



Метод Ньютона и квазиньютоновские методы

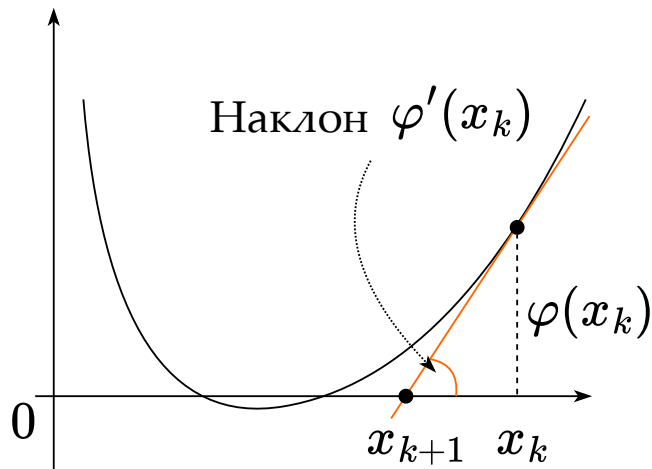
Даня Меркулов

Оптимизация для всех! ЦУ

Метод Ньютона

Идея метода Ньютона для нахождения корней функции

Рассмотрим функцию $\varphi(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$.



Идея метода Ньютона для нахождения корней функции



Рассмотрим функцию $\varphi(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$.

Основная идея заключается в том, чтобы построить линейное приближение в точке x_k и найти его корень, который будет новой точкой итерации:

Идея метода Ньютона для нахождения корней функции



Рассмотрим функцию $\varphi(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$.

Основная идея заключается в том, чтобы построить линейное приближение в точке x_k и найти его корень, который будет новой точкой итерации:

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

Идея метода Ньютона для нахождения корней функции



Рассмотрим функцию $\varphi(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$.

Основная идея заключается в том, чтобы построить линейное приближение в точке x_k и найти его корень, который будет новой точкой итерации:

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

Мы получаем итерационную схему:

Идея метода Ньютона для нахождения корней функции



Рассмотрим функцию $\varphi(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$.

Основная идея заключается в том, чтобы построить линейное приближение в точке x_k и найти его корень, который будет новой точкой итерации:

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

Мы получаем итерационную схему:

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

¹Мы фактически решаем задачу нахождения стационарных точек $\nabla f(x) = 0$

Идея метода Ньютона для нахождения корней функции



Рассмотрим функцию $\varphi(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$.

Основная идея заключается в том, чтобы построить линейное приближение в точке x_k и найти его корень, который будет новой точкой итерации:

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

Мы получаем итерационную схему:

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

Этот метод станет методом оптимизации Ньютона в случае $f'(x) = \varphi(x)$ ¹:

¹Мы фактически решаем задачу нахождения стационарных точек $\nabla f(x) = 0$

Идея метода Ньютона для нахождения корней функции



Рассмотрим функцию $\varphi(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$.

Основная идея заключается в том, чтобы построить линейное приближение в точке x_k и найти его корень, который будет новой точкой итерации:

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

Мы получаем итерационную схему:

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

Этот метод станет методом оптимизации Ньютона в случае $f'(x) = \varphi(x)^1$:

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

¹Мы фактически решаем задачу нахождения стационарных точек $\nabla f(x) = 0$

Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации

Пусть у нас есть функция $f(x)$ и некоторая точка x_k . Рассмотрим квадратичное приближение этой функции в окрестности x_k :

Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации

Пусть у нас есть функция $f(x)$ и некоторая точка x_k . Рассмотрим квадратичное приближение этой функции в окрестности x_k :

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

Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации

Пусть у нас есть функция $f(x)$ и некоторая точка x_k . Рассмотрим квадратичное приближение этой функции в окрестности x_k :

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

Идея метода заключается в том, чтобы найти точку x_{k+1} , которая минимизирует функцию $f_{x_k}^{II}(x)$, т.е. $\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = 0$.

Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации

Пусть у нас есть функция $f(x)$ и некоторая точка x_k . Рассмотрим квадратичное приближение этой функции в окрестности x_k :

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

Идея метода заключается в том, чтобы найти точку x_{k+1} , которая минимизирует функцию $f_{x_k}^{II}(x)$, т.е. $\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = 0$.

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

Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации

Пусть у нас есть функция $f(x)$ и некоторая точка x_k . Рассмотрим квадратичное приближение этой функции в окрестности x_k :

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

Идея метода заключается в том, чтобы найти точку x_{k+1} , которая минимизирует функцию $f_{x_k}^{II}(x)$, т.е. $\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = 0$.

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

Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации

Пусть у нас есть функция $f(x)$ и некоторая точка x_k . Рассмотрим квадратичное приближение этой функции в окрестности x_k :

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

Идея метода заключается в том, чтобы найти точку x_{k+1} , которая минимизирует функцию $f_{x_k}^{II}(x)$, т.е. $\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = 0$.

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

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

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

Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации

Пусть у нас есть функция $f(x)$ и некоторая точка x_k . Рассмотрим квадратичное приближение этой функции в окрестности x_k :

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

Идея метода заключается в том, чтобы найти точку x_{k+1} , которая минимизирует функцию $f_{x_k}^{II}(x)$, т.е. $\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = 0$.

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

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

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

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

Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации

Пусть у нас есть функция $f(x)$ и некоторая точка x_k . Рассмотрим квадратичное приближение этой функции в окрестности x_k :

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

Идея метода заключается в том, чтобы найти точку x_{k+1} , которая минимизирует функцию $f_{x_k}^{II}(x)$, т.е. $\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = 0$.

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

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

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

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

Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации

Пусть у нас есть функция $f(x)$ и некоторая точка x_k . Рассмотрим квадратичное приближение этой функции в окрестности x_k :

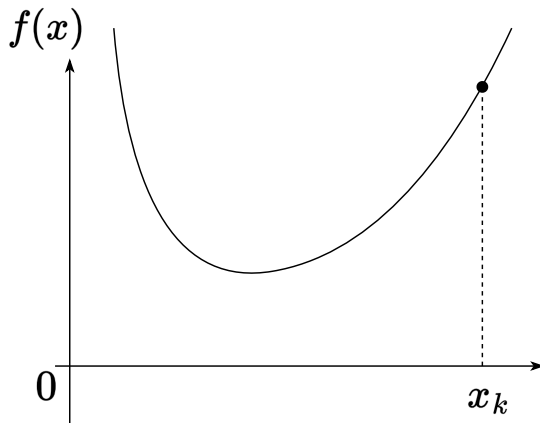
$$f_{x_k}^{II}(x) = f(x_k) + \langle \nabla f(x_k), x - x_k \rangle + \frac{1}{2} \langle \nabla^2 f(x_k)(x - x_k), x - x_k \rangle.$$

Идея метода заключается в том, чтобы найти точку x_{k+1} , которая минимизирует функцию $f_{x_k}^{II}(x)$, т.е. $\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) = 0$.

