости сходимости)

- i** Напишите асимптотическую верхнюю оценку числа итераций для достижения $f(x) - f^* \leq \varepsilon$:
- 1) Субградиентный метод, f выпукла, $\|\partial f(x)\|_2 \leq G$
 - 2) Градиентный спуск, f L -гладкая и μ -сильно выпукла
 - 3) Heavy Ball для μ -сильно выпуклой квадратичной функции
 - 4) Метод дихотомии для унимодальной функции

Решение:

- 1) $N = \mathcal{O}(1/\varepsilon^2)$ — сублинейная
- 2) $N = \mathcal{O}(\kappa \log(1/\varepsilon))$ — линейная
- 3) $N = \mathcal{O}(\sqrt{\kappa} \log(1/\varepsilon))$ — ускоренная линейная

Задача (скорости сходимости)

Сх-са
линейно

метод дихотомии
метод золото сечения
метод парабол. интерпол.

LINE
SEARCH

i Напишите асимптотическую верхнюю оценку числа итераций для достижения $f(x) - f^* \leq \varepsilon$:

- 1) ~~Субградиентный спуск, выпукла $\|g_i(x)\|_2$~~ 18+
- 2) Градиентный спуск, f L -гладкая и μ -сильно выпукла
- 3) Heavy Ball для μ -сильно выпуклой квадратичной функции
- 4) Метод дихотомии для унимодальной функции

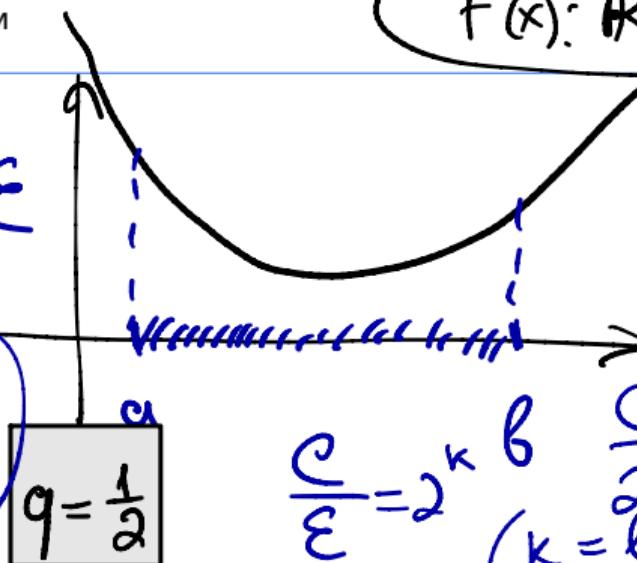
$f(x): \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$

Решение:

- 1) ~~Линейная~~
- 2) $N = \mathcal{O}(\kappa \log(1/\varepsilon))$ — линейная
- 3) $N = \mathcal{O}(\sqrt{\kappa} \log(1/\varepsilon))$ — ускоренная линейная
- 4) $N = \mathcal{O}(\log(1/\varepsilon))$ — логарифмическая

метод дихотомии

$$\|x_k - x^*\|_2 \leq \frac{C}{2^k}$$



$$\frac{C}{\varepsilon} = 2^k b \quad \left(k = \log_b \frac{C}{\varepsilon} \right)$$

если посл-ть v_k сх-ся линейно к нулю

, то колво итер, необх. для достичения

ϵ -точности:
лир.

Градиентный спуск (Лекция 11)

$$k \sim \log\left(\frac{1}{\epsilon}\right)$$

$$\epsilon \approx 10^{-3} \rightarrow \epsilon \approx 10^{-9}$$

$$k \doteq 3 \rightarrow k = 9$$

судлишее итера:

$$r_k = \frac{1}{k} = \epsilon$$

$$\Rightarrow k = \frac{1}{\epsilon}$$

Градиентный спуск (Лекция 11)

$$\epsilon = 10^{-3} \rightarrow \epsilon = 10^{-9}$$

$$k = 10^3 \rightarrow k = 10^9$$

Метод градиентного спуска

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

Метод градиентного спуска

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

Теорема (сходимость для L-гладких выпуклых функций):

При $\alpha = \frac{1}{L}$:

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

сублинейный
 $K \sim O\left(\frac{1}{\epsilon}\right)$

Метод градиентного спуска

ЛАЙФХАК :
если $f(x)$ — выпуклая, то

$f(x) + \frac{1}{2} \|x\|_2^2$ — сильно выпуклая

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



Вып.

Теорема (сходимость для L-гладких выпуклых функций):

При $\alpha = \frac{1}{L}$:

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

Теорема (сходимость для сильно выпуклых функций):

малких

сильно



Вып.

При $\alpha = \frac{1}{L}$ для μ -сильно выпуклых:

$$\|x_k - x^*\|^2 \leq \left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k \|x_0 - x^*\|^2$$

линейная

$$K \sim \log\left(\frac{1}{\epsilon}\right)$$

Задача (градиентный спуск для Ridge регрессии)

i Выпишите итерацию градиентного спуска и оценку скорости сходимости для:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2^2 + \lambda \|x\|_2^2$$

Задача (градиентный спуск для Ridge регрессии)

i Выпишите итерацию градиентного спуска и оценку скорости сходимости для:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2^2 + \lambda \|x\|_2^2$$

Решение: $\nabla f(x) = 2(A^T A + \lambda I)x - 2A^T b$

Задача (градиентный спуск для Ridge регрессии)

i Выпишите итерацию градиентного спуска и оценку скорости сходимости для:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2^2 + \lambda \|x\|_2^2$$

Решение: $\nabla f(x) = 2(A^T A + \lambda I)x - 2A^T b$

$$x_{k+1} = x_k - \alpha[(A^T A + \lambda I)x_k - A^T b]$$

Задача (градиентный спуск для Ridge регрессии)

i Выпишите итерацию градиентного спуска и оценку скорости сходимости для:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2^2 + \lambda \|x\|_2^2$$

Решение: $\nabla f(x) = 2(A^T A + \lambda I)x - 2A^T b$

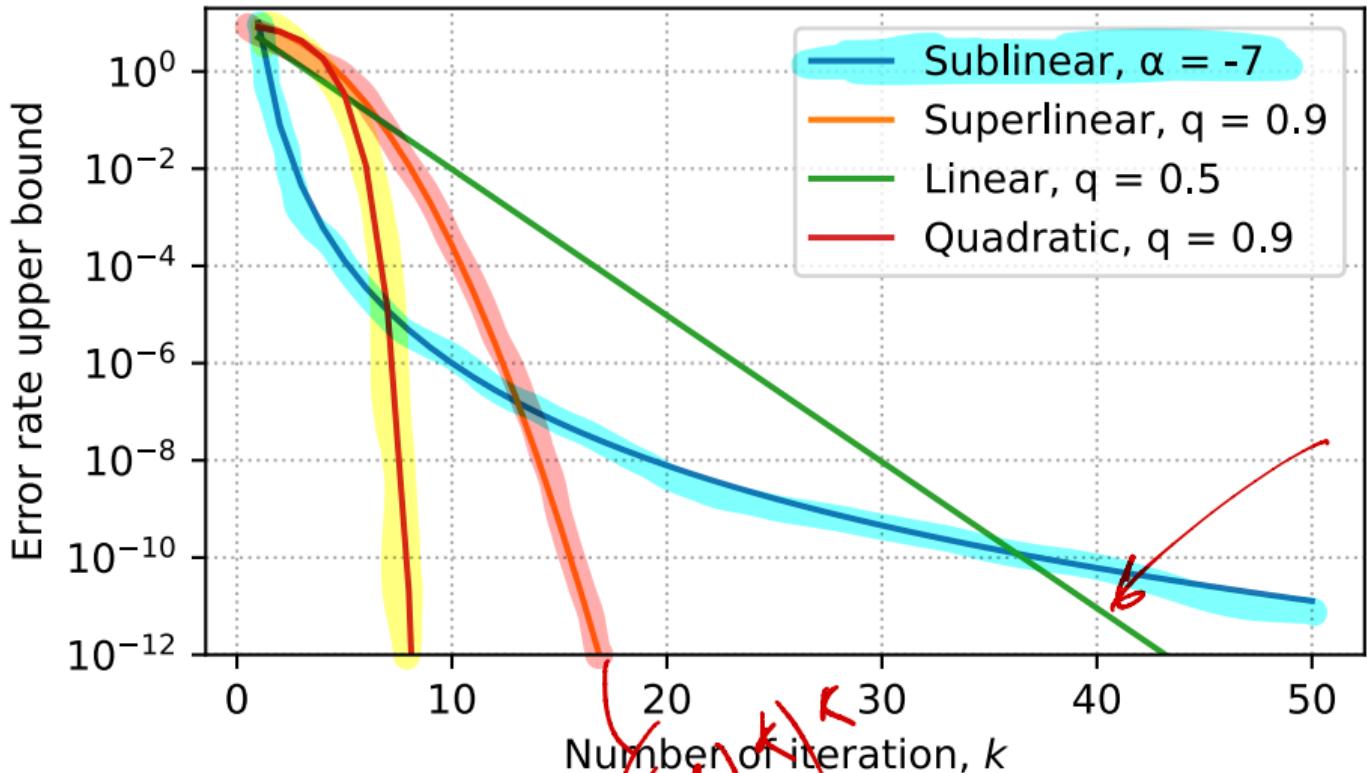
$$x_{k+1} = x_k - \alpha[(A^T A + \lambda I)x_k - A^T b]$$

Число обусловленности: $\kappa = \frac{\lambda_{\max}(A^T A) + \lambda}{\lambda_{\min}(A^T A) + \lambda}$

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

Типы скоростей сходимости

$$x_k \rightarrow x^*$$



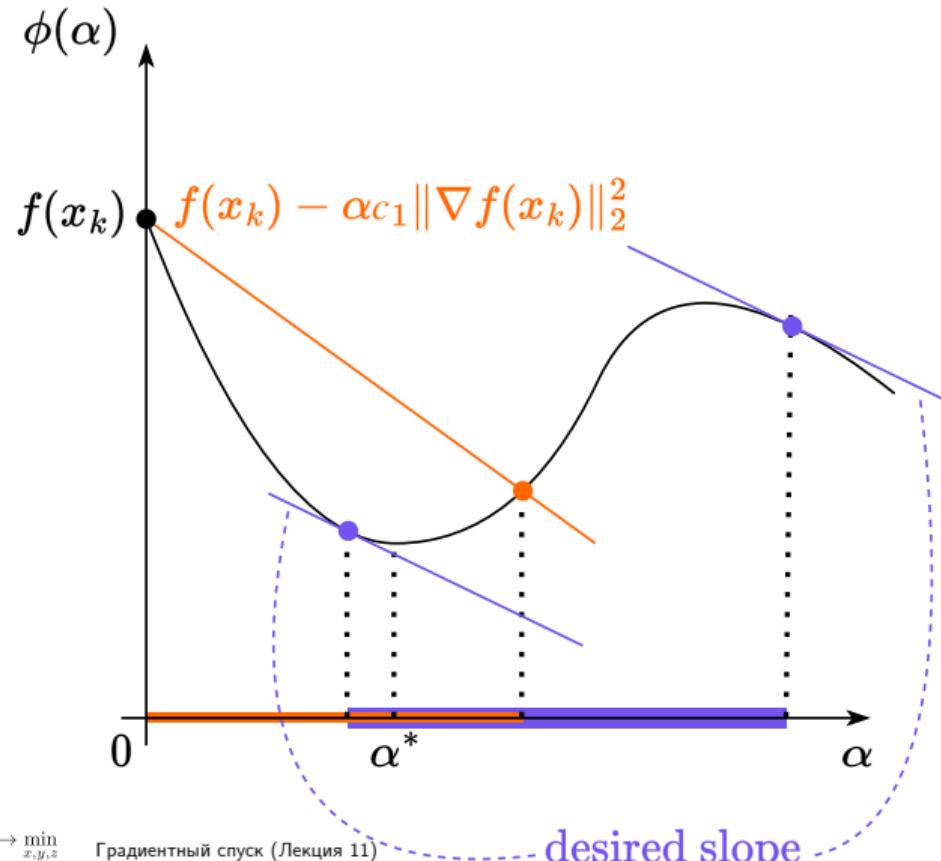
$$r_k = \|x_k - x^*\|$$

$$r_k = |f(x_k) - f^*|$$

$$r_k = \left(\frac{1}{2}\right)^k$$

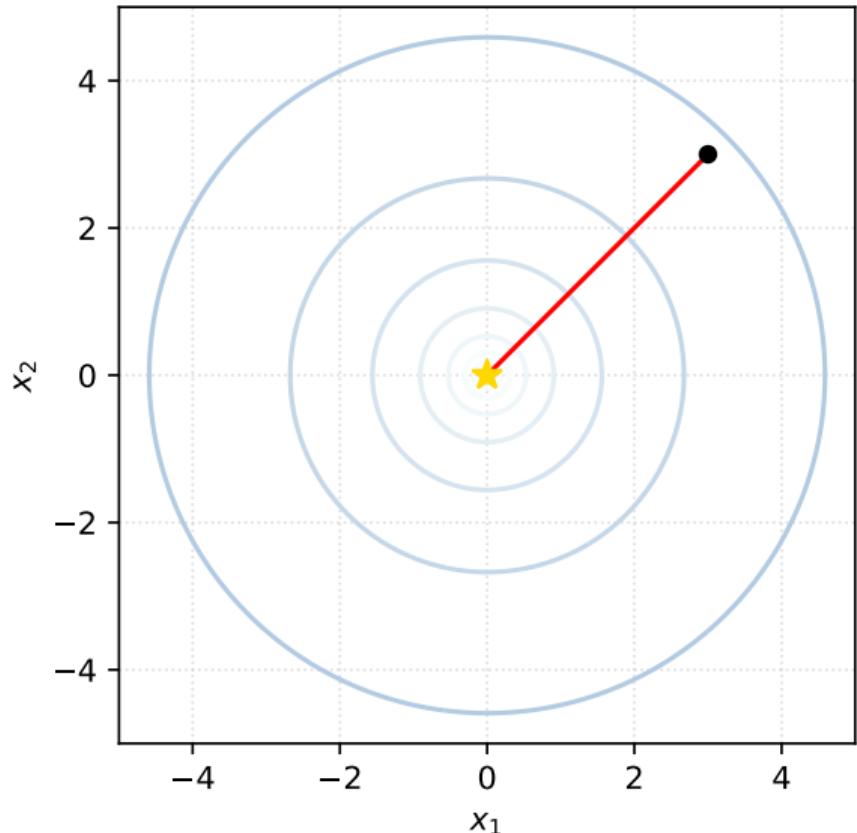
$(\frac{1}{2})^k$

Условия Вольфе

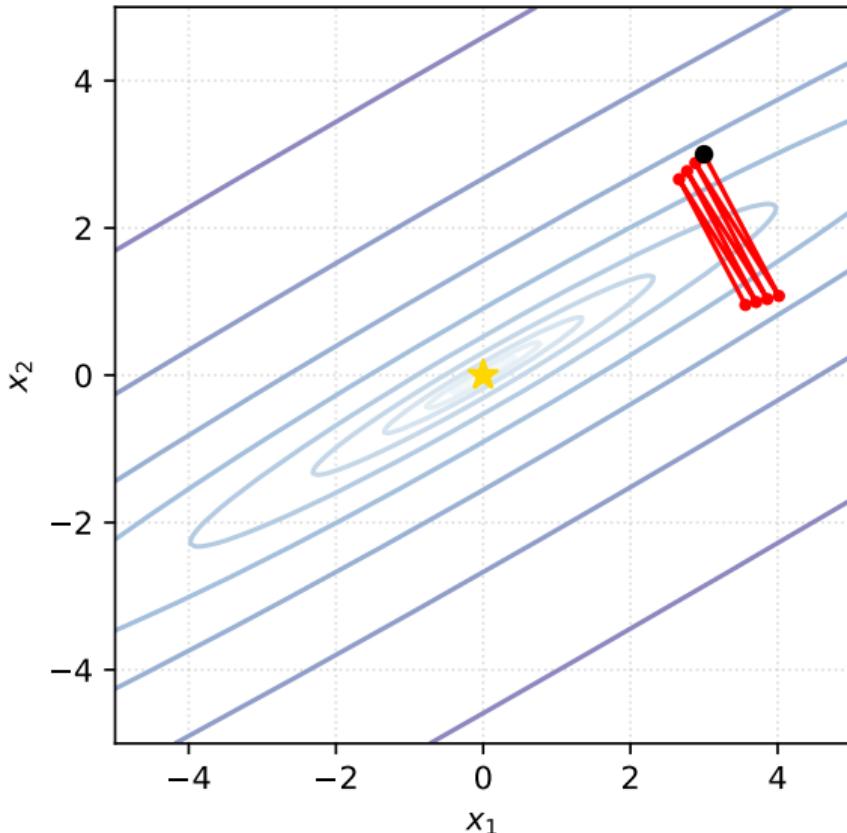


Влияние числа обусловленности на градиентный спуск

$$\kappa = 1.0$$



$$\kappa = 100.0$$



Метод	Гладкая выпуклая	Гладкая сильно выпуклая	$\lambda = \frac{L}{\mu}$
GD:	$O\left(\frac{1}{\epsilon}\right)$	$O\left(x \cdot \log \frac{1}{\epsilon}\right)$	
NAG:	$O\left(\frac{1}{\sqrt{\epsilon}}\right)$	$O\left(\sqrt{x} \log \frac{1}{\epsilon}\right)$	

Нижние оценки и ускорение (Лекция 12)



Nesterov
Accelerated
Gradient

Нижние оценки для методов первого порядка

Теорема (Нестеров): Для любого метода первого порядка существует L -гладкая μ -сильно выпуклая функция такая, что:

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

Нижние оценки для методов первого порядка

Теорема (Нестеров): Для любого метода первого порядка существует L -гладкая μ -сильно выпуклая функция такая, что:

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

Сравните с GD: $\left(1 - \frac{1}{\kappa}\right)^k$ vs оптимальное $\left(1 - \frac{2}{\sqrt{\kappa}}\right)^k$

Ускоренный градиентный метод Нестерова

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

Ускоренный градиентный метод Нестерова

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

Теорема: Для L -гладких выпуклых функций:

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

Ускоренный градиентный метод Нестерова

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

Теорема: Для L -гладких выпуклых функций:

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

Это **оптимальная** скорость для методов первого порядка!