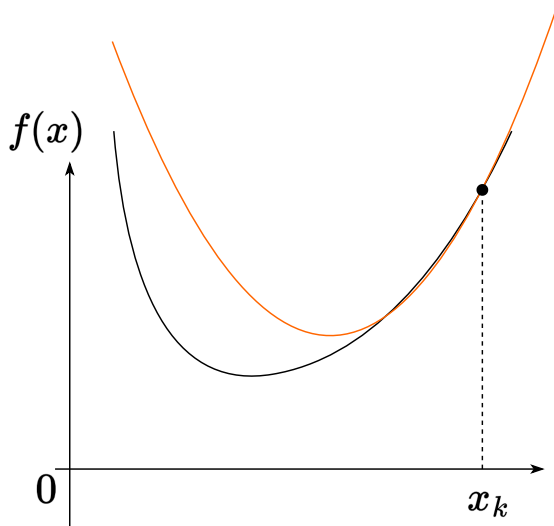
$$\begin{aligned}\nabla f_{x_k}^{II}(x_{k+1}) &= \nabla f(x_k) + \nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) = 0 \\ \nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) &= -\nabla f(x_k) \\ [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla^2 f(x_k)(x_{k+1} - x_k) &= -[\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k) \\ x_{k+1} &= x_k - [\nabla^2 f(x_k)]^{-1} \nabla f(x_k).\end{aligned}$$

Необходимо отметить ограничения, связанные с необходимостью невырожденности (для существования метода) и положительной определенности (для гарантии сходимости) гессиана.

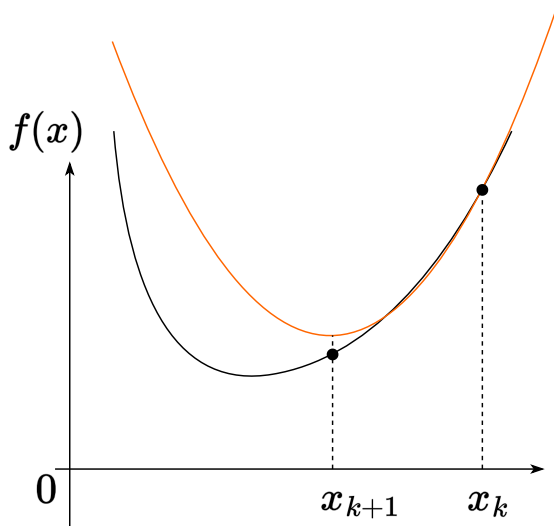
Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации



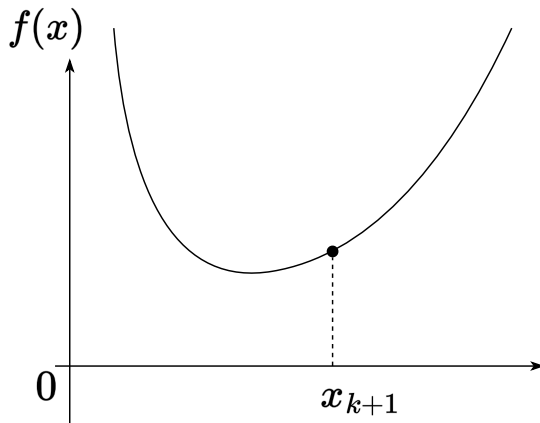
Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации



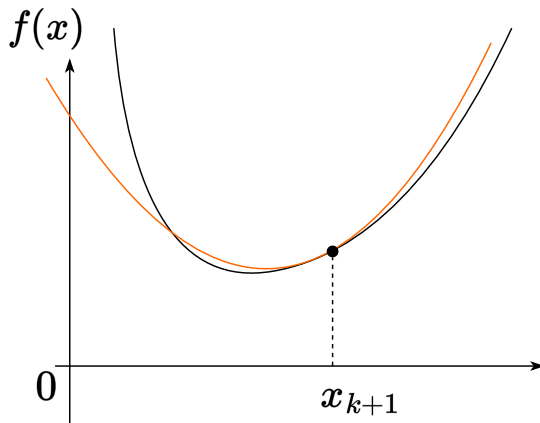
Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации



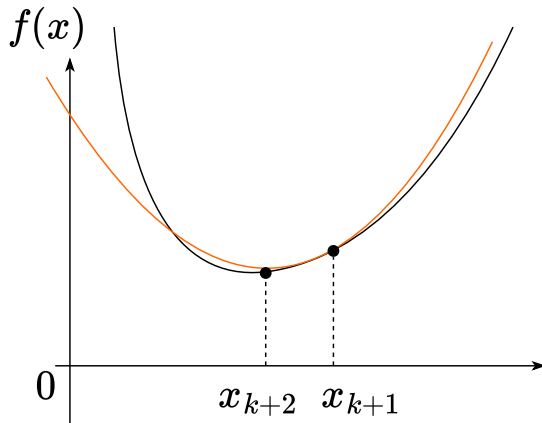
Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации



Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации



Метод Ньютона как оптимизация локальной квадратичной аппроксимации



Свойства метода Ньютона

Квадратичная сходимость метода Ньютона

i Theorem

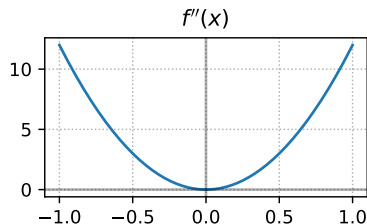
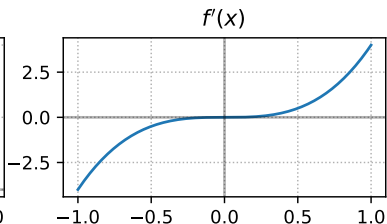
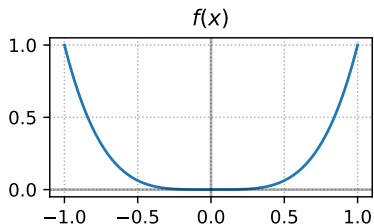
Пусть $f(x)$ — сильно выпуклая дважды непрерывно дифференцируемая функция на \mathbb{R}^n , для второй производной которой выполняются неравенства: $\mu I_n \preceq \nabla^2 f(x) \preceq L I_n$. Пусть также гессиан функции M -липшицев. Тогда метод Ньютона сходится локально к решению с квадратичной скоростью, т.е. при $\|x_0 - x^*\| < \frac{2\mu}{3M}$:

$$\|x_{k+1} - x^*\| \leq \frac{3M}{2\mu} \|x_k - x^*\|^2$$

Отсутствие квадратичной сходимости, если некоторые предположения нарушаются

i

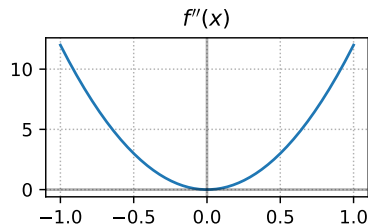
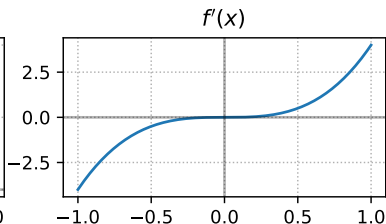
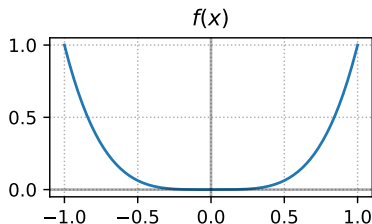
$$f(x) = x^4 \quad f'(x) = 4x^3 \quad f''(x) = 12x^2$$