Метод тяжёлого шарика (Heavy Ball)

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

Метод тяжёлого шарика (Heavy Ball)

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

Оптимальные параметры для квадратичных функций:

$$\alpha = \frac{4}{(\sqrt{L} + \sqrt{\mu})^2}, \quad \beta = \left(\frac{\sqrt{\kappa} - 1}{\sqrt{\kappa} + 1} \right)^2$$

Задача (Heavy Ball)

i Для $f(x) = \frac{\lambda}{2}x^2$ ($\lambda > 0$, $x \in \mathbb{R}$) и Heavy Ball $x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1})$:

1) Запишите итерацию в матричном виде $\begin{pmatrix} x_{k+1} \\ x_k \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} x_k \\ x_{k-1} \end{pmatrix}$

Задача (Heavy Ball)

i Для $f(x) = \frac{\lambda}{2}x^2$ ($\lambda > 0$, $x \in \mathbb{R}$) и Heavy Ball $x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1})$:

1) Запишите итерацию в матричном виде $\begin{pmatrix} x_{k+1} \\ x_k \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} x_k \\ x_{k-1} \end{pmatrix}$

2) При $\alpha = 1/\lambda$ найдите собственные числа T . При каких β метод сходится?

Задача (Heavy Ball)

i Для $f(x) = \frac{\lambda}{2}x^2$ ($\lambda > 0$, $x \in \mathbb{R}$) и Heavy Ball $x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1})$:

1) Запишите итерацию в матричном виде $\begin{pmatrix} x_{k+1} \\ x_k \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} x_k \\ x_{k-1} \end{pmatrix}$

2) При $\alpha = 1/\lambda$ найдите собственные числа T . При каких β метод сходится?

Задача (Heavy Ball)

i Для $f(x) = \frac{\lambda}{2}x^2$ ($\lambda > 0$, $x \in \mathbb{R}$) и Heavy Ball $x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1})$:

1) Запишите итерацию в матричном виде $\begin{pmatrix} x_{k+1} \\ x_k \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} x_k \\ x_{k-1} \end{pmatrix}$

2) При $\alpha = 1/\lambda$ найдите собственные числа T . При каких β метод сходится?

Решение: 1) $T = \begin{pmatrix} 1 - \alpha\lambda + \beta & -\beta \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$. При $\alpha = 1/\lambda$: $T = \begin{pmatrix} \beta & -\beta \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$

Задача (Heavy Ball)

i Для $f(x) = \frac{\lambda}{2}x^2$ ($\lambda > 0$, $x \in \mathbb{R}$) и Heavy Ball $x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k) + \beta(x_k - x_{k-1})$:

1) Запишите итерацию в матричном виде $\begin{pmatrix} x_{k+1} \\ x_k \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} x_k \\ x_{k-1} \end{pmatrix}$

2) При $\alpha = 1/\lambda$ найдите собственные числа T . При каких β метод сходится?

Решение: 1) $T = \begin{pmatrix} 1 - \alpha\lambda + \beta & -\beta \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$. При $\alpha = 1/\lambda$: $T = \begin{pmatrix} \beta & -\beta \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$

2) Характеристическое уравнение: $r^2 - \beta r + \beta = 0$, откуда $r_{1,2} = \frac{\beta \pm \sqrt{\beta^2 - 4\beta}}{2}$

Условие сходимости $|r_{1,2}| < 1$ выполняется при $-\frac{1}{2} < \beta < 1$.

Метод сопряжённых градиентов (Лекция 13)

Идея метода

Для квадратичной функции $f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - b^T x, A \succ 0$:

Идея метода

Для квадратичной функции $f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - b^T x, A \succ 0$:

A -сопряжённость (ортогональность):

$$\langle d_i, d_j \rangle_A = d_i^T A d_j = 0 \quad \text{для } i \neq j$$

Идея метода

Для квадратичной функции $f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - b^T x$, $A \succ 0$:

A -сопряжённость (ортогональность):

$$\langle d_i, d_j \rangle_A = d_i^T A d_j = 0 \quad \text{для } i \neq j$$

Теорема: Метод сопряжённых градиентов сходится **не более чем за n итераций** для квадратичной функции в \mathbb{R}^n .

Алгоритм сопряжённых градиентов

1. $r_0 = b - Ax_0, d_0 = r_0$

Алгоритм сопряжённых градиентов

1. $r_0 = b - Ax_0, d_0 = r_0$
2. Для $k = 0, 1, \dots$:

Алгоритм сопряжённых градиентов

1. $r_0 = b - Ax_0, d_0 = r_0$

2. Для $k = 0, 1, \dots$:

- $\alpha_k = \frac{r_k^T r_k}{d_k^T A d_k}$

Алгоритм сопряжённых градиентов

1. $r_0 = b - Ax_0, d_0 = r_0$

2. Для $k = 0, 1, \dots$:

- $\alpha_k = \frac{r_k^T r_k}{d_k^T A d_k}$

- $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$

Алгоритм сопряжённых градиентов

1. $r_0 = b - Ax_0, d_0 = r_0$

2. Для $k = 0, 1, \dots$:

- $\alpha_k = \frac{r_k^T r_k}{d_k^T A d_k}$
- $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
- $r_{k+1} = r_k - \alpha_k A d_k$

Алгоритм сопряжённых градиентов

1. $r_0 = b - Ax_0, d_0 = r_0$

2. Для $k = 0, 1, \dots$:

- $\alpha_k = \frac{r_k^T r_k}{d_k^T A d_k}$
- $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
- $r_{k+1} = r_k - \alpha_k A d_k$
- $\beta_k = \frac{r_{k+1}^T r_{k+1}}{r_k^T r_k}$

Алгоритм сопряжённых градиентов

1. $r_0 = b - Ax_0, d_0 = r_0$

2. Для $k = 0, 1, \dots$:

- $\alpha_k = \frac{r_k^T r_k}{d_k^T A d_k}$
- $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
- $r_{k+1} = r_k - \alpha_k A d_k$
- $\beta_k = \frac{r_{k+1}^T r_{k+1}}{r_k^T r_k}$
- $d_{k+1} = r_{k+1} + \beta_k d_k$

Алгоритм сопряжённых градиентов

1. $r_0 = b - Ax_0, d_0 = r_0$

2. Для $k = 0, 1, \dots$:

- $\alpha_k = \frac{r_k^T r_k}{d_k^T A d_k}$
- $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
- $r_{k+1} = r_k - \alpha_k A d_k$
- $\beta_k = \frac{r_{k+1}^T r_{k+1}}{r_k^T r_k}$
- $d_{k+1} = r_{k+1} + \beta_k d_k$

Алгоритм сопряжённых градиентов

1. $r_0 = b - Ax_0, d_0 = r_0$

2. Для $k = 0, 1, \dots$:

- $\alpha_k = \frac{r_k^T r_k}{d_k^T A d_k}$
- $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
- $r_{k+1} = r_k - \alpha_k A d_k$
- $\beta_k = \frac{r_{k+1}^T r_{k+1}}{r_k^T r_k}$
- $d_{k+1} = r_{k+1} + \beta_k d_k$

Преимущества:

- Не нужно хранить матрицу A (только умножение Av)

Алгоритм сопряжённых градиентов

1. $r_0 = b - Ax_0, d_0 = r_0$

2. Для $k = 0, 1, \dots$:

- $\alpha_k = \frac{r_k^T r_k}{d_k^T A d_k}$
- $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
- $r_{k+1} = r_k - \alpha_k A d_k$
- $\beta_k = \frac{r_{k+1}^T r_{k+1}}{r_k^T r_k}$
- $d_{k+1} = r_{k+1} + \beta_k d_k$

Преимущества:

- Не нужно хранить матрицу A (только умножение Av)
- Для разреженных систем: $O(n)$ операций на итерацию

Алгоритм сопряжённых градиентов

1. $r_0 = b - Ax_0, d_0 = r_0$

2. Для $k = 0, 1, \dots$:

- $\alpha_k = \frac{r_k^T r_k}{d_k^T A d_k}$
- $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
- $r_{k+1} = r_k - \alpha_k A d_k$
- $\beta_k = \frac{r_{k+1}^T r_{k+1}}{r_k^T r_k}$
- $d_{k+1} = r_{k+1} + \beta_k d_k$

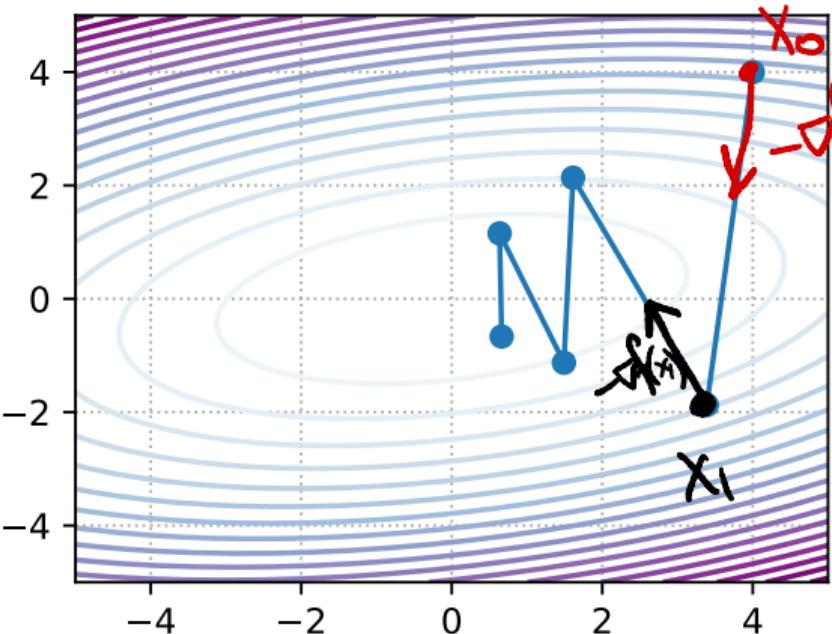
Преимущества:

- Не нужно хранить матрицу A (только умножение Av)
- Для разреженных систем: $O(n)$ операций на итерацию
- На практике сходится быстрее, чем за n итераций

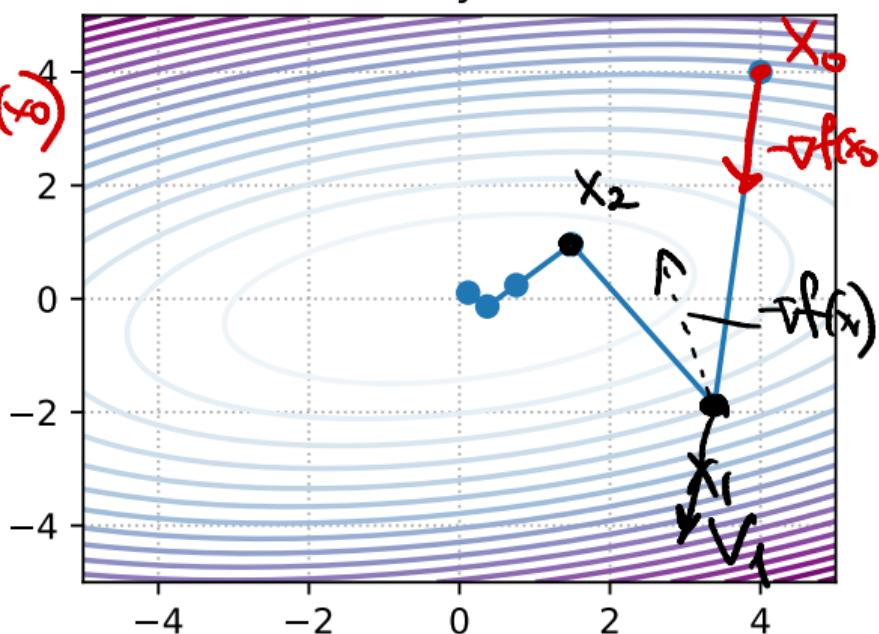
Градиентный спуск vs Метод тяжёлого шарика

8

Gradient Descent

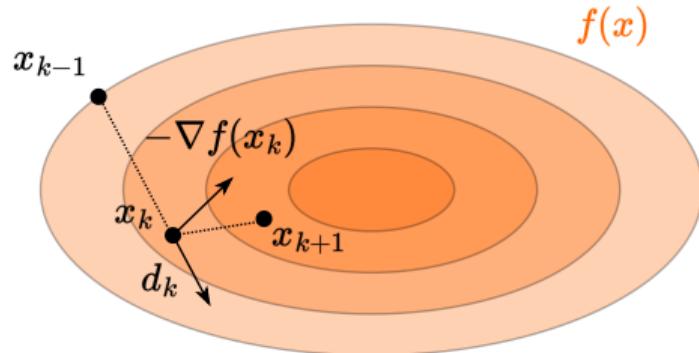


Heavy Ball

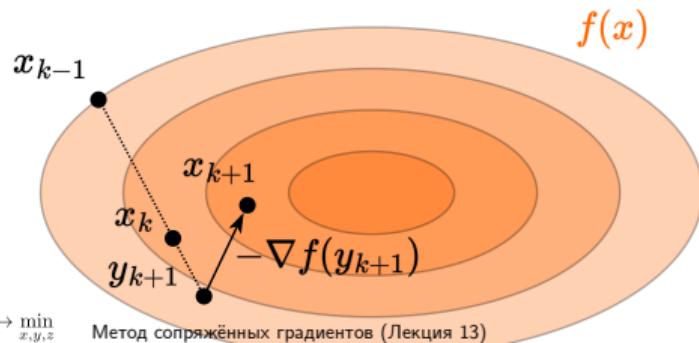


Ускоренный градиентный метод

Polyak momentum



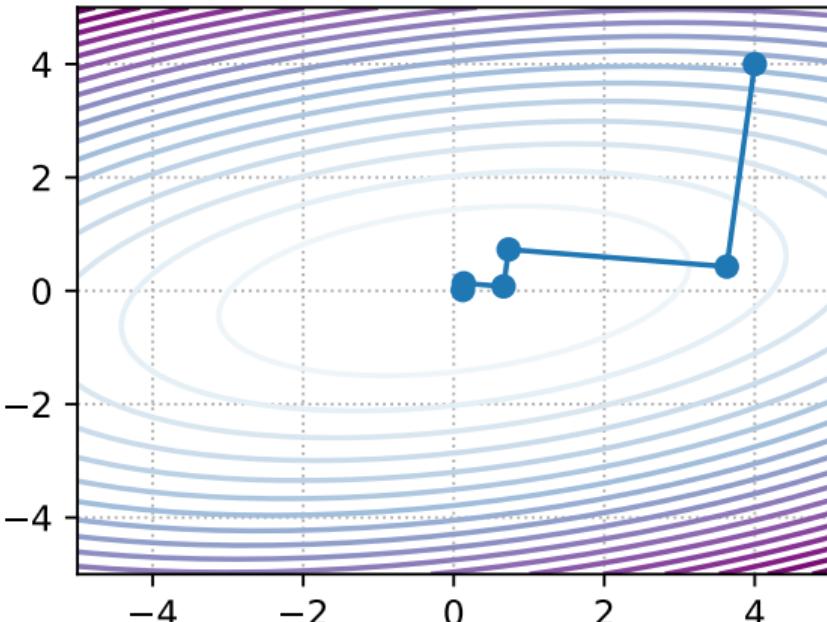
Nesterov momentum



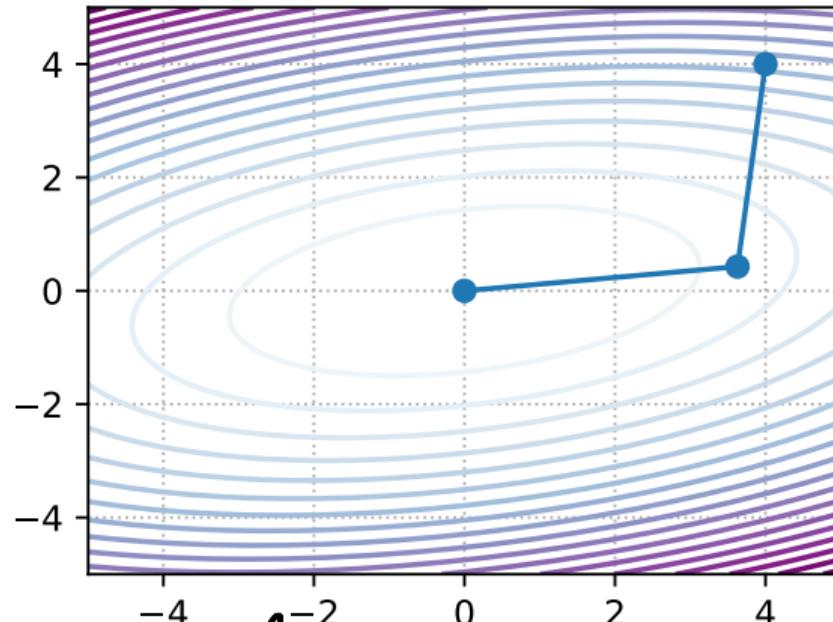
Градиентный спуск vs Метод сопряжённых градиентов

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

Steepest Descent



Conjugate Gradient



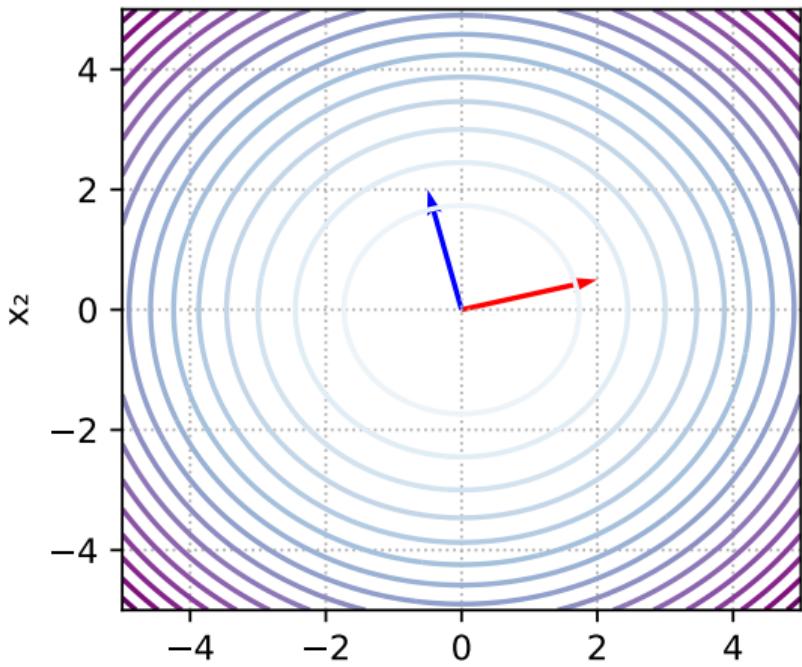
- Сходится не более, чем за n шагов
- Стоимость итерации = стоимость GD

A-ортогональность

v_1 and v_2 are orthogonal

$$v_1^T v_2 = 0.00$$

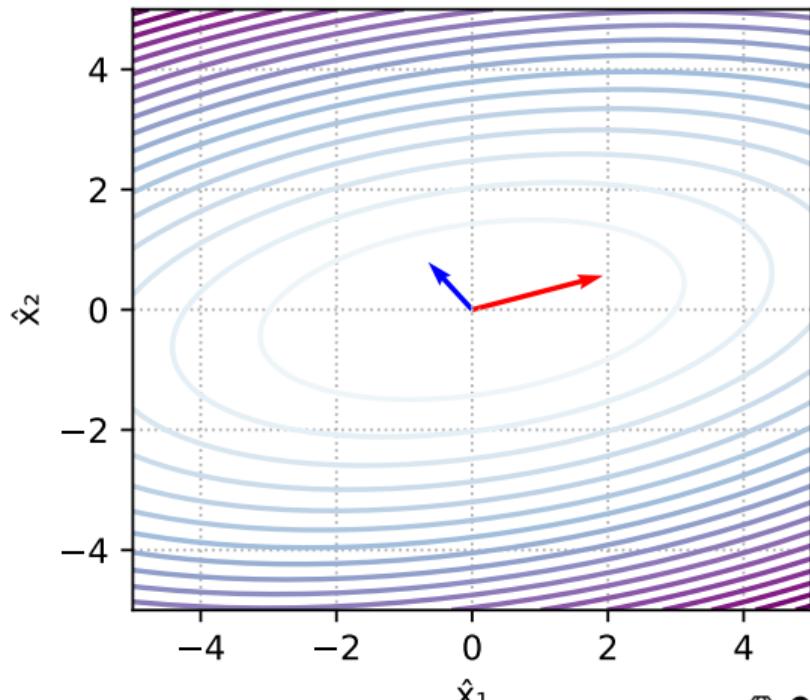
$$v_1^T A v_2 = 1.19$$



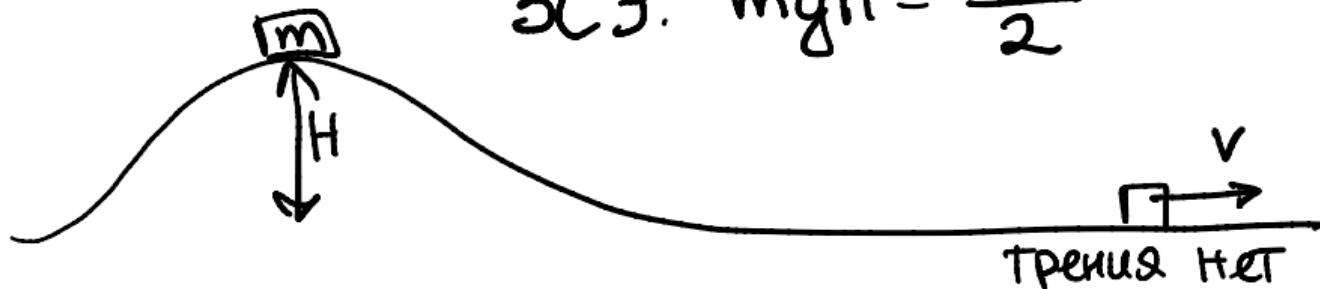
\hat{v}_1 and \hat{v}_2 are A -orthogonal

$$\hat{v}_1^T \hat{v}_2 = -0.80$$

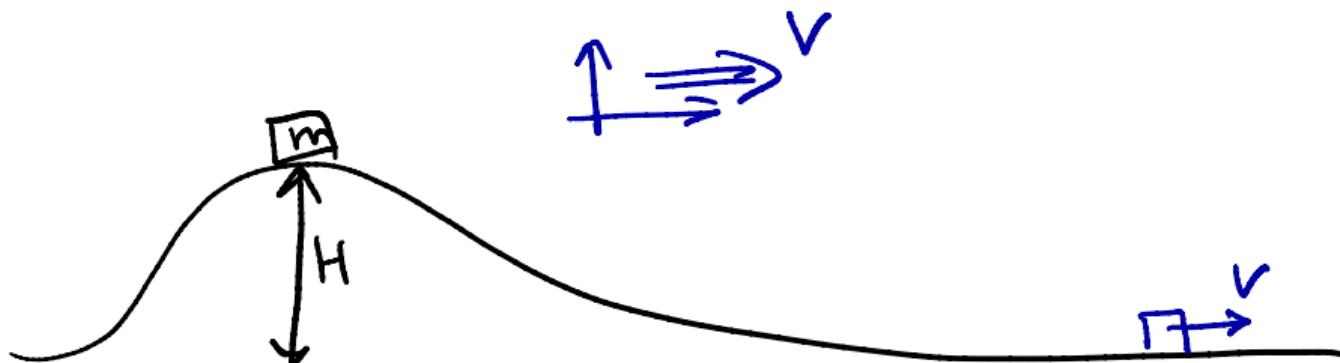
$$\hat{v}_1^T A \hat{v}_2 = -0.00$$



$$3C3: mgH = \frac{mv^2}{2}$$



Newton method

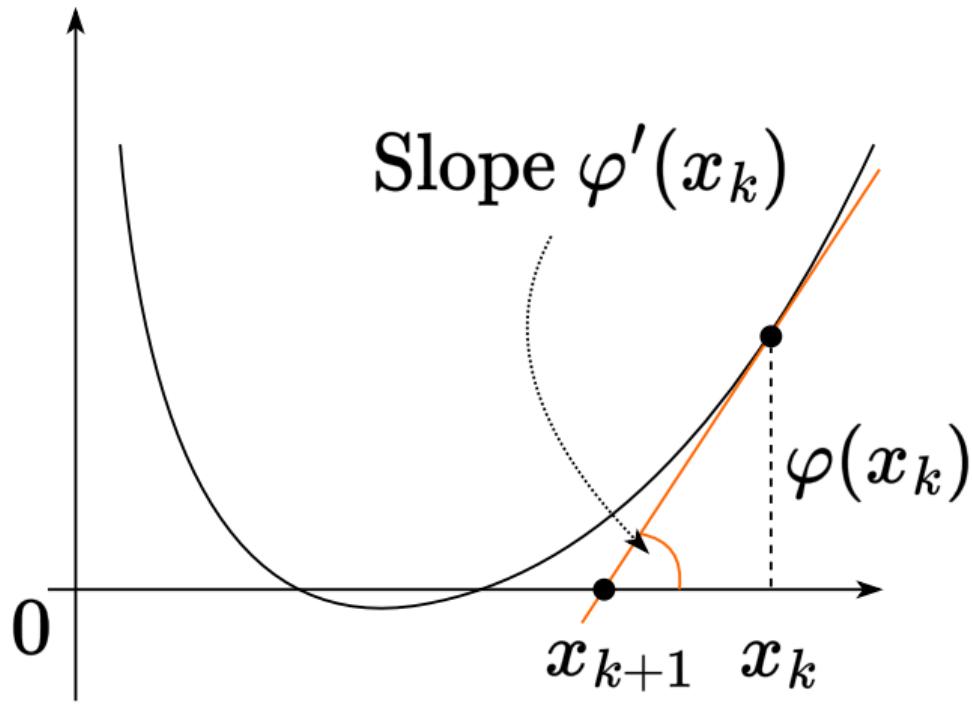


3C3 B $\uparrow \Rightarrow v$

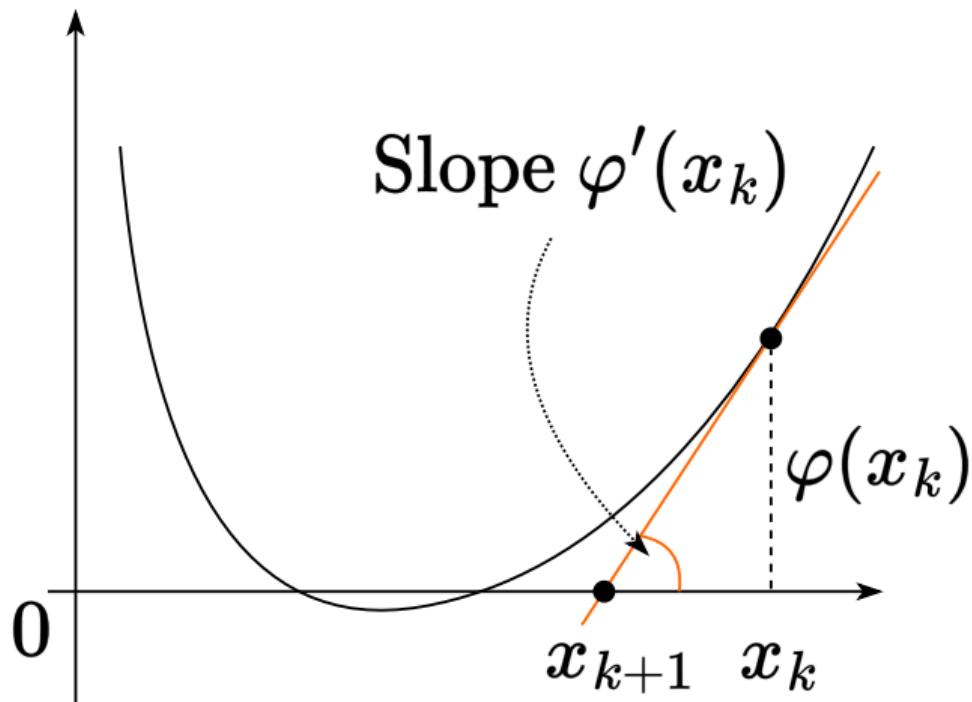
$$\frac{mv^2}{2} + mgH = 0$$

Idea of Newton method of root finding

Consider the function $\varphi(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$.

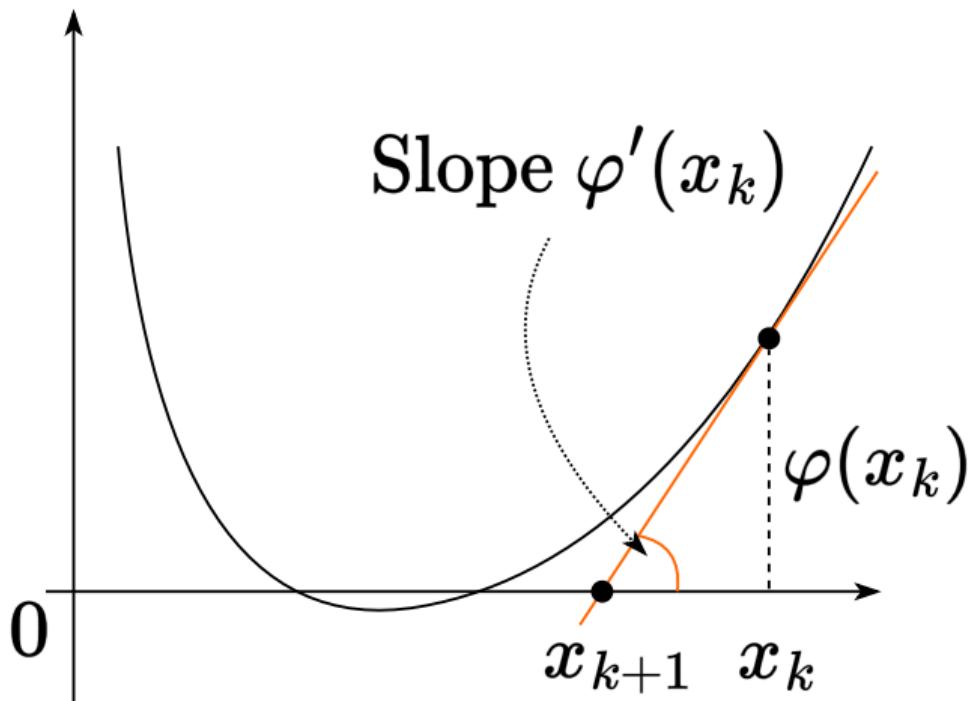


Idea of Newton method of root finding



Consider the function $\varphi(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$.
The whole idea came from building a linear approximation at the point x_k and find its root, which will be the new iteration point:

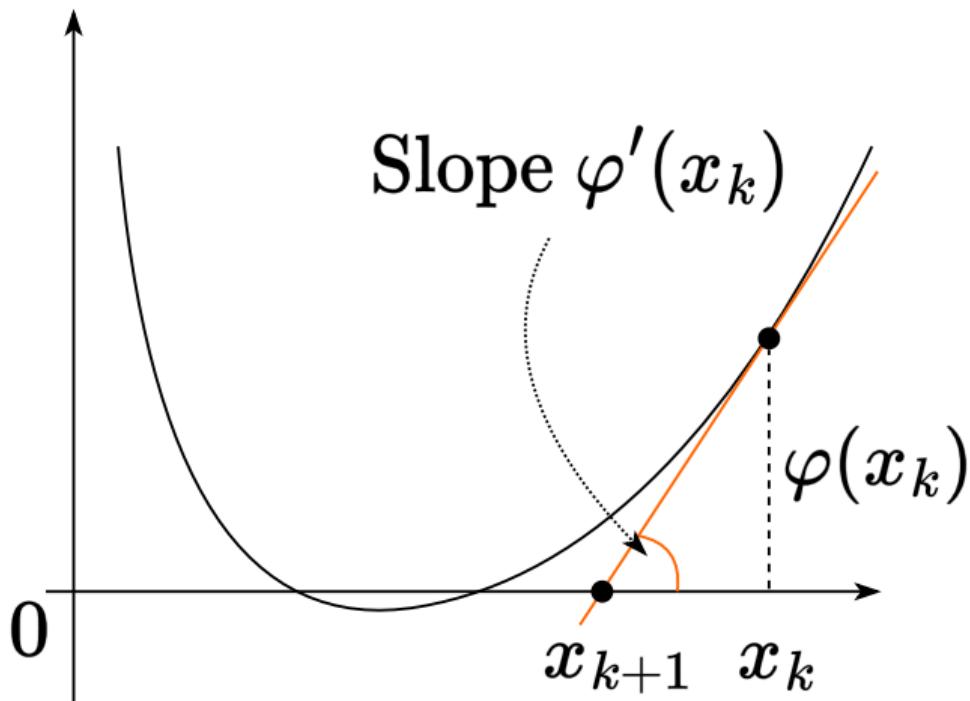
Idea of Newton method of root finding



Consider the function $\varphi(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$.
The whole idea came from building a linear approximation at the point x_k and find its root, which will be the new iteration point:

$$\varphi'(x_k) = \frac{\varphi(x_k)}{x_{k+1} - x_k}$$

Idea of Newton method of root finding

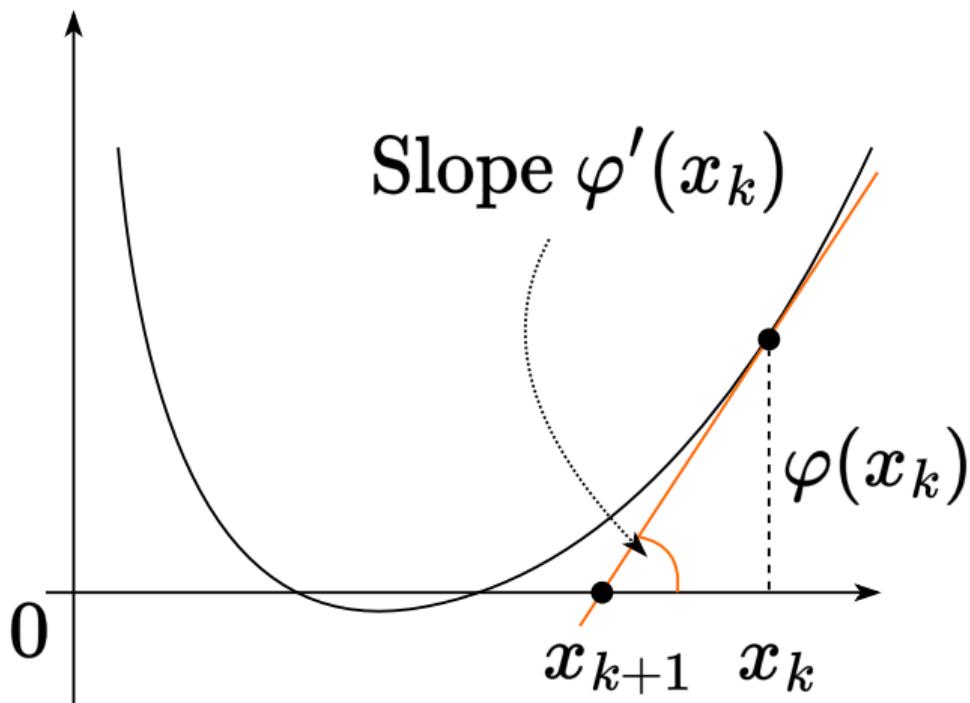


Consider the function $\varphi(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$.
The whole idea came from building a linear approximation at the point x_k and find its root, which will be the new iteration point:

$$\varphi'(x_k) = \frac{\varphi(x_k)}{x_{k+1} - x_k}$$

We get an iterative scheme:

Idea of Newton method of root finding



Consider the function $\varphi(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$. The whole idea came from building a linear approximation at the point x_k and find its root, which will be the new iteration point:

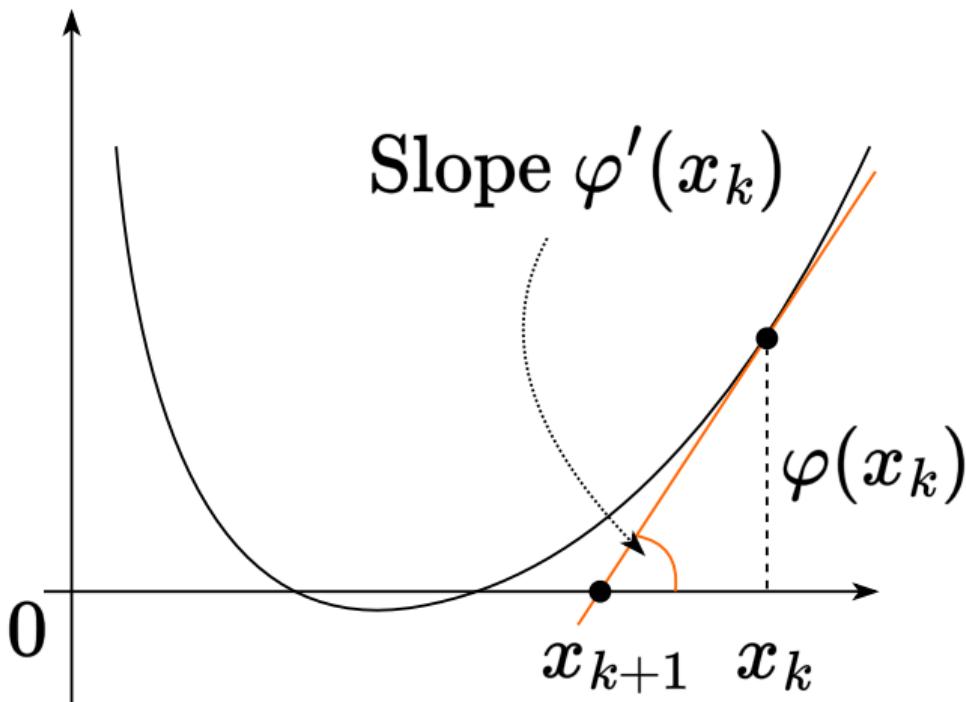
$$\varphi'(x_k) = \frac{\varphi(x_k)}{x_{k+1} - x_k}$$

We get an iterative scheme:

$$x_{k+1} = x_k - \frac{\varphi(x_k)}{\varphi'(x_k)}.$$

¹Literally we aim to solve the problem of finding stationary points $\nabla f(x) = 0$

Idea of Newton method of root finding



Consider the function $\varphi(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$.
The whole idea came from building a linear approximation at the point x_k and find its root, which will be the new iteration point:

$$\varphi'(x_k) = \frac{\varphi(x_k)}{x_{k+1} - x_k}$$

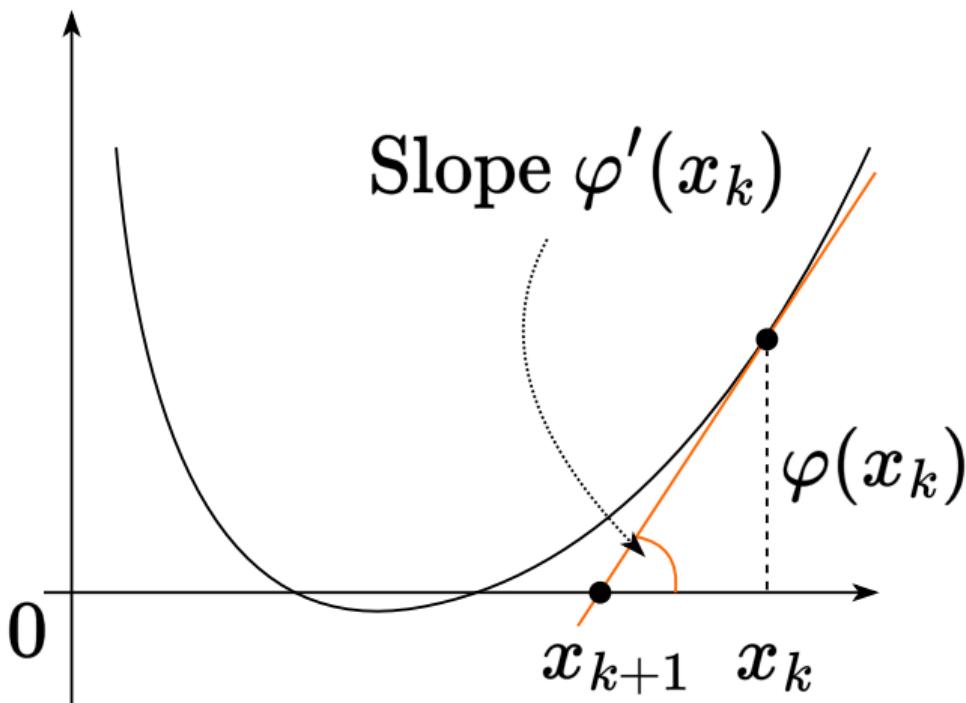
We get an iterative scheme:

$$x_{k+1} = x_k - \frac{\varphi(x_k)}{\varphi'(x_k)}.$$

Which will become a Newton optimization method in case $f'(x) = \varphi(x)$ ¹:

¹Literally we aim to solve the problem of finding stationary points $\nabla f(x) = 0$

Idea of Newton method of root finding



Consider the function $\varphi(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$. The whole idea came from building a linear approximation at the point x_k and find its root, which will be the new iteration point:

$$\varphi'(x_k) = \frac{\varphi(x_k)}{x_{k+1} - x_k}$$

We get an iterative scheme:

$$x_{k+1} = x_k - \frac{\varphi(x_k)}{\varphi'(x_k)}.$$

Which will become a Newton optimization method in case $f'(x) = \varphi(x)$ ¹:

$$x_{k+1} = x_k - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k)$$

¹Literally we aim to solve the problem of finding stationary points $\nabla f(x) = 0$

Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer

Let us now have the function $f(x)$ and a certain point x_k . Let us consider the quadratic approximation of this function near x_k :

Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer

Let us now have the function $f(x)$ and a certain point x_k . Let us consider the quadratic approximation of this function near x_k :

$$f_{x_k}^{II}(x) = f(x_k) + \langle \nabla f(x_k), x - x_k \rangle + \frac{1}{2} \langle \nabla^2 f(x_k)(x - x_k), x - x_k \rangle.$$

Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer

Let us now have the function $f(x)$ and a certain point x_k . Let us consider the quadratic approximation of this function near x_k :

$$f_{x_k}^{II}(x) = f(x_k) + \langle \nabla f(x_k), x - x_k \rangle + \frac{1}{2} \langle \nabla^2 f(x_k)(x - x_k), x - x_k \rangle.$$

The idea of the method is to find the point x_{k+1} , that minimizes the function $f_{x_k}^{II}(x)$, i.e. $\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = 0$.

Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer

Let us now have the function $f(x)$ and a certain point x_k . Let us consider the quadratic approximation of this function near x_k :

$$f_{x_k}^{II}(x) = f(x_k) + \langle \nabla f(x_k), x - x_k \rangle + \frac{1}{2} \langle \nabla^2 f(x_k)(x - x_k), x - x_k \rangle.$$

The idea of the method is to find the point x_{k+1} , that minimizes the function $f_{x_k}^{II}(x)$, i.e. $\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = 0$.

$$\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = \nabla f(x_k) + \nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) = 0$$

Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer

Let us now have the function $f(x)$ and a certain point x_k . Let us consider the quadratic approximation of this function near x_k :

$$f_{x_k}^{II}(x) = f(x_k) + \langle \nabla f(x_k), x - x_k \rangle + \frac{1}{2} \langle \nabla^2 f(x_k)(x - x_k), x - x_k \rangle.$$

The idea of the method is to find the point x_{k+1} , that minimizes the function $f_{x_k}^{II}(x)$, i.e. $\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = 0$.

$$\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = \nabla f(x_k) + \nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) = 0$$

$$\nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) = -\nabla f(x_k)$$

Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer

Let us now have the function $f(x)$ and a certain point x_k . Let us consider the quadratic approximation of this function near x_k :

$$f_{x_k}^{II}(x) = f(x_k) + \langle \nabla f(x_k), x - x_k \rangle + \frac{1}{2} \langle \nabla^2 f(x_k)(x - x_k), x - x_k \rangle.$$

The idea of the method is to find the point x_{k+1} , that minimizes the function $f_{x_k}^{II}(x)$, i.e. $\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = 0$.

$$\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = \nabla f(x_k) + \nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) = 0$$

$$\nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) = -\nabla f(x_k)$$

$$[\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) = -[\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k)$$

Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer

Let us now have the function $f(x)$ and a certain point x_k . Let us consider the quadratic approximation of this function near x_k :

$$f_{x_k}^{II}(x) = f(x_k) + \langle \nabla f(x_k), x - x_k \rangle + \frac{1}{2} \langle \nabla^2 f(x_k)(x - x_k), x - x_k \rangle.$$

The idea of the method is to find the point x_{k+1} , that minimizes the function $f_{x_k}^{II}(x)$, i.e. $\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = 0$.

$$\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = \nabla f(x_k) + \nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) = 0$$

$$\nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) = -\nabla f(x_k)$$

$$[\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) = -[\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k)$$

$$x_{k+1} = x_k - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k).$$

Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer

Let us now have the function $f(x)$ and a certain point x_k . Let us consider the quadratic approximation of this function near x_k :

$$f_{x_k}^{II}(x) = f(x_k) + \langle \nabla f(x_k), x - x_k \rangle + \frac{1}{2} \langle \nabla^2 f(x_k)(x - x_k), x - x_k \rangle.$$

The idea of the method is to find the point x_{k+1} , that minimizes the function $f_{x_k}^{II}(x)$, i.e. $\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = 0$.

$$\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = \nabla f(x_k) + \nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) = 0$$

$$\nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) = -\nabla f(x_k)$$

$$[\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) = -[\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k)$$

$$x_{k+1} = x_k - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k).$$

Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer

Let us now have the function $f(x)$ and a certain point x_k . Let us consider the quadratic approximation of this function near x_k :

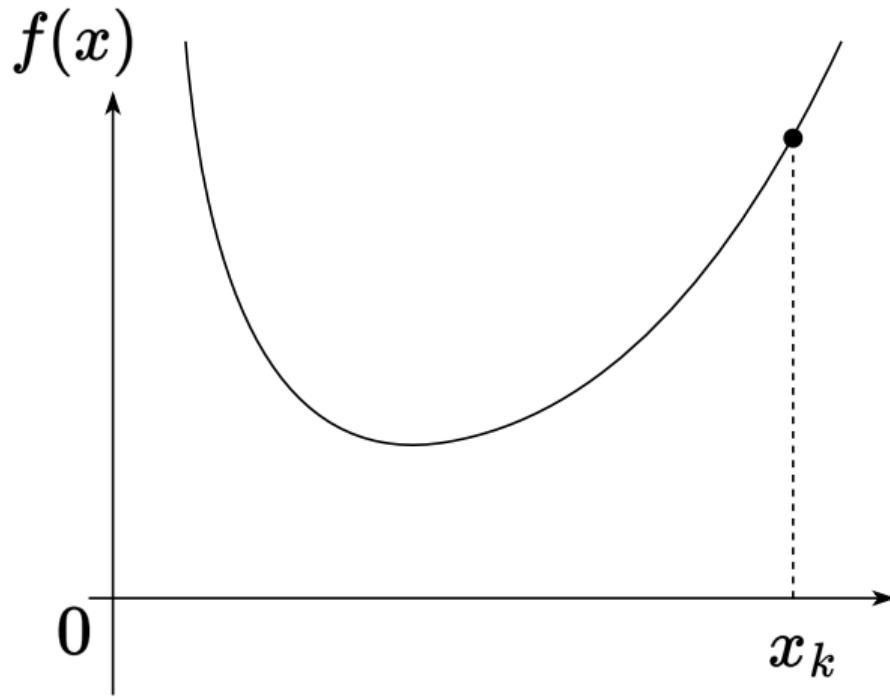
$$f_{x_k}^{II}(x) = f(x_k) + \langle \nabla f(x_k), x - x_k \rangle + \frac{1}{2} \langle \nabla^2 f(x_k)(x - x_k), x - x_k \rangle.$$

The idea of the method is to find the point x_{k+1} , that minimizes the function $f_{x_k}^{II}(x)$, i.e. $\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = 0$.