Отсутствие квадратичной сходимости, если некоторые предположения нарушаются

i

$$f(x) = x^4 \quad f'(x) = 4x^3 \quad f''(x) = 12x^2$$

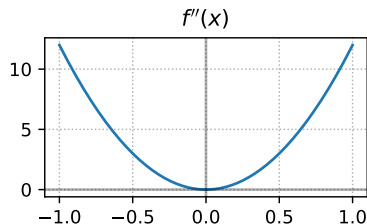
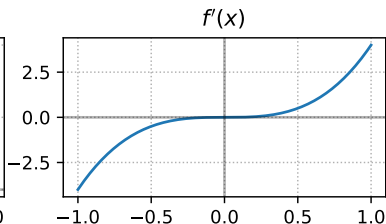
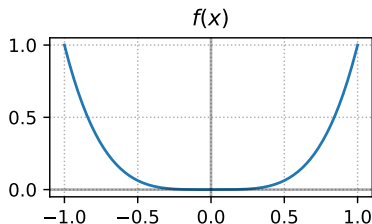


$$x_{k+1} = x_k - \frac{f'(x_k)}{f''(x_k)} = x_k - \frac{4x_k^3}{12x_k^2} = x_k - \frac{1}{3}x_k = \frac{2}{3}x_k,$$

Отсутствие квадратичной сходимости, если некоторые предположения нарушаются

i

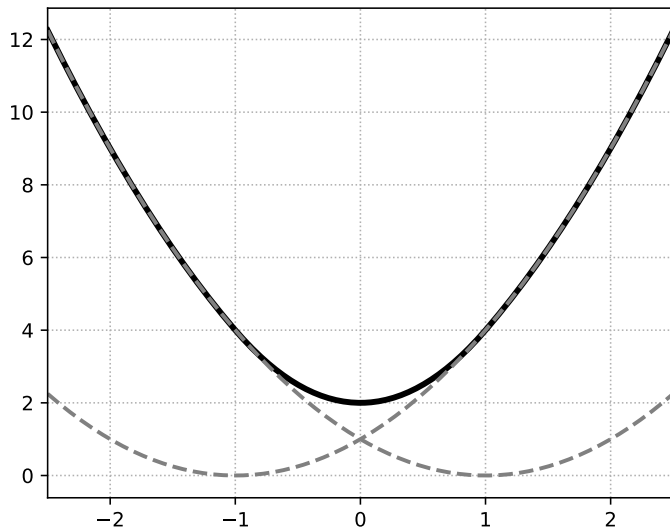
$$f(x) = x^4 \quad f'(x) = 4x^3 \quad f''(x) = 12x^2$$



$$x_{k+1} = x_k - \frac{f'(x_k)}{f''(x_k)} = x_k - \frac{4x_k^3}{12x_k^2} = x_k - \frac{1}{3}x_k = \frac{2}{3}x_k,$$

сходится линейно к 0, единственному решению задачи, с линейной скоростью.

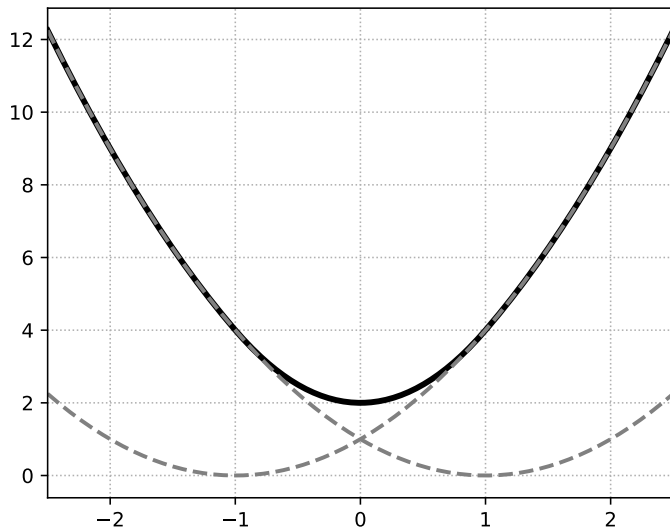
Локальная сходимость метода Ньютона для гладкой сильно выпуклой $f(x)$



$$f(x) = \begin{cases} (x-1)^2, & x \leq -1 \\ 2x^2 + 2, & -1 < x < 1 \\ (x+1)^2, & x \geq 1 \end{cases}$$

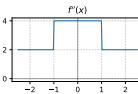
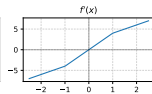
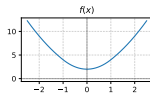
Эта функция сильно выпукла, но вторая производная не является липшицевой.

Локальная сходимость метода Ньютона для гладкой сильно выпуклой $f(x)$

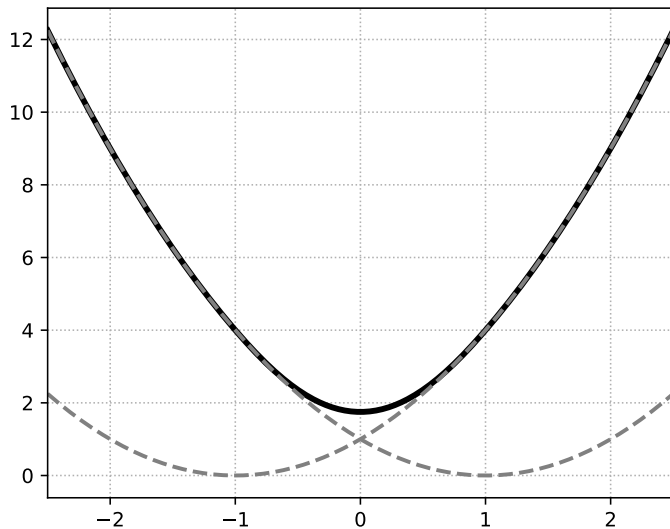


$$f(x) = \begin{cases} (x-1)^2, & x \leq -1 \\ 2x^2 + 2, & -1 < x < 1 \\ (x+1)^2, & x \geq 1 \end{cases}$$

Эта функция сильно выпукла, но вторая производная не является липшицевой.

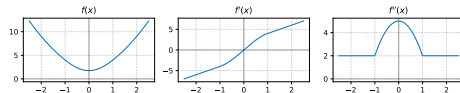


Локальная сходимость метода Ньютона даже если $\nabla^2 f$ липшицев

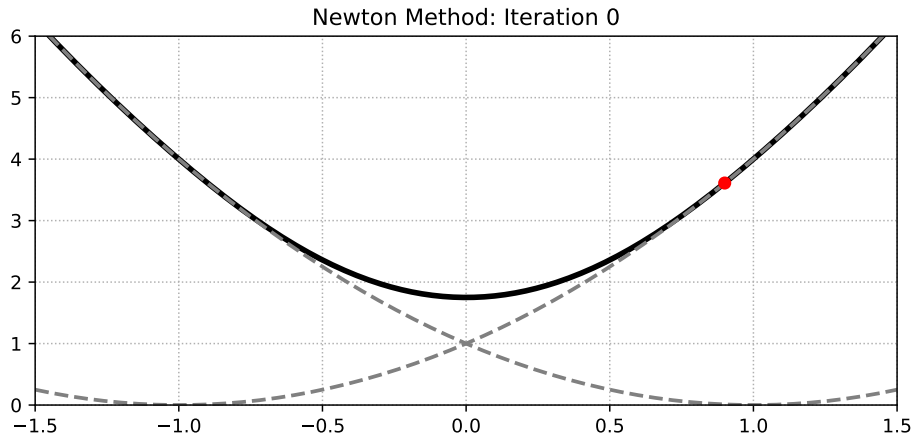


$$f(x) = \begin{cases} (x-1)^2, & x \leq -1 \\ -\frac{1}{4}x^4 + \frac{5}{2}x^2 + \frac{7}{4}, & -1 < x < 1 \\ (x+1)^2, & x \geq 1 \end{cases}$$