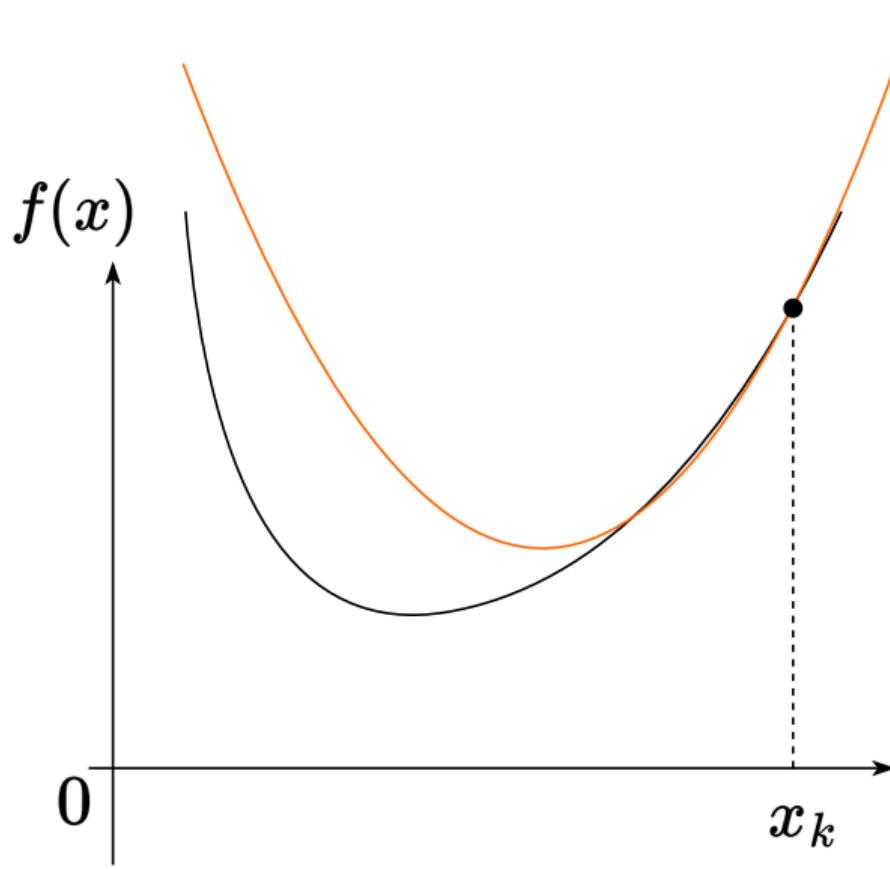
$$\begin{aligned}\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) &= \nabla f(x_k) + \nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) = 0 \\ \nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) &= -\nabla f(x_k) \\ [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) &= -[\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k) \\ x_{k+1} &= x_k - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k).\end{aligned}$$

Let us immediately note the limitations related to the necessity of the Hessian's non-degeneracy (for the method to exist), as well as its positive definiteness (for the convergence guarantee).

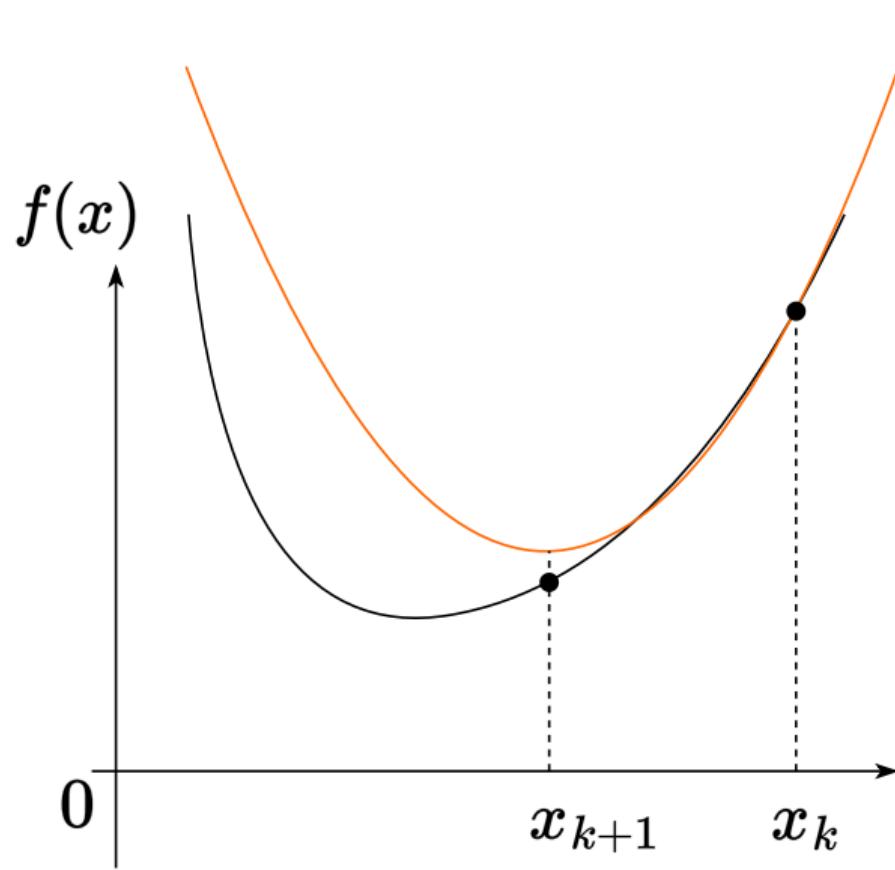
Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer



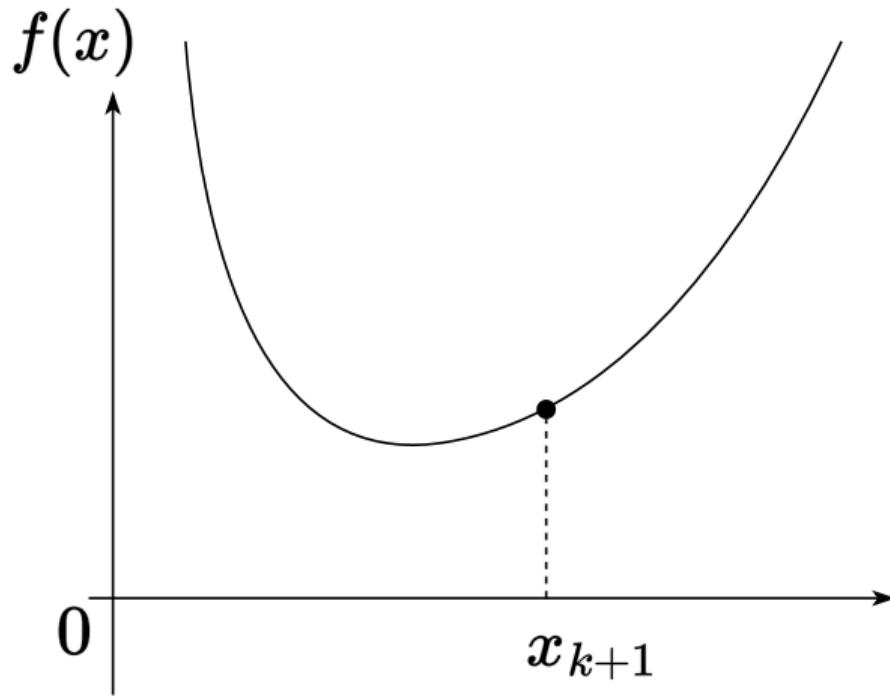
Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer



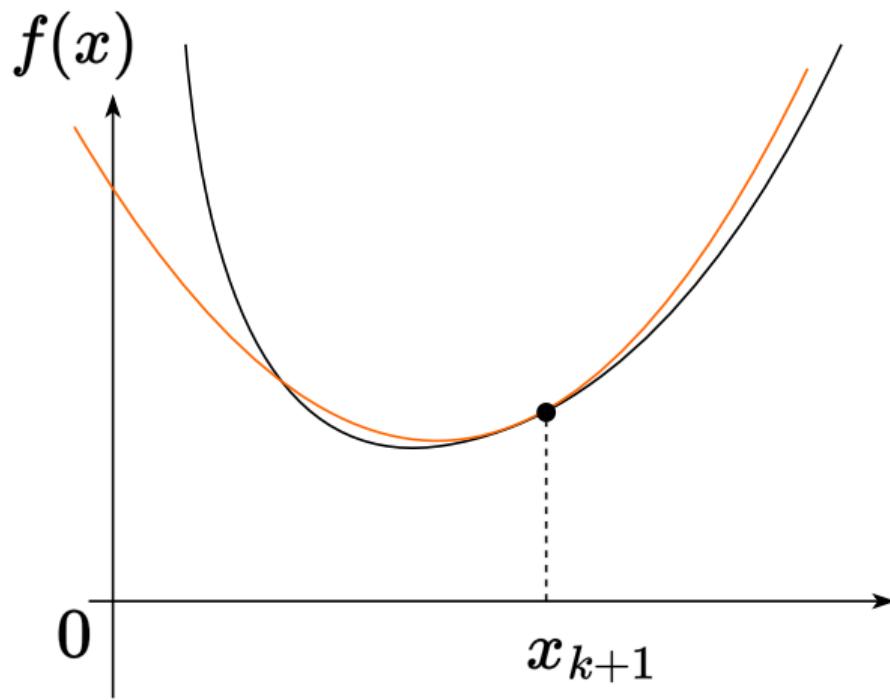
Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer



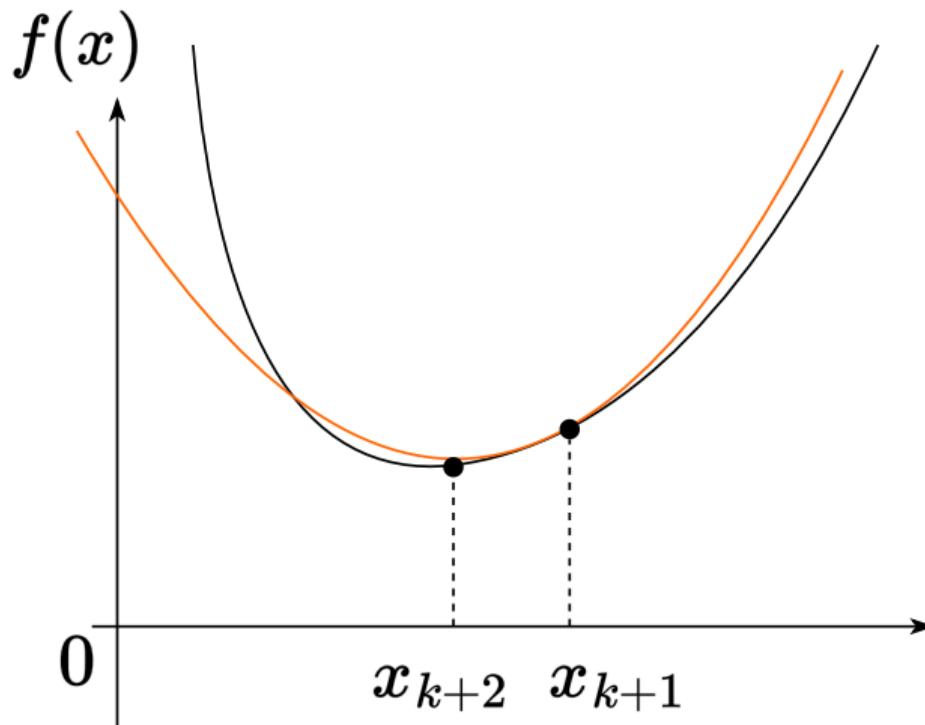
Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer



Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer



Newton method as a local quadratic Taylor approximation minimizer



Convergence

i Theorem

Let $f(x)$ be a strongly convex twice continuously differentiable function at \mathbb{R}^n , for the second derivative of which inequalities are executed: $\mu I_n \preceq \nabla^2 f(x) \preceq L I_n$. Then Newton's method with a constant step locally converges to solving the problem with superlinear speed. If, in addition, Hessian is M -Lipschitz continuous, then this method converges locally to x^* at a quadratic rate.

Convergence

i Theorem

Let $f(x)$ be a strongly convex twice continuously differentiable function at \mathbb{R}^n , for the second derivative of which inequalities are executed: $\mu I_n \preceq \nabla^2 f(x) \preceq L I_n$. Then Newton's method with a constant step locally converges to solving the problem with superlinear speed. If, in addition, Hessian is M -Lipschitz continuous, then this method converges locally to x^* at a quadratic rate.

Proof

Convergence

i Theorem

Let $f(x)$ be a strongly convex twice continuously differentiable function at \mathbb{R}^n , for the second derivative of which inequalities are executed: $\mu I_n \preceq \nabla^2 f(x) \preceq L I_n$. Then Newton's method with a constant step locally converges to solving the problem with superlinear speed. If, in addition, Hessian is M -Lipschitz continuous, then this method converges locally to x^* at a quadratic rate.

Proof

1. We will use Newton-Leibniz formula

$$\nabla f(x_k) - \nabla f(x^*) = \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*))(x_k - x^*) d\tau$$

Convergence

i Theorem

Let $f(x)$ be a strongly convex twice continuously differentiable function at \mathbb{R}^n , for the second derivative of which inequalities are executed: $\mu I_n \preceq \nabla^2 f(x) \preceq L I_n$. Then Newton's method with a constant step locally converges to solving the problem with superlinear speed. If, in addition, Hessian is M -Lipschitz continuous, then this method converges locally to x^* at a quadratic rate.

Proof

1. We will use Newton-Leibniz formula

$$\nabla f(x_k) - \nabla f(x^*) = \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*))(x_k - x^*) d\tau$$

2. Then we track the distance to the solution

Convergence

i Theorem

Let $f(x)$ be a strongly convex twice continuously differentiable function at \mathbb{R}^n , for the second derivative of which inequalities are executed: $\mu I_n \preceq \nabla^2 f(x) \preceq L I_n$. Then Newton's method with a constant step locally converges to solving the problem with superlinear speed. If, in addition, Hessian is M -Lipschitz continuous, then this method converges locally to x^* at a quadratic rate.

Proof

1. We will use Newton-Leibniz formula

$$\nabla f(x_k) - \nabla f(x^*) = \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*))(x_k - x^*) d\tau$$

2. Then we track the distance to the solution

$$x_{k+1} - x^* = x_k - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k) - x^* = x_k - x^* - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k) =$$

Convergence

i Theorem

Let $f(x)$ be a strongly convex twice continuously differentiable function at \mathbb{R}^n , for the second derivative of which inequalities are executed: $\mu I_n \preceq \nabla^2 f(x) \preceq L I_n$. Then Newton's method with a constant step locally converges to solving the problem with superlinear speed. If, in addition, Hessian is M -Lipschitz continuous, then this method converges locally to x^* at a quadratic rate.

Proof

1. We will use Newton-Leibniz formula

$$\nabla f(x_k) - \nabla f(x^*) = \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*))(x_k - x^*) d\tau$$

2. Then we track the distance to the solution

$$\begin{aligned} x_{k+1} - x^* &= x_k - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k) - x^* = x_k - x^* - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k) = \\ &= x_k - x^* - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*))(x_k - x^*) d\tau \end{aligned}$$

Convergence

3.

$$= \left(I - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*)) d\tau \right) (x_k - x^*) =$$

Convergence

3.

$$\begin{aligned} &= \left(I - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*)) d\tau \right) (x_k - x^*) = \\ &= [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \left(\nabla^2 f(x_k) - \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*)) d\tau \right) (x_k - x^*) = \end{aligned}$$

Convergence

3.

$$\begin{aligned} &= \left(I - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*)) d\tau \right) (x_k - x^*) = \\ &= [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \left(\nabla^2 f(x_k) - \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*)) d\tau \right) (x_k - x^*) = \\ &= [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \left(\int_0^1 (\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*))) d\tau \right) (x_k - x^*) = \end{aligned}$$

Convergence

3.

$$\begin{aligned} &= \left(I - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*)) d\tau \right) (x_k - x^*) = \\ &= [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \left(\nabla^2 f(x_k) - \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*)) d\tau \right) (x_k - x^*) = \\ &= [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \left(\int_0^1 (\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*))) d\tau \right) (x_k - x^*) = \\ &\quad = [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} G_k(x_k - x^*) \end{aligned}$$

Convergence

3.

$$\begin{aligned} &= \left(I - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*)) d\tau \right) (x_k - x^*) = \\ &= [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \left(\nabla^2 f(x_k) - \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*)) d\tau \right) (x_k - x^*) = \\ &= [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \left(\int_0^1 (\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*))) d\tau \right) (x_k - x^*) = \\ &\quad = [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} G_k (x_k - x^*) \end{aligned}$$

4. We have introduced:

$$G_k = \int_0^1 (\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*))) d\tau .$$

Convergence

5. Let's try to estimate the size of G_k :

where $r_k = \|x_k - x^*\|$.

Convergence

5. Let's try to estimate the size of G_k :

$$\|G_k\| = \left\| \int_0^1 (\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*)) d\tau \right\| \leq$$

where $r_k = \|x_k - x^*\|$.

Convergence

5. Let's try to estimate the size of G_k :

$$\begin{aligned}\|G_k\| &= \left\| \int_0^1 (\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*)) d\tau \right\| \leq \\ &\leq \int_0^1 \|\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*))\| d\tau \leq \quad \text{(Hessian's Lipschitz continuity)}\end{aligned}$$

where $r_k = \|x_k - x^*\|$.

Convergence

5. Let's try to estimate the size of G_k :

$$\begin{aligned}\|G_k\| &= \left\| \int_0^1 (\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*)) d\tau \right\| \leq \\ &\leq \int_0^1 \|\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*))\| d\tau \leq \quad \text{(Hessian's Lipschitz continuity)} \\ &\leq \int_0^1 M \|x_k - x^* - \tau(x_k - x^*)\| d\tau = \int_0^1 M \|x_k - x^*\| (1 - \tau) d\tau = \frac{r_k}{2} M,\end{aligned}$$

where $r_k = \|x_k - x^*\|$.

Convergence

5. Let's try to estimate the size of G_k :

$$\begin{aligned} \|G_k\| &= \left\| \int_0^1 (\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*)) d\tau \right\| \leq \\ &\leq \int_0^1 \|\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^* + \tau(x_k - x^*))\| d\tau \leq \quad (\text{Hessian's Lipschitz continuity}) \\ &\leq \int_0^1 M \|x_k - x^* - \tau(x_k - x^*)\| d\tau = \int_0^1 M \|x_k - x^*\| (1 - \tau) d\tau = \frac{r_k}{2} M, \end{aligned}$$

where $r_k = \|x_k - x^*\|$.

6. So, we have:

$$r_{k+1} \leq \left\| [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \right\| \cdot \frac{r_k}{2} M \cdot r_k$$

and we need to bound the norm of the inverse hessian

Convergence

7. Because of Hessian's Lipschitz continuity and symmetry:

Convergence

- Because of Hessian's Lipschitz continuity and symmetry:

$$\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^*) \succeq -Mr_k I_n$$

Convergence

7. Because of Hessian's Lipschitz continuity and symmetry:

$$\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^*) \succeq -Mr_k I_n$$

$$\nabla^2 f(x_k) \succeq \nabla^2 f(x^*) - Mr_k I_n$$

Convergence

7. Because of Hessian's Lipschitz continuity and symmetry:

$$\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^*) \succeq -Mr_k I_n$$

$$\nabla^2 f(x_k) \succeq \nabla^2 f(x^*) - Mr_k I_n$$

$$\nabla^2 f(x_k) \succeq \mu I_n - Mr_k I_n$$

Convergence

7. Because of Hessian's Lipschitz continuity and symmetry:

$$\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^*) \succeq -Mr_k I_n$$

$$\nabla^2 f(x_k) \succeq \nabla^2 f(x^*) - Mr_k I_n$$

$$\nabla^2 f(x_k) \succeq \mu I_n - Mr_k I_n$$

$$\nabla^2 f(x_k) \succeq (\mu - Mr_k) I_n$$

Convergence

7. Because of Hessian's Lipschitz continuity and symmetry:

$$\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^*) \succeq -Mr_k I_n$$

$$\nabla^2 f(x_k) \succeq \nabla^2 f(x^*) - Mr_k I_n$$

$$\nabla^2 f(x_k) \succeq \mu I_n - Mr_k I_n$$

$$\nabla^2 f(x_k) \succeq (\mu - Mr_k) I_n$$

Convexity implies $\nabla^2 f(x_k) \succ 0$, i.e. $r_k < \frac{\mu}{M}$.

$$\left\| [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \right\| \leq (\mu - Mr_k)^{-1}$$

$$r_{k+1} \leq \frac{r_k^2 M}{2(\mu - Mr_k)}$$

Convergence

7. Because of Hessian's Lipschitz continuity and symmetry:

$$\nabla^2 f(x_k) - \nabla^2 f(x^*) \succeq -Mr_k I_n$$

$$\nabla^2 f(x_k) \succeq \nabla^2 f(x^*) - Mr_k I_n$$

$$\nabla^2 f(x_k) \succeq \mu I_n - Mr_k I_n$$

$$\nabla^2 f(x_k) \succeq (\mu - Mr_k) I_n$$

Convexity implies $\nabla^2 f(x_k) \succ 0$, i.e. $r_k < \frac{\mu}{M}$.

$$\left\| [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \right\| \leq (\mu - Mr_k)^{-1}$$

$$r_{k+1} \leq \frac{r_k^2 M}{2(\mu - Mr_k)}$$

8. The convergence condition $r_{k+1} < r_k$ imposes additional conditions on r_k : $r_k < \frac{2\mu}{3M}$

Thus, we have an important result: Newton's method for the function with Lipschitz positive-definite Hessian converges **quadratically** near ($\|x_0 - x^*\| < \frac{2\mu}{3M}$) to the solution.

Affine Invariance of Newton's Method

An important property of Newton's method is **affine invariance**. Given a function f and a nonsingular matrix $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, let $x = Ay$, and define $g(y) = f(Ay)$. Note, that $\nabla g(y) = A^T \nabla f(x)$ and $\nabla^2 g(y) = A^T \nabla^2 f(x)A$. The Newton steps on g are expressed as:

$$y_{k+1} = y_k - (\nabla^2 g(y_k))^{-1} \nabla g(y_k)$$

Affine Invariance of Newton's Method

An important property of Newton's method is **affine invariance**. Given a function f and a nonsingular matrix $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, let $x = Ay$, and define $g(y) = f(Ay)$. Note, that $\nabla g(y) = A^T \nabla f(x)$ and $\nabla^2 g(y) = A^T \nabla^2 f(x)A$. The Newton steps on g are expressed as:

$$y_{k+1} = y_k - (\nabla^2 g(y_k))^{-1} \nabla g(y_k)$$

Expanding this, we get:

$$y_{k+1} = y_k - (A^T \nabla^2 f(Ay_k)A)^{-1} A^T \nabla f(Ay_k)$$

Affine Invariance of Newton's Method

An important property of Newton's method is **affine invariance**. Given a function f and a nonsingular matrix $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, let $x = Ay$, and define $g(y) = f(Ay)$. Note, that $\nabla g(y) = A^T \nabla f(x)$ and $\nabla^2 g(y) = A^T \nabla^2 f(x)A$. The Newton steps on g are expressed as:

$$y_{k+1} = y_k - (\nabla^2 g(y_k))^{-1} \nabla g(y_k)$$

Expanding this, we get:

$$y_{k+1} = y_k - (A^T \nabla^2 f(Ay_k) A)^{-1} A^T \nabla f(Ay_k)$$

Using the property of matrix inverse $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$, this simplifies to:

$$\begin{aligned} y_{k+1} &= y_k - A^{-1} (\nabla^2 f(Ay_k))^{-1} \nabla f(Ay_k) \\ Ay_{k+1} &= Ay_k - (\nabla^2 f(Ay_k))^{-1} \nabla f(Ay_k) \end{aligned}$$

Affine Invariance of Newton's Method

An important property of Newton's method is **affine invariance**. Given a function f and a nonsingular matrix $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, let $x = Ay$, and define $g(y) = f(Ay)$. Note, that $\nabla g(y) = A^T \nabla f(x)$ and $\nabla^2 g(y) = A^T \nabla^2 f(x)A$. The Newton steps on g are expressed as:

$$y_{k+1} = y_k - (\nabla^2 g(y_k))^{-1} \nabla g(y_k)$$

Expanding this, we get:

$$y_{k+1} = y_k - (A^T \nabla^2 f(Ay_k) A)^{-1} A^T \nabla f(Ay_k)$$

Using the property of matrix inverse $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$, this simplifies to:

$$\begin{aligned} y_{k+1} &= y_k - A^{-1} (\nabla^2 f(Ay_k))^{-1} \nabla f(Ay_k) \\ Ay_{k+1} &= Ay_k - (\nabla^2 f(Ay_k))^{-1} \nabla f(Ay_k) \end{aligned}$$

Thus, the update rule for x is:

$$x_{k+1} = x_k - (\nabla^2 f(x_k))^{-1} \nabla f(x_k)$$

Affine Invariance of Newton's Method

An important property of Newton's method is **affine invariance**. Given a function f and a nonsingular matrix $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, let $x = Ay$, and define $g(y) = f(Ay)$. Note, that $\nabla g(y) = A^T \nabla f(x)$ and $\nabla^2 g(y) = A^T \nabla^2 f(x)A$. The Newton steps on g are expressed as:

$$y_{k+1} = y_k - (\nabla^2 g(y_k))^{-1} \nabla g(y_k)$$

Expanding this, we get:

$$y_{k+1} = y_k - (A^T \nabla^2 f(Ay_k) A)^{-1} A^T \nabla f(Ay_k)$$

Using the property of matrix inverse $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$, this simplifies to:

$$\begin{aligned} y_{k+1} &= y_k - A^{-1} (\nabla^2 f(Ay_k))^{-1} \nabla f(Ay_k) \\ Ay_{k+1} &= Ay_k - (\nabla^2 f(Ay_k))^{-1} \nabla f(Ay_k) \end{aligned}$$

Thus, the update rule for x is:

$$x_{k+1} = x_k - (\nabla^2 f(x_k))^{-1} \nabla f(x_k)$$

This shows that the progress made by Newton's method is independent of problem scaling. This property is not shared by the gradient descent method!

Summary

What's nice:

- quadratic convergence near the solution x^*

Summary

What's nice:

- quadratic convergence near the solution x^*
- affine invariance

Summary

What's nice:

- quadratic convergence near the solution x^*
- affine invariance
- the parameters have little effect on the convergence rate

Summary

What's nice:

- quadratic convergence near the solution x^*
- affine invariance
- the parameters have little effect on the convergence rate

Summary

What's nice:

- quadratic convergence near the solution x^*
- affine invariance
- the parameters have little effect on the convergence rate

What's not nice:

- it is necessary to store the (inverse) hessian on each iteration: $\mathcal{O}(n^2)$ memory

Summary

What's nice:

- quadratic convergence near the solution x^*
- affine invariance
- the parameters have little effect on the convergence rate

What's not nice:

- it is necessary to store the (inverse) hessian on each iteration: $\mathcal{O}(n^2)$ memory
- it is necessary to solve linear systems: $\mathcal{O}(n^3)$ operations

Summary

What's nice:

- quadratic convergence near the solution x^*
- affine invariance
- the parameters have little effect on the convergence rate

What's not nice:

- it is necessary to store the (inverse) hessian on each iteration: $\mathcal{O}(n^2)$ memory
- it is necessary to solve linear systems: $\mathcal{O}(n^3)$ operations
- the Hessian can be degenerate at x^*

Summary

What's nice:

- quadratic convergence near the solution x^*
- affine invariance
- the parameters have little effect on the convergence rate

What's not nice:

- it is necessary to store the (inverse) hessian on each iteration: $\mathcal{O}(n^2)$ memory
- it is necessary to solve linear systems: $\mathcal{O}(n^3)$ operations
- the Hessian can be degenerate at x^*
- the hessian may not be positively determined → direction $-(f''(x))^{-1}f'(x)$ may not be a descending direction

Задача (метод Ньютона)

i Пусть $f(x) = e^{x_1} + x_1^2 + x_2^2 - 2x_1 - x_2$. Найдите x_1 методом Ньютона, если $x_0 = (0, 0)^T$.

Задача (метод Ньютона)

i Пусть $f(x) = e^{x_1} + x_1^2 + x_2^2 - 2x_1 - x_2$. Найдите x_1 методом Ньютона, если $x_0 = (0, 0)^T$.

Решение: $\nabla f(x) = (e^{x_1} + 2x_1 - 2, 2x_2 - 1)^T$, $\nabla^2 f(x) = \begin{pmatrix} e^{x_1} + 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$

Задача (метод Ньютона)

i Пусть $f(x) = e^{x_1} + x_1^2 + x_2^2 - 2x_1 - x_2$. Найдите x_1 методом Ньютона, если $x_0 = (0, 0)^T$.

Решение: $\nabla f(x) = (e^{x_1} + 2x_1 - 2, 2x_2 - 1)^T$, $\nabla^2 f(x) = \begin{pmatrix} e^{x_1} + 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$

В точке $x_0 = (0, 0)^T$: $\nabla f(x_0) = (-1, -1)^T$, $\nabla^2 f(x_0) = \begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$

Задача (метод Ньютона)

i Пусть $f(x) = e^{x_1} + x_1^2 + x_2^2 - 2x_1 - x_2$. Найдите x_1 методом Ньютона, если $x_0 = (0, 0)^T$.

Решение: $\nabla f(x) = (e^{x_1} + 2x_1 - 2, 2x_2 - 1)^T$, $\nabla^2 f(x) = \begin{pmatrix} e^{x_1} + 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$

В точке $x_0 = (0, 0)^T$: $\nabla f(x_0) = (-1, -1)^T$, $\nabla^2 f(x_0) = \begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$

$$x_1 = x_0 - [\nabla^2 f(x_0)]^{-1} \nabla f(x_0) = \begin{pmatrix} 1/3 \\ 1/2 \end{pmatrix}$$