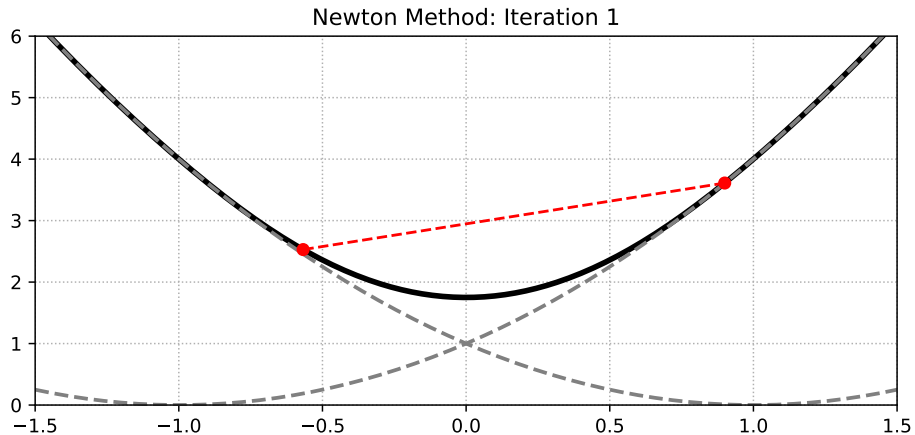
Эта функция сильно выпукла и вторая производная является липшицевой.



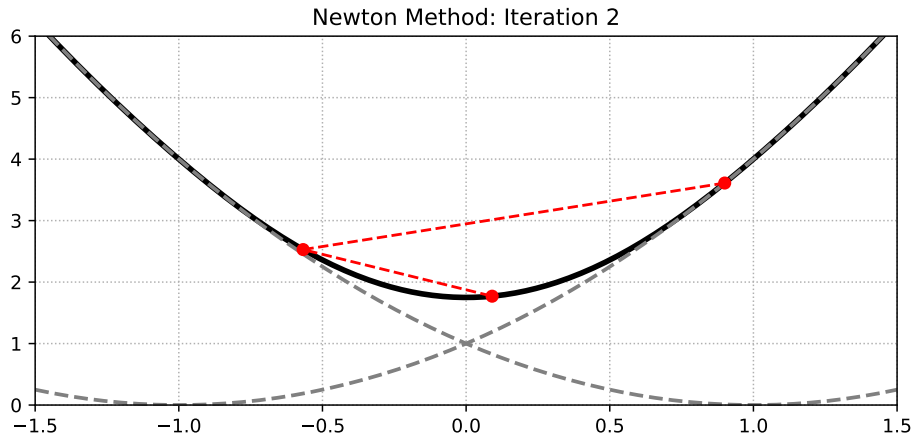
Локальная сходимость метода Ньютона. Хорошая инициализация



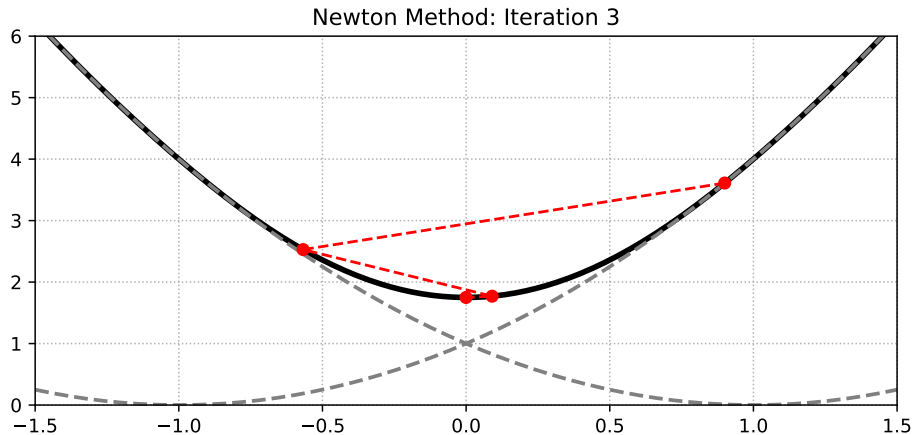
Локальная сходимость метода Ньютона. Хорошая инициализация



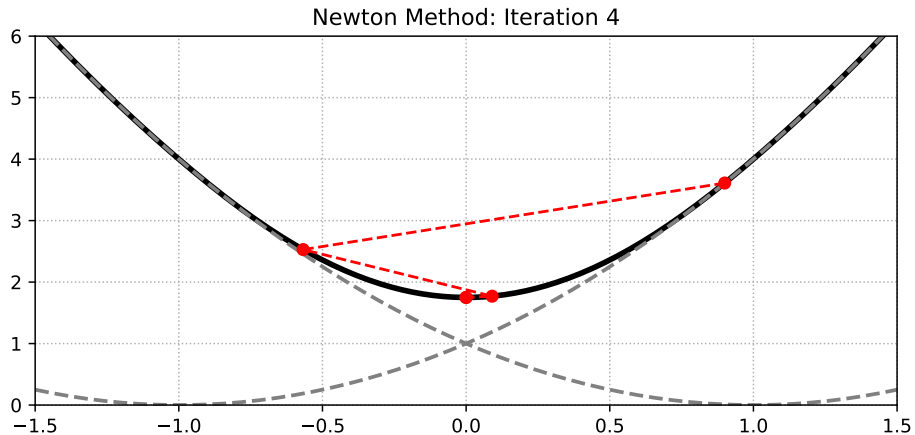
Локальная сходимость метода Ньютона. Хорошая инициализация



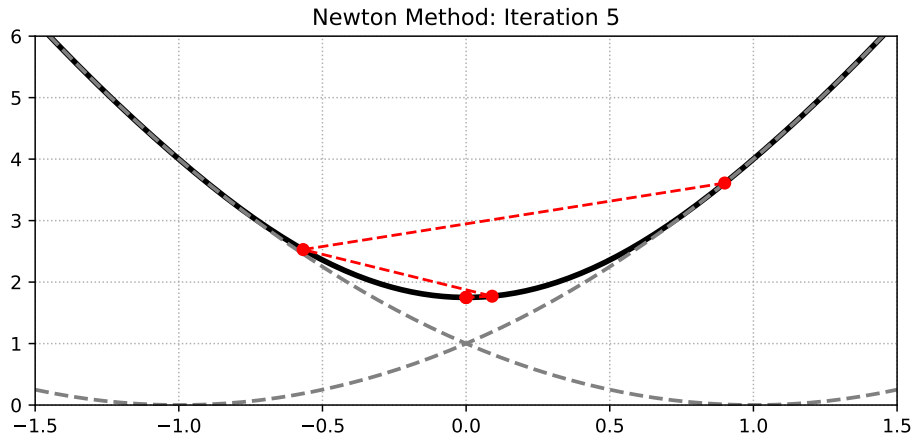
Локальная сходимость метода Ньютона. Хорошая инициализация



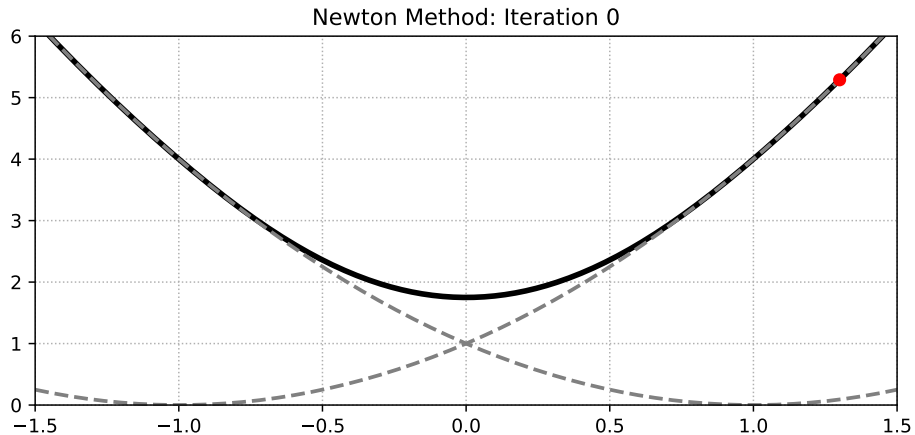
Локальная сходимость метода Ньютона. Хорошая инициализация



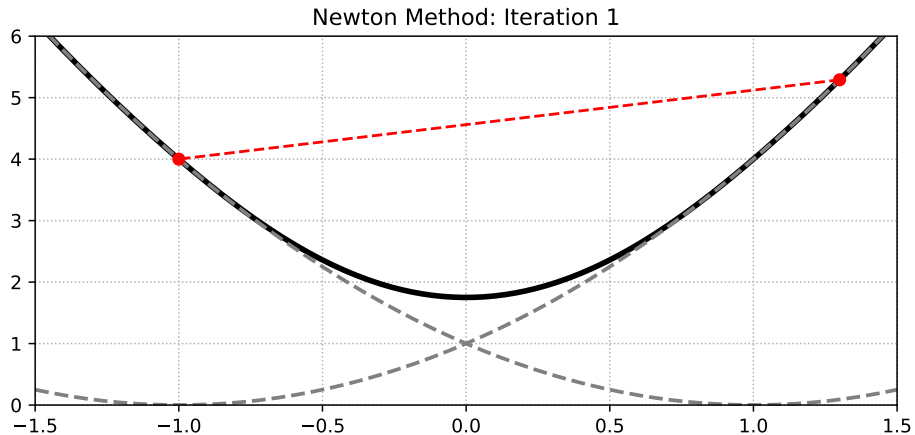
Локальная сходимость метода Ньютона. Хорошая инициализация



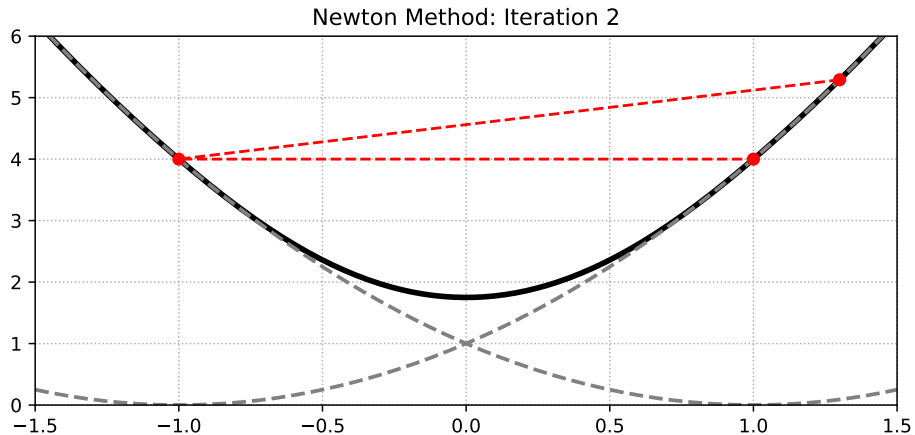
Локальная сходимость метода Ньютона. Плохая инициализация



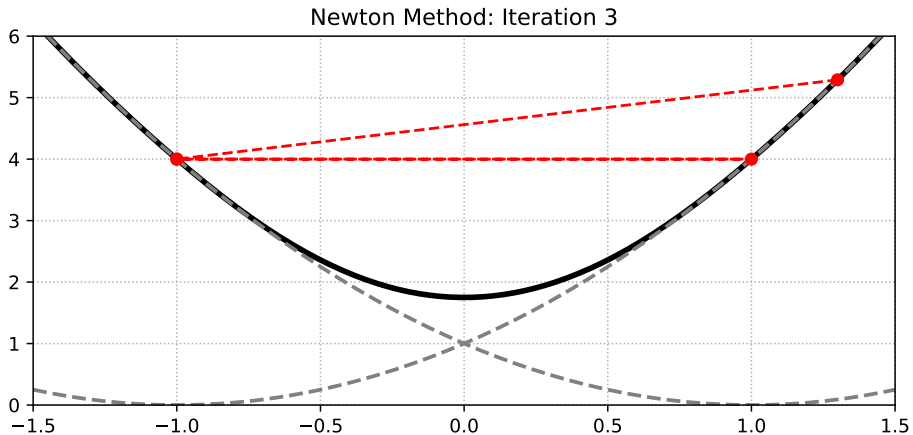
Локальная сходимость метода Ньютона. Плохая инициализация



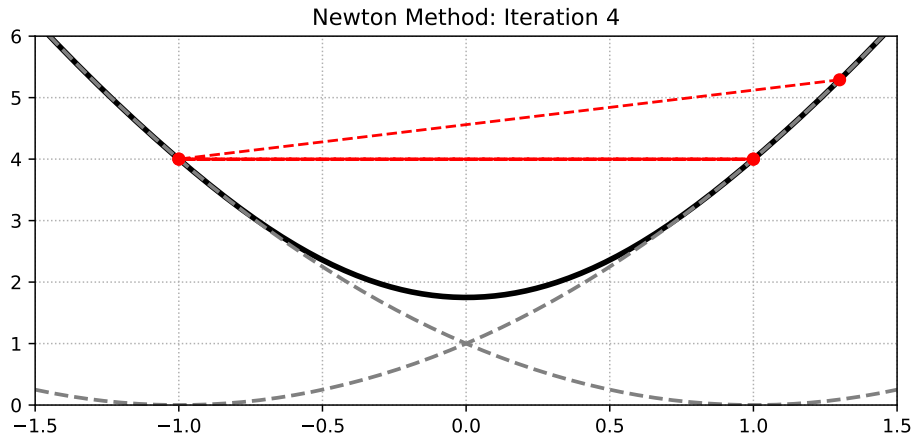
Локальная сходимость метода Ньютона. Плохая инициализация



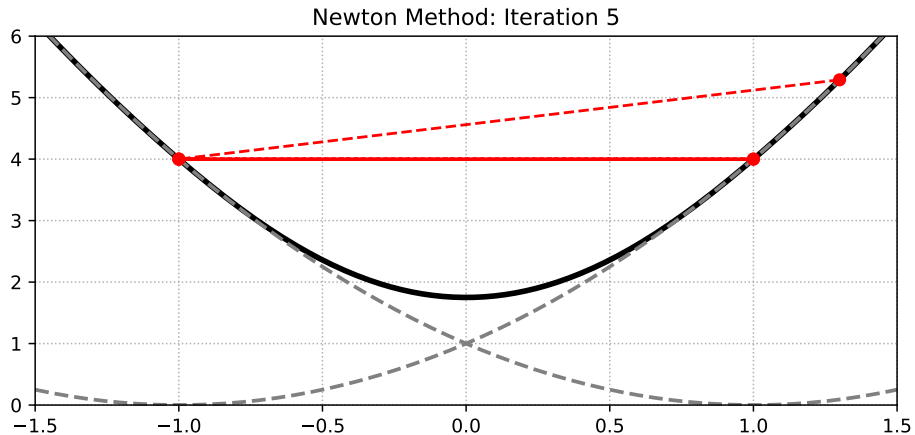
Локальная сходимость метода Ньютона. Плохая инициализация



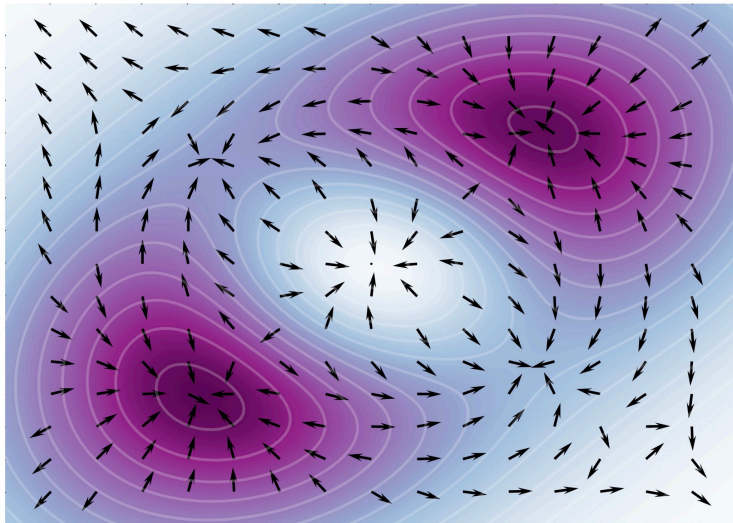
Локальная сходимость метода Ньютона. Плохая инициализация



Локальная сходимость метода Ньютона. Плохая инициализация



Newton



Проблемы метода Ньютона

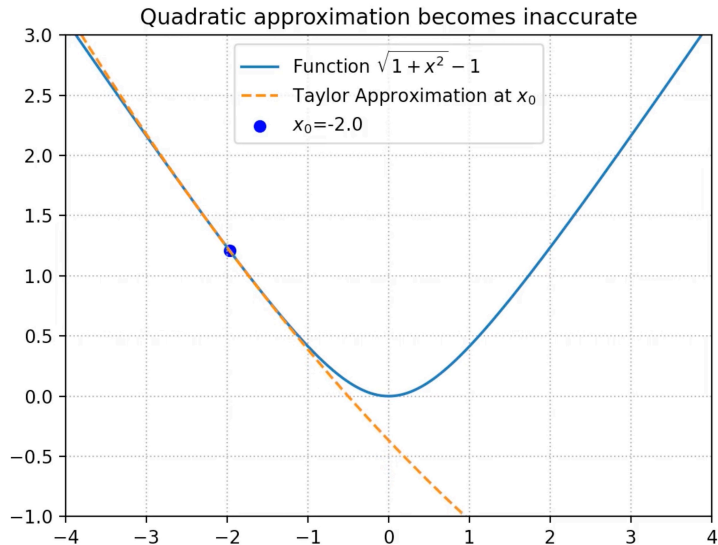


Рис. 2: Animation

Метод Ньютона для квадратичной задачи (линейной регрессии)

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} x^\top A x - b^\top x, \quad A \in \mathbb{R}^{n \times n}, \quad \lambda(A) \in [\mu; L].$$

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

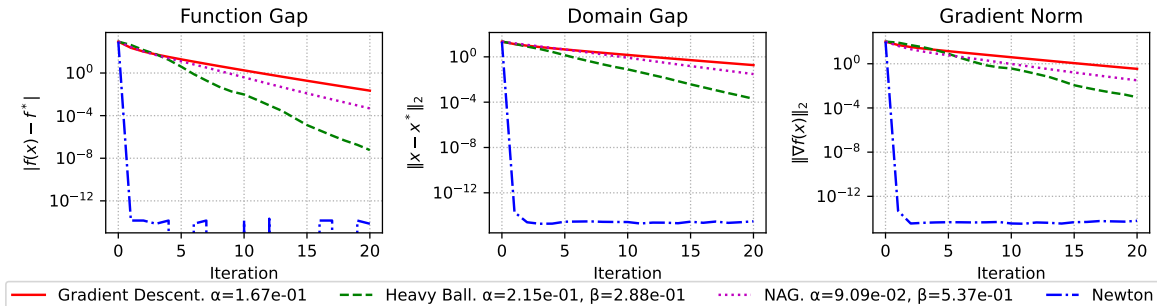


Рис. 3: Так как задача - квадратичная, то метод Ньютона сходится за один шаг.

Метод Ньютона для квадратичной задачи (линейной регрессии)

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} x^\top A x - b^\top x, \quad A \in \mathbb{R}^{n \times n}, \quad \lambda(A) \in [\mu; L].$$

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

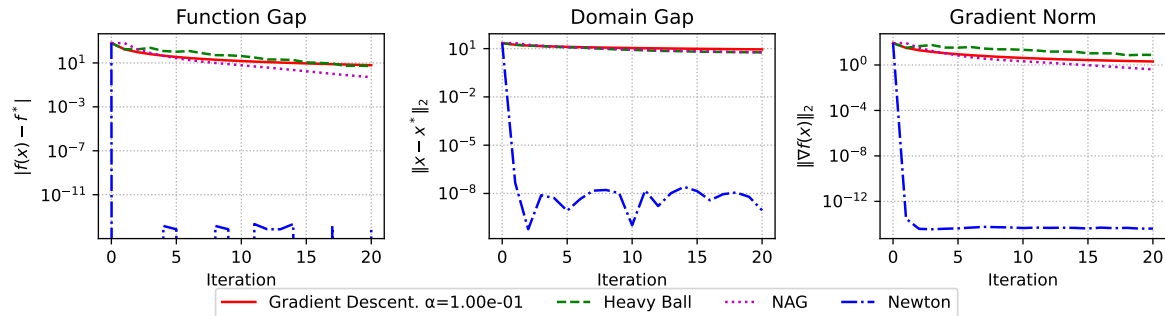


Рис. 4: В этом случае метод Ньютона тоже крайне быстро сходится, однако, отметим, что это происходит благодаря тому, что минимальное собственное число гессиана не 0, а около 10^{-8} . Если применять метод Ньютона в наивной форме с обращением матрицы, то получится ошибка, так как матрица вырождена. На практике все равно можно использовать метод, если для направления итерации решать линейную систему $\nabla^2 f(x_k) d_k = -\nabla f(x_k)$ методом наименьших квадратов.

Метод Ньютона для квадратичной задачи (линейной регрессии)

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} x^\top A x - b^\top x, \quad A \in \mathbb{R}^{n \times n}, \quad \lambda(A) \in [\mu; L].$$

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

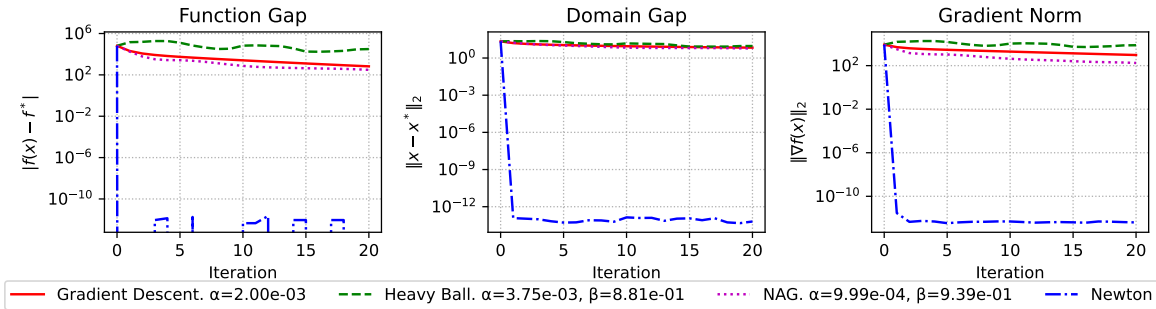


Рис. 5: Здесь число обусловленности гессиана в 1000 раз больше, чем в предыдущем случае, и метод Ньютона сходится за 1 итерацию.

Метод Ньютона для задачи бинарной логистической регрессии

Convex binary logistic regression. $\mu=0$. $m=1000$, $n=10$.

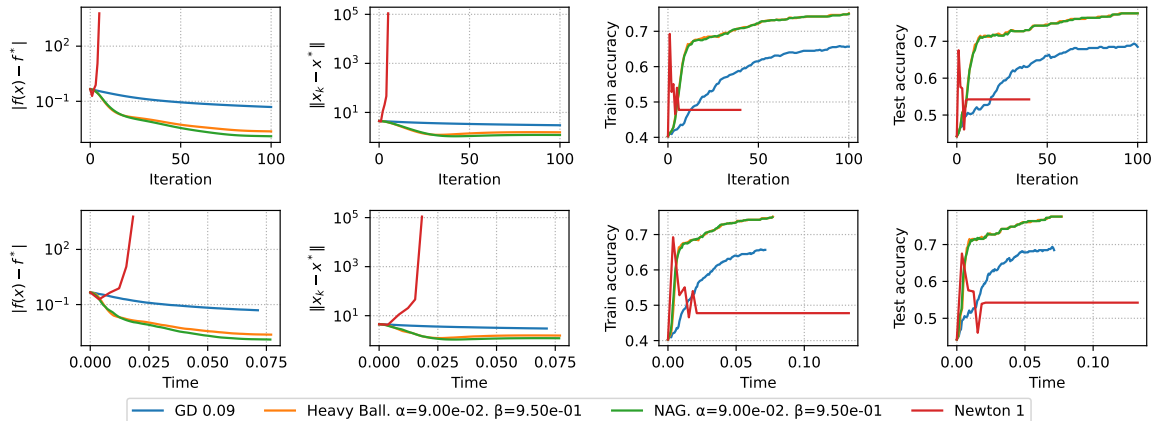


Рис. 6: Наблюдается расходимость метода Ньютона. Сразу отметим, что в задаче нет регуляризации и гарантии сильной выпуклости. А также нет гарантий того, что мы инициализируем метод в окрестности решения.

Метод Ньютона для задачи бинарной логистической регрессии

Strongly convex binary logistic regression. $\mu=0.2$. $m=1000$, $n=10$.

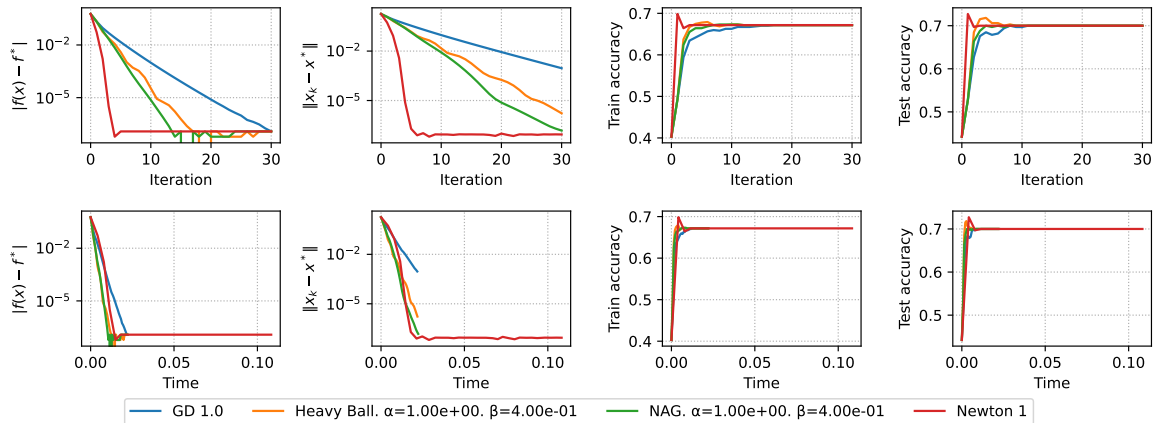


Рис. 7: Добавление регуляризации гарантирует сильную выпуклость, наблюдается сходимость метода Ньютона.

Метод Ньютона для задачи бинарной логистической регрессии

Strongly convex binary logistic regression. $\mu=0.2$. $m=1000$, $n=500$.

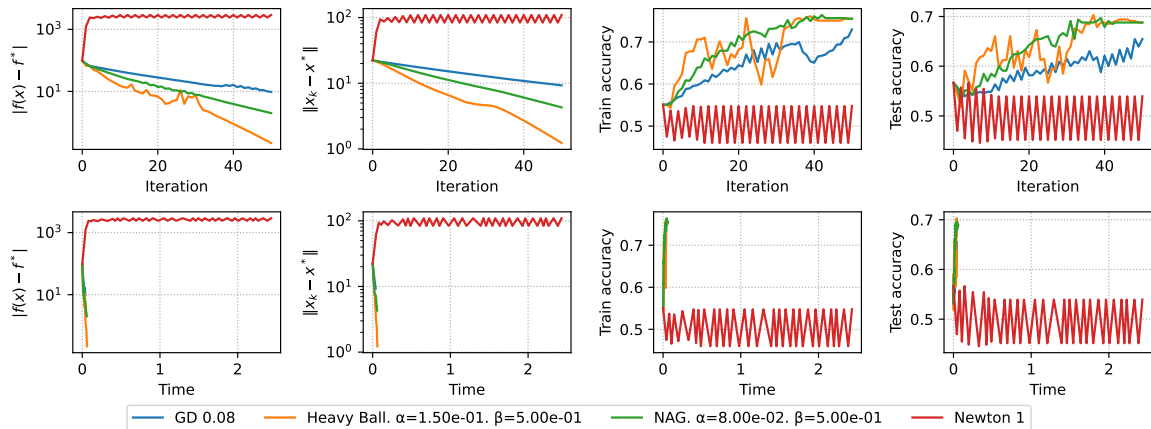


Рис. 8: Увеличим размерность в 50 раз и наблюдаем расходимость метода Ньютона. Это можно связать с тем, что мы инициализируем метод в точке, далекой от решения

Метод Ньютона для задачи бинарной логистической регрессии

Strongly convex binary logistic regression. $\mu=0.2$. $m=1000$, $n=500$.

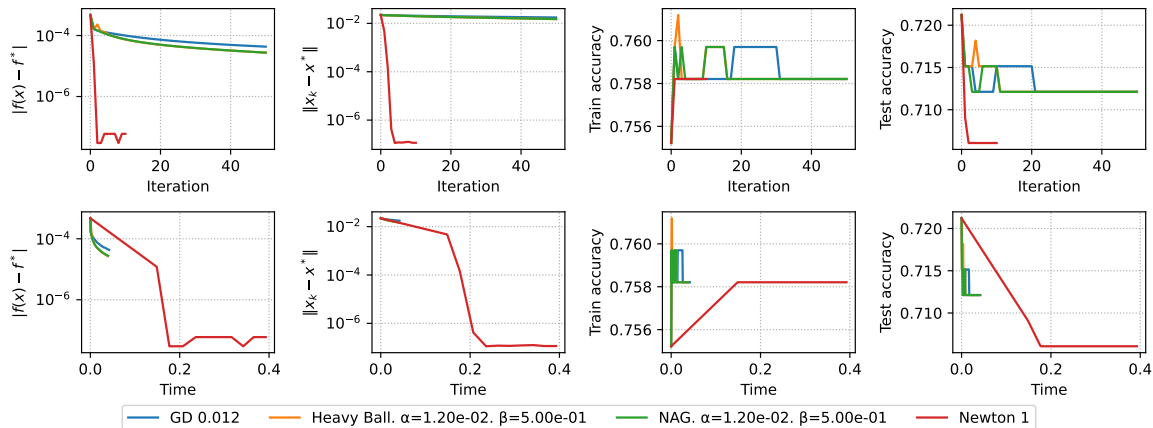


Рис. 9: Не меняя задачу, изменим начальную точку и наблюдаем квадратичную сходимость метода Ньютона. Однако, обратите внимание на время работы. Уже при небольшой размерности, метод Ньютона работает значительно дольше, чем градиентные методы.

Задача нахождения аналитического центра многогранника

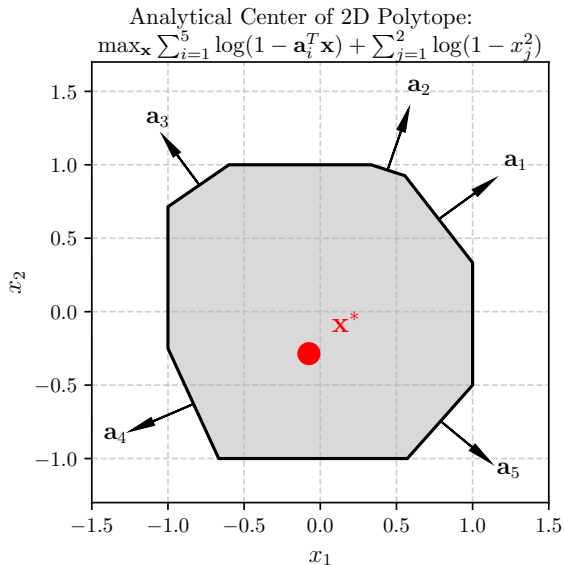
Найти точку $x \in \mathbb{R}^n$, которая максимизирует сумму логарифмов расстояний до границ многогранника:

$$\max_x \sum_{i=1}^m \log(1 - a_i^T x) + \sum_{j=1}^n \log(1 - x_j^2)$$

или, эквивалентно, минимизирует:

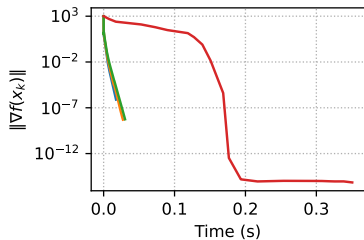
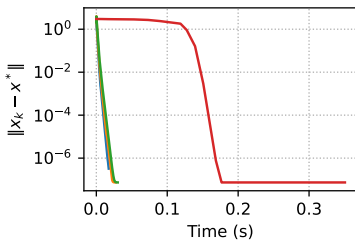
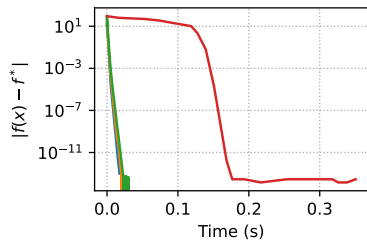
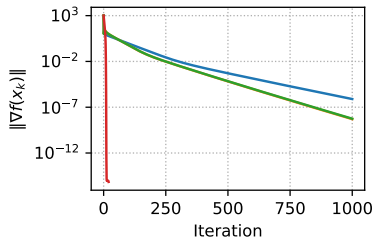
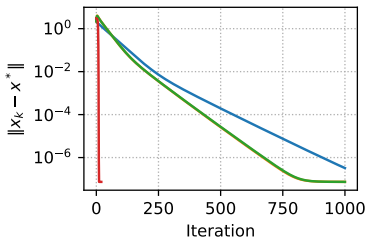
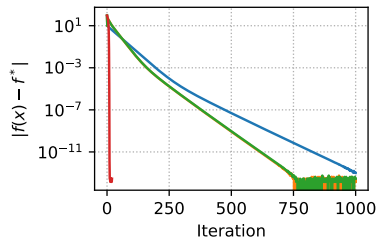
$$\min_x - \sum_{i=1}^m \log(1 - a_i^T x) - \sum_{j=1}^n \log(1 - x_j^2)$$

при ограничениях: $-a_i^T x < 1$ для всех $i = 1, \dots, m$, где a_i - строки матрицы A^T - $|x_j| < 1$ для всех $j = 1, \dots, n$. Аналитический центр многогранника - это точка, которая максимально удалена от всех границ многогранника в смысле логарифмического барьера. Эта концепция широко используется в методах внутренней точки для выпуклой оптимизации.



Задача нахождения аналитического центра многогранника

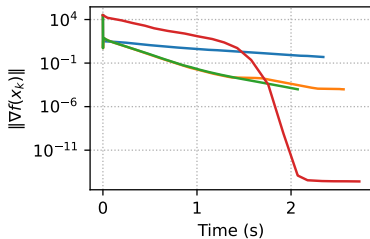
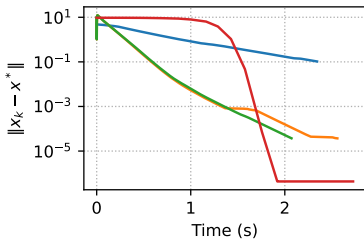
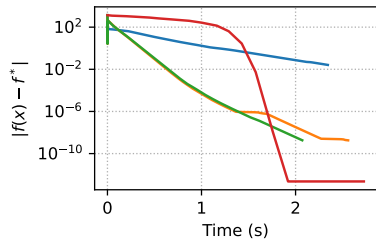