Newton method problems

Newton

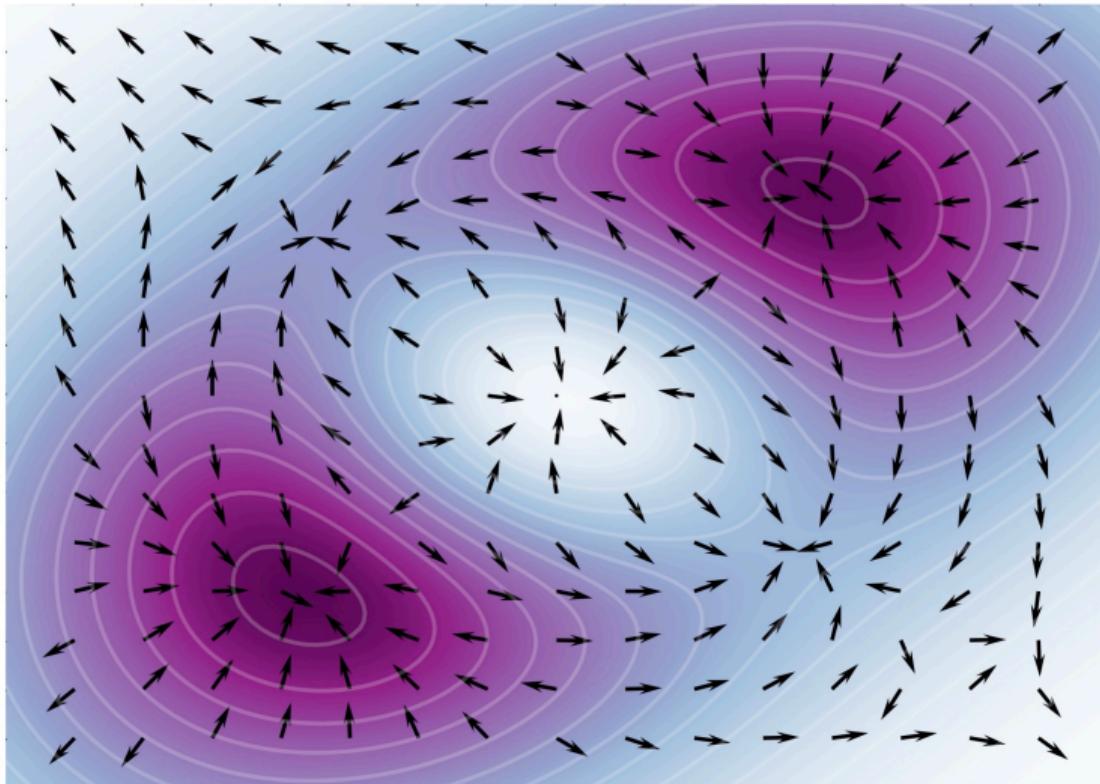


Рис. 7: Animation

Newton method problems

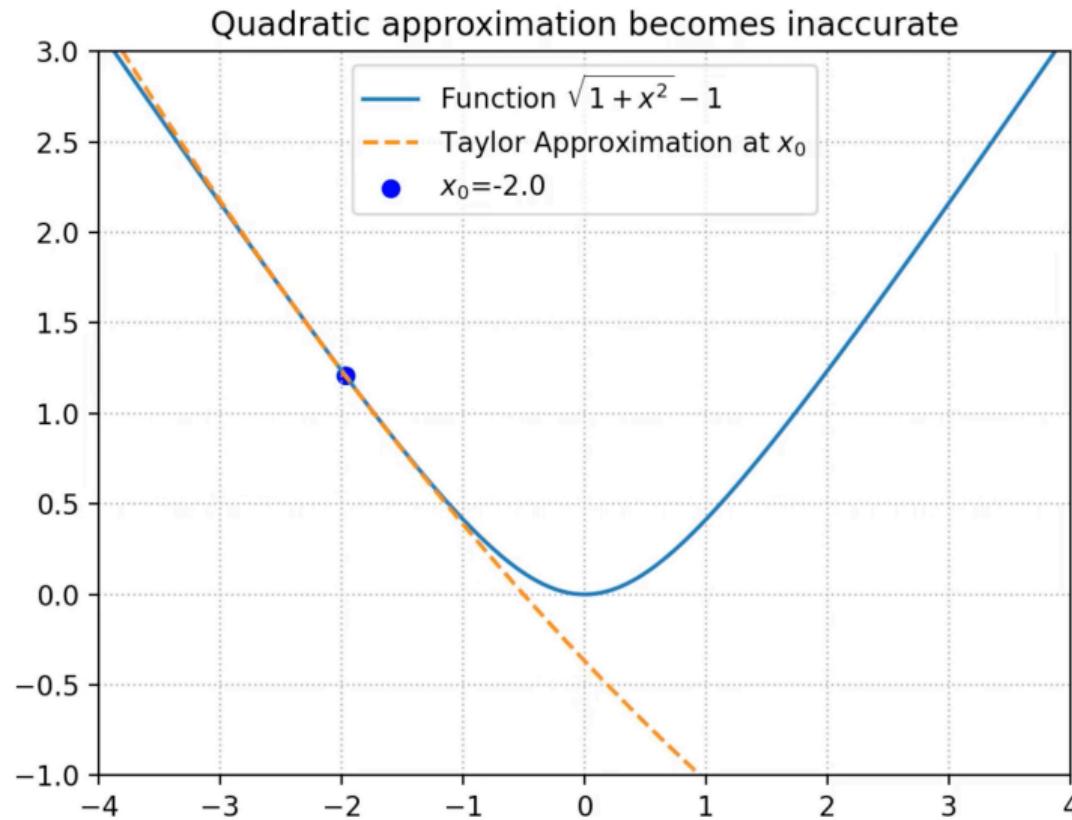


Рис. 8: Animation

The idea of adaptive metrics

Given $f(x)$ and a point x_0 . Define

$B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon^2\}$ as the set of points
with distance ε to x_0 . Here we presume the existence of a
distance function $d(x, x_0)$.

The idea of adaptive metrics

Given $f(x)$ and a point x_0 . Define

$B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon^2\}$ as the set of points with distance ε to x_0 . Here we presume the existence of a distance function $d(x, x_0)$.

$$x^* = \arg \min_{x \in B_\varepsilon(x_0)} f(x)$$

The idea of adaptive metrics

Given $f(x)$ and a point x_0 . Define

$B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon^2\}$ as the set of points with distance ε to x_0 . Here we presume the existence of a distance function $d(x, x_0)$.

$$x^* = \arg \min_{x \in B_\varepsilon(x_0)} f(x)$$

Then, we can define another steepest descent direction in terms of minimizer of function on a sphere:

The idea of adaptive metrics

Given $f(x)$ and a point x_0 . Define

$B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon^2\}$ as the set of points with distance ε to x_0 . Here we presume the existence of a distance function $d(x, x_0)$.

$$x^* = \arg \min_{x \in B_\varepsilon(x_0)} f(x)$$

Then, we can define another steepest descent direction in terms of minimizer of function on a sphere:

$$s = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{x^* - x_0}{\varepsilon}$$

The idea of adaptive metrics

Given $f(x)$ and a point x_0 . Define

$B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon\}$ as the set of points with distance ε to x_0 . Here we presume the existence of a distance function $d(x, x_0)$.

$$x^* = \arg \min_{x \in B_\varepsilon(x_0)} f(x)$$

Then, we can define another steepest descent direction in terms of minimizer of function on a sphere:

$$s = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{x^* - x_0}{\varepsilon}$$

Let us assume that the distance is defined locally by some metric A :

$$d(x, x_0) = (x - x_0)^\top A(x - x_0)$$

The idea of adaptive metrics

Given $f(x)$ and a point x_0 . Define $B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon\}$ as the set of points with distance ε to x_0 . Here we presume the existence of a distance function $d(x, x_0)$.

$$x^* = \arg \min_{x \in B_\varepsilon(x_0)} f(x)$$

Then, we can define another steepest descent direction in terms of minimizer of function on a sphere:

$$s = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{x^* - x_0}{\varepsilon}$$

Let us assume that the distance is defined locally by some metric A :

$$d(x, x_0) = (x - x_0)^\top A(x - x_0)$$

Let us also consider first order Taylor approximation of a function $f(x)$ near the point x_0 :

$$f(x_0 + \delta x) \approx f(x_0) + \nabla f(x_0)^\top \delta x \quad (1)$$

Now we can explicitly pose a problem of finding s , as it was stated above.

$$\begin{aligned} & \min_{\delta x \in \mathbb{R}^n} f(x_0 + \delta x) \\ \text{s.t. } & \delta x^\top A \delta x = \varepsilon^2 \end{aligned}$$

The idea of adaptive metrics

Given $f(x)$ and a point x_0 . Define $B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon\}$ as the set of points with distance ε to x_0 . Here we presume the existence of a distance function $d(x, x_0)$.

$$x^* = \arg \min_{x \in B_\varepsilon(x_0)} f(x)$$

Then, we can define another steepest descent direction in terms of minimizer of function on a sphere:

$$s = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{x^* - x_0}{\varepsilon}$$

Let us assume that the distance is defined locally by some metric A :

$$d(x, x_0) = (x - x_0)^\top A(x - x_0)$$

Let us also consider first order Taylor approximation of a function $f(x)$ near the point x_0 :

$$f(x_0 + \delta x) \approx f(x_0) + \nabla f(x_0)^\top \delta x \quad (1)$$

Now we can explicitly pose a problem of finding s , as it was stated above.

$$\begin{aligned} & \min_{\delta x \in \mathbb{R}^n} f(x_0 + \delta x) \\ \text{s.t. } & \delta x^\top A \delta x = \varepsilon^2 \end{aligned}$$

Using equation (1) it can be written as:

$$\begin{aligned} & \min_{\delta x \in \mathbb{R}^n} \nabla f(x_0)^\top \delta x \\ \text{s.t. } & \delta x^\top A \delta x = \varepsilon^2 \end{aligned}$$

The idea of adaptive metrics

Given $f(x)$ and a point x_0 . Define $B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon\}$ as the set of points with distance ε to x_0 . Here we presume the existence of a distance function $d(x, x_0)$.

$$x^* = \arg \min_{x \in B_\varepsilon(x_0)} f(x)$$

Then, we can define another steepest descent direction in terms of minimizer of function on a sphere:

$$s = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{x^* - x_0}{\varepsilon}$$

Let us assume that the distance is defined locally by some metric A :

$$d(x, x_0) = (x - x_0)^\top A(x - x_0)$$

Let us also consider first order Taylor approximation of a function $f(x)$ near the point x_0 :

$$f(x_0 + \delta x) \approx f(x_0) + \nabla f(x_0)^\top \delta x \quad (1)$$

Now we can explicitly pose a problem of finding s , as it was stated above.

$$\begin{aligned} & \min_{\delta x \in \mathbb{R}^n} f(x_0 + \delta x) \\ \text{s.t. } & \delta x^\top A \delta x = \varepsilon^2 \end{aligned}$$

Using equation (1) it can be written as:

$$\begin{aligned} & \min_{\delta x \in \mathbb{R}^n} \nabla f(x_0)^\top \delta x \\ \text{s.t. } & \delta x^\top A \delta x = \varepsilon^2 \end{aligned}$$

Using Lagrange multipliers method, we can easily conclude, that the answer is:

$$\delta x = -\frac{2\varepsilon^2}{\nabla f(x_0)^\top A^{-1} \nabla f(x_0)} A^{-1} \nabla f$$

The idea of adaptive metrics

Given $f(x)$ and a point x_0 . Define $B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon\}$ as the set of points with distance ε to x_0 . Here we presume the existence of a distance function $d(x, x_0)$.

$$x^* = \arg \min_{x \in B_\varepsilon(x_0)} f(x)$$

Then, we can define another steepest descent direction in terms of minimizer of function on a sphere:

$$s = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{x^* - x_0}{\varepsilon}$$

Let us assume that the distance is defined locally by some metric A :

$$d(x, x_0) = (x - x_0)^\top A(x - x_0)$$

Let us also consider first order Taylor approximation of a function $f(x)$ near the point x_0 :

$$f(x_0 + \delta x) \approx f(x_0) + \nabla f(x_0)^\top \delta x \quad (1)$$

Now we can explicitly pose a problem of finding s , as it was stated above.

$$\begin{aligned} & \min_{\delta x \in \mathbb{R}^n} f(x_0 + \delta x) \\ \text{s.t. } & \delta x^\top A \delta x = \varepsilon^2 \end{aligned}$$

Using equation (1) it can be written as:

$$\begin{aligned} & \min_{\delta x \in \mathbb{R}^n} \nabla f(x_0)^\top \delta x \\ \text{s.t. } & \delta x^\top A \delta x = \varepsilon^2 \end{aligned}$$

Using Lagrange multipliers method, we can easily conclude, that the answer is:

$$\delta x = -\frac{2\varepsilon^2}{\nabla f(x_0)^\top A^{-1} \nabla f(x_0)} A^{-1} \nabla f$$

Which means, that new direction of steepest descent is nothing else, but $A^{-1} \nabla f(x_0)$.

Indeed, if the space is isotropic and $A = I$, we immediately have gradient descent formula, while Newton method uses local Hessian as a metric matrix.

Quasi-Newton methods

Quasi-Newton methods intuition

For the classic task of unconditional optimization $f(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$ the general scheme of iteration method is written as:

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$$

Quasi-Newton methods intuition

For the classic task of unconditional optimization $f(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$ the general scheme of iteration method is written as:

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$$

In the Newton method, the d_k direction (Newton's direction) is set by the linear system solution at each step:

$$B_k d_k = -\nabla f(x_k), \quad B_k = \nabla^2 f(x_k)$$

Quasi-Newton methods intuition

For the classic task of unconditional optimization $f(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$ the general scheme of iteration method is written as:

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$$

In the Newton method, the d_k direction (Newton's direction) is set by the linear system solution at each step:

$$B_k d_k = -\nabla f(x_k), \quad B_k = \nabla^2 f(x_k)$$

i.e. at each iteration it is necessary to **compute** hessian and gradient and **solve** linear system.

Quasi-Newton methods intuition

For the classic task of unconditional optimization $f(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$ the general scheme of iteration method is written as:

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$$

In the Newton method, the d_k direction (Newton's direction) is set by the linear system solution at each step:

$$B_k d_k = -\nabla f(x_k), \quad B_k = \nabla^2 f(x_k)$$

i.e. at each iteration it is necessary to **compute** hessian and gradient and **solve** linear system.

Note here that if we take a single matrix of $B_k = I_n$ as B_k at each step, we will exactly get the gradient descent method.

The general scheme of quasi-Newton methods is based on the selection of the B_k matrix so that it tends in some sense at $k \rightarrow \infty$ to the truth value of the Hessian $\nabla^2 f(x_k)$.

Quasi-Newton Method Template

Let $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. For $k = 1, 2, 3, \dots$, repeat:

1. Solve $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$

Quasi-Newton Method Template

Let $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. For $k = 1, 2, 3, \dots$, repeat:

1. Solve $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Update $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$

Quasi-Newton Method Template

Let $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. For $k = 1, 2, 3, \dots$, repeat:

1. Solve $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Update $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Compute B_{k+1} from B_k

Quasi-Newton Method Template

Let $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. For $k = 1, 2, 3, \dots$, repeat:

1. Solve $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Update $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Compute B_{k+1} from B_k

Quasi-Newton Method Template

Let $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. For $k = 1, 2, 3, \dots$, repeat:

1. Solve $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Update $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Compute B_{k+1} from B_k

Different quasi-Newton methods implement Step 3 differently. As we will see, commonly we can compute $(B_{k+1})^{-1}$ from $(B_k)^{-1}$.

Quasi-Newton Method Template

Let $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. For $k = 1, 2, 3, \dots$, repeat:

1. Solve $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Update $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Compute B_{k+1} from B_k

Different quasi-Newton methods implement Step 3 differently. As we will see, commonly we can compute $(B_{k+1})^{-1}$ from $(B_k)^{-1}$.

Basic Idea: As B_k already contains information about the Hessian, use a suitable matrix update to form B_{k+1} .

Quasi-Newton Method Template

Let $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. For $k = 1, 2, 3, \dots$, repeat:

1. Solve $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Update $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Compute B_{k+1} from B_k

Different quasi-Newton methods implement Step 3 differently. As we will see, commonly we can compute $(B_{k+1})^{-1}$ from $(B_k)^{-1}$.

Basic Idea: As B_k already contains information about the Hessian, use a suitable matrix update to form B_{k+1} .

Reasonable Requirement for B_{k+1} (motivated by the secant method):

$$\begin{aligned}\nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k) &= B_{k+1}(x_{k+1} - x_k) = B_{k+1}d_k \\ \Delta y_k &= B_{k+1}\Delta x_k\end{aligned}$$

Quasi-Newton Method Template

Let $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. For $k = 1, 2, 3, \dots$, repeat:

1. Solve $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Update $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Compute B_{k+1} from B_k

Different quasi-Newton methods implement Step 3 differently. As we will see, commonly we can compute $(B_{k+1})^{-1}$ from $(B_k)^{-1}$.

Basic Idea: As B_k already contains information about the Hessian, use a suitable matrix update to form B_{k+1} .

Reasonable Requirement for B_{k+1} (motivated by the secant method):

$$\begin{aligned}\nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k) &= B_{k+1}(x_{k+1} - x_k) = B_{k+1}d_k \\ \Delta y_k &= B_{k+1}\Delta x_k\end{aligned}$$

In addition to the secant equation, we want:

- B_{k+1} to be symmetric

Quasi-Newton Method Template

Let $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. For $k = 1, 2, 3, \dots$, repeat:

1. Solve $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Update $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Compute B_{k+1} from B_k

Different quasi-Newton methods implement Step 3 differently. As we will see, commonly we can compute $(B_{k+1})^{-1}$ from $(B_k)^{-1}$.

Basic Idea: As B_k already contains information about the Hessian, use a suitable matrix update to form B_{k+1} .

Reasonable Requirement for B_{k+1} (motivated by the secant method):

$$\begin{aligned}\nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k) &= B_{k+1}(x_{k+1} - x_k) = B_{k+1}d_k \\ \Delta y_k &= B_{k+1}\Delta x_k\end{aligned}$$

In addition to the secant equation, we want:

- B_{k+1} to be symmetric
- B_{k+1} to be “close” to B_k

Quasi-Newton Method Template

Let $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. For $k = 1, 2, 3, \dots$, repeat:

1. Solve $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Update $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Compute B_{k+1} from B_k

Different quasi-Newton methods implement Step 3 differently. As we will see, commonly we can compute $(B_{k+1})^{-1}$ from $(B_k)^{-1}$.

Basic Idea: As B_k already contains information about the Hessian, use a suitable matrix update to form B_{k+1} .

Reasonable Requirement for B_{k+1} (motivated by the secant method):

$$\begin{aligned}\nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k) &= B_{k+1}(x_{k+1} - x_k) = B_{k+1}d_k \\ \Delta y_k &= B_{k+1}\Delta x_k\end{aligned}$$

In addition to the secant equation, we want:

- B_{k+1} to be symmetric
- B_{k+1} to be “close” to B_k
- $B_k \succ 0 \Rightarrow B_{k+1} \succ 0$

Symmetric Rank-One Update

Let's try an update of the form:

$$B_{k+1} = B_k + auu^T$$

Symmetric Rank-One Update

Let's try an update of the form:

$$B_{k+1} = B_k + auu^T$$

The secant equation $B_{k+1}d_k = \Delta y_k$ yields:

$$(au^T d_k)u = \Delta y_k - B_k d_k$$

Symmetric Rank-One Update

Let's try an update of the form:

$$B_{k+1} = B_k + auu^T$$

The secant equation $B_{k+1}d_k = \Delta y_k$ yields:

$$(au^T d_k)u = \Delta y_k - B_k d_k$$

This only holds if u is a multiple of $\Delta y_k - B_k d_k$. Putting $u = \Delta y_k - B_k d_k$, we solve the above,

$$a = \frac{1}{(\Delta y_k - B_k d_k)^T d_k},$$

Symmetric Rank-One Update

Let's try an update of the form:

$$B_{k+1} = B_k + auu^T$$

The secant equation $B_{k+1}d_k = \Delta y_k$ yields:

$$(au^T d_k)u = \Delta y_k - B_k d_k$$

This only holds if u is a multiple of $\Delta y_k - B_k d_k$. Putting $u = \Delta y_k - B_k d_k$, we solve the above,

$$a = \frac{1}{(\Delta y_k - B_k d_k)^T d_k},$$

which leads to

$$B_{k+1} = B_k + \frac{(\Delta y_k - B_k d_k)(\Delta y_k - B_k d_k)^T}{(\Delta y_k - B_k d_k)^T d_k}$$

called the symmetric rank-one (SR1) update or Broyden method.

Symmetric Rank-One Update with inverse

How can we solve

$$B_{k+1}d_{k+1} = -\nabla f(x_{k+1}),$$

in order to take the next step? In addition to propagating B_k to B_{k+1} , let's propagate inverses, i.e., $C_k = B_k^{-1}$ to $C_{k+1} = (B_{k+1})^{-1}$.

Sherman-Morrison Formula:

The Sherman-Morrison formula states:

$$(A + uv^T)^{-1} = A^{-1} - \frac{A^{-1}uv^TA^{-1}}{1 + v^TA^{-1}u}$$

Thus, for the SR1 update, the inverse is also easily updated:

$$C_{k+1} = C_k + \frac{(d_k - C_k \Delta y_k)(d_k - C_k \Delta y_k)^T}{(d_k - C_k \Delta y_k)^T \Delta y_k}$$

In general, SR1 is simple and cheap, but it has a key shortcoming: it does not preserve positive definiteness.

Davidon-Fletcher-Powell Update

We could have pursued the same idea to update the inverse C :

$$C_{k+1} = C_k + auu^T + bvv^T.$$

Davidon-Fletcher-Powell Update

We could have pursued the same idea to update the inverse C :

$$C_{k+1} = C_k + auu^T + bvv^T.$$

Multiplying by Δy_k , using the secant equation $d_k = C_k \Delta y_k$, and solving for a, b , yields:

$$C_{k+1} = C_k - \frac{C_k \Delta y_k \Delta y_k^T C_k}{\Delta y_k^T C_k \Delta y_k} + \frac{d_k d_k^T}{\Delta y_k^T d_k}$$

Woodbury Formula Application

Woodbury then shows:

$$B_{k+1} = \left(I - \frac{\Delta y_k d_k^T}{\Delta y_k^T d_k} \right) B_k \left(I - \frac{d_k \Delta y_k^T}{\Delta y_k^T d_k} \right) + \frac{\Delta y_k \Delta y_k^T}{\Delta y_k^T d_k}$$

This is the Davidon-Fletcher-Powell (DFP) update. Also cheap: $O(n^2)$, preserves positive definiteness. Not as popular as BFGS.

Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno update

Let's now try a rank-two update:

$$B_{k+1} = B_k + auu^T + bvv^T.$$

Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno update

Let's now try a rank-two update:

$$B_{k+1} = B_k + auu^T + bvv^T.$$

The secant equation $\Delta y_k = B_{k+1}d_k$ yields:

$$\Delta y_k - B_k d_k = (au^T d_k)u + (bv^T d_k)v$$

Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno update

Let's now try a rank-two update:

$$B_{k+1} = B_k + auu^T + bvv^T.$$

The secant equation $\Delta y_k = B_{k+1}d_k$ yields:

$$\Delta y_k - B_k d_k = (au^T d_k)u + (bv^T d_k)v$$

Putting $u = \Delta y_k$, $v = B_k d_k$, and solving for a, b we get:

$$B_{k+1} = B_k - \frac{B_k d_k d_k^T B_k}{d_k^T B_k d_k} + \frac{\Delta y_k \Delta y_k^T}{d_k^T \Delta y_k}$$

called the Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) update.

Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno update with inverse

Woodbury Formula

The Woodbury formula, a generalization of the Sherman-Morrison formula, is given by:

$$(A + UCV)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}U(C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1}VA^{-1}$$

Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno update with inverse

Woodbury Formula

The Woodbury formula, a generalization of the Sherman-Morrison formula, is given by:

$$(A + UCV)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}U(C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1}VA^{-1}$$

Applied to our case, we get a rank-two update on the inverse C :

$$C_{k+1} = C_k + \frac{(d_k - C_k \Delta y_k) d_k^T}{\Delta y_k^T d_k} + \frac{d_k (d_k - C_k \Delta y_k)^T}{\Delta y_k^T d_k} - \frac{(d_k - C_k \Delta y_k)^T \Delta y_k}{(\Delta y_k^T d_k)^2} d_k d_k^T$$

$$C_{k+1} = \left(I - \frac{d_k \Delta y_k^T}{\Delta y_k^T d_k} \right) C_k \left(I - \frac{\Delta y_k d_k^T}{\Delta y_k^T d_k} \right) + \frac{d_k d_k^T}{\Delta y_k^T d_k}$$

This formulation ensures that the BFGS update, while comprehensive, remains computationally efficient, requiring $O(n^2)$ operations. Importantly, BFGS update preserves positive definiteness. Recall this means $B_k \succ 0 \Rightarrow B_{k+1} \succ 0$. Equivalently, $C_k \succ 0 \Rightarrow C_{k+1} \succ 0$

Code

- Open In Colab

Code

- Open In Colab
- Comparison of quasi Newton methods

Задача

$$f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\nabla f \in \mathbb{R}^2$$

$$\nabla^2 f(x) \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$$

Рассмотрим квадратичную функцию

$$f(x) = 4x_1^2 + 2x_2^2, \quad x = (x_1, x_2)^\top \in \mathbb{R}^2.$$

Найдите константу сильной выпуклости μ и константу гладкости L функции f .

$$f(x) = \frac{1}{2} x^\top A x$$

$$A = \begin{pmatrix} 8 & 0 \\ 0 & 4 \end{pmatrix}$$

$\forall x \in \mathbb{R}^n$

$$\mu = \lambda_{\min}(\nabla^2 f(x)) = 4$$

не всегда

$$L = \lambda_{\max}(\nabla^2 f(x)) = \frac{\sigma_{\max}(\nabla^2 f(x))}{\|\nabla^2 f(x)\|_2} = 8$$

Задача

Рассмотрим квадратичную функцию $f(x) = \lambda x^2$ (где $\lambda > 0$, $x \in \mathbb{R}$). Ускоренный градиентный метод Нестерова задаётся итерацией

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

$$\nabla f(x) = 2\lambda x$$

где $\alpha > 0$ — шаг, $\beta \in \mathbb{R}$ — параметр «инерции».

- Выпишите итерацию метода в виде умножения вектора состояния на предыдущей итерации на матрицу

$$\begin{pmatrix} y_{k+1} \\ x_{k+1} \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} y_k \\ x_k \end{pmatrix},$$

явно указав элементы матрицы T через λ , α и β .

$$T = \begin{pmatrix} y_{k+1} & = (1 - 2d\lambda\beta - 2\lambda d\beta) y_k & -\beta x_k \\ x_{k+1} & = (1 - 2d\lambda) y_k & + 0 x_k \\ & & \end{pmatrix}$$
$$\begin{pmatrix} 1 - 2d\lambda + \beta - 2\lambda d\beta & -\beta \\ 1 - 2d\lambda & 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= y_k - \alpha \cdot 2\lambda y_k \\y_{k+1} &= x_{k+1} + \beta (x_{k+1} - x_k) \\y_{k+1} &= y_k - 2d\lambda y_k + \\&\quad + \beta (y_k - 2d\lambda y_k - x_k) \\&= (1 - 2d\lambda + \beta - 2d\lambda\beta) y_k - \beta x_k\end{aligned}$$

Задача

Рассмотрим квадратичную функцию $f(x) = \lambda x^2$ (где $\lambda > 0$, $x \in \mathbb{R}$). Ускоренный градиентный метод Нестерова задаётся итерацией

$$x_{k+1} = y_k - \alpha \nabla f(y_k),$$

$$y_{k+1} = x_{k+1} + \beta (x_{k+1} - x_k),$$

где $\alpha > 0$ — шаг, $\beta \in \mathbb{R}$ — параметр «инерции».

- Выпишите итерацию метода в виде умножения вектора состояния на предыдущей итерации на матрицу

$$\begin{pmatrix} y_{k+1} \\ x_{k+1} \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} y_k \\ x_k \end{pmatrix}, = T^2 \begin{pmatrix} y_{k-1} \\ x_{k-1} \end{pmatrix} = T^3 \begin{pmatrix} y_{k-2} \\ x_{k-2} \end{pmatrix}$$

явно указав элементы матрицы T через λ , α и β .

- Запишите явно вид матрицы T при $\alpha = \frac{1}{\lambda}$. Запишите характеристический полином для поиска собственных чисел матрицы T в этом случае $p(\lambda) = \det(T - \lambda I)$.

$$T = \begin{pmatrix} 1 - 2 + \beta - 2\beta & -\beta \\ 1 - 2 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\beta - 1 & -\beta \\ -1 & 0 \end{pmatrix} \quad T = \begin{pmatrix} 1 - 2 + \beta - 2\beta & -\beta \\ 1 - 2 + \beta & 0 \end{pmatrix}$$

$$P(t) = (-\beta - 1 - t)(-\beta) - (-1)(-\beta) = t^2 + (\beta + 1)t - \beta$$

Задача

Рассмотрим квадратичную функцию $f(x) = \lambda x^2$ (где $\lambda > 0$, $x \in \mathbb{R}$). Ускоренный градиентный метод Нестерова задаётся итерацией

$$x_{k+1} = y_k - \alpha \nabla f(y_k),$$

$$y_{k+1} = x_{k+1} + \beta (x_{k+1} - x_k),$$

$$\boxed{\begin{aligned} p(t) &= t^2 + (\beta+1)t - \beta \\ |\beta| &< 2 \\ -1 &< \beta < 1 \end{aligned}}$$

где $\alpha > 0$ — шаг, $\beta \in \mathbb{R}$ — параметр «инерции».

$$\boxed{1 - 1 - \beta - \beta > 0} \quad \boxed{1 + \beta + 1 - \beta > 0} \quad \checkmark$$

- Выпишите итерацию метода в виде умножения вектора состояния на предыдущей итерации на матрицу

$$\begin{pmatrix} y_{k+1} \\ x_{k+1} \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} y_k \\ x_k \end{pmatrix},$$

$$\boxed{\beta < 0}$$

$$\beta \in (-1, 0)$$

явно указав элементы матрицы T через λ , α и β .

- Запишите явно вид матрицы T при $\alpha = \frac{1}{\lambda}$. Запишите характеристический полином для поиска собственных чисел матрицы T в этом случае $p(\lambda) = \det(T - \lambda I)$.
- Найдите значения β , при которых метод будет сходиться с этим шагом.\ Примечание: Для сходимости итерационного процесса нужно, чтобы оба собственных числа по модулю были < 1 (спектральный радиус $\rho(T) < 1$). Можно это сделать, найдя $\lambda_1(\beta), \lambda_2(\beta)$ явно и найти такие β , чтобы $|\lambda_1(\beta)| < 1, |\lambda_2(\beta)| < 1$. Мы предлагаем воспользоваться готовым результатом, который называется **критерий Жюри** для полинома второго порядка. Пусть характеристический многочлен имеет вид $p(\lambda) = \lambda^2 + a_1\lambda + a_2$. Тогда спектральный радиус будет меньше единицы тогда и только тогда, когда:

$$|a_2| < 1 \quad 1 + a_1 + a_2 > 0 \quad 1 - a_1 + a_2 > 0$$



$$f \rightarrow \min_{x,y,z}$$

Задачки



Задача

Пусть $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ - симметрична положительно определенная матрица, $b \in \mathbb{R}^n$. Найдите минимум функции:

бнп.

$$f(x, y) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x + \frac{1}{2}\|y\|_2^2 \rightarrow \min_{x+y=c}$$

$$\nabla^2 f = \begin{pmatrix} A & 0 \\ 0 & I \end{pmatrix}$$

где $c \in \mathbb{R}^n$ - заданный вектор. Выпишите явно решение (x^*, y^*) .

$$L(x, y, \lambda) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x + \frac{1}{2}y^T I y + \lambda^T (x+y-c)$$

$$\begin{aligned} \cdot \nabla_x L &= Ax + b + \lambda = 0 & Ax + b + x - c &= 0 & (A+I)x &= c - b \\ \cdot \nabla_y L &= Iy + \lambda = 0 & c - x + \lambda &= 0 \Rightarrow \lambda &= x - c & x^* = (A+I)^{-1}(c-b) \\ \cdot \nabla_\lambda L &= x+y-c = 0 & y &= c-x & y^* &= c - (A+I)^{-1}(c-b) \end{aligned}$$

выполнено
условие
Слейтера

Задача

$$\langle X, Y \rangle = \operatorname{tr}(X^\top Y)$$

Упростите выражение:

$$\operatorname{tr}((A + \lambda I)^{-1} A), \quad \text{где } A \in \mathbb{S}_{++}^n, \lambda > 0$$

Выразите ответ через собственные значения матрицы A .

Задача

Предложите метод решения задачи наименьших квадратов с регуляризацией:

$$\nabla^2$$

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2^2 + \lambda \|x\|_2^2$$

$$2A^T A + 2\lambda I$$

где $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ (не обязательно квадратная), $\lambda > 0$. Опишите один итерационный метод оптимизации для её решения и приведите оценку скорости сходимости.

Задача

Докажите, что функция

$$f(x) = \log \left(\sum_{i=1}^n e^{x_i} \right)$$

выпуклая, используя любой дифференциальный критерий выпуклости.

Задача $d(\langle G\Omega, G \rangle) = \langle d(G\Omega), G \rangle + \langle G\Omega, dG \rangle = \langle dG\Omega, G \rangle + \cancel{\langle G\Omega, dG \rangle} - \cancel{\langle 2G\Omega, dG \rangle}$

Пусть $X \in \mathbb{R}^{m \times n}$, где $\text{rk}X = n$, $\Omega \in \mathbb{S}_{++}^m$, и $W \in \mathbb{R}^{k \times n}$. Найдите матрицу $G \in \mathbb{R}^{k \times m}$, являющуюся решением следующей задачи оптимизации:

$$f(G) = \text{tr}(G\Omega G^\top) \rightarrow \min_{GX=W}$$

$$L(G, \Lambda) = \text{tr}(G\Omega G^\top) + \Lambda^\top(GX - W)$$

$$G = -\frac{1}{2}\Lambda X^\top \Sigma^{-1}$$

$$\langle G\Omega, G \rangle + \langle \Lambda, GX - W \rangle$$

$$+ \langle \Lambda, GX \rangle -$$

$$- \langle \Lambda, W \rangle$$

$$\nabla_G L = 2G\Omega + \Delta X^\top = 0$$

$$GX = W \rightarrow \Delta$$

Задача

Пусть $X \in \mathbb{R}^{m \times n}$, где $\text{rk} X = n$, $\Omega \in \mathbb{S}_{++}^m$, и $W \in \mathbb{R}^{k \times n}$. Найдите матрицу $G \in \mathbb{R}^{k \times m}$, являющуюся решением следующей задачи оптимизации:

$$f(G) = \text{tr}(G\Omega G^\top) \rightarrow \min_{GX=W}$$

$$G = -\frac{1}{2}\Delta X^\top \Omega^{-1}$$

$$GX = W$$

$$-\frac{1}{2}\Delta X^\top \underline{\Omega^{-1}} X = W$$

Все линейные
условия
Слейтера

$$\Delta = -2 \cdot W (X^\top \underline{\Omega^{-1}} X)^{-1}$$

$$G = W \overline{(X^\top \underline{\Omega^{-1}} X)^{-1}} X^\top \underline{\Omega^{-1}}$$

Code

- Open In Colab
- Comparison of quasi Newton methods
- Some practical notes about Newton method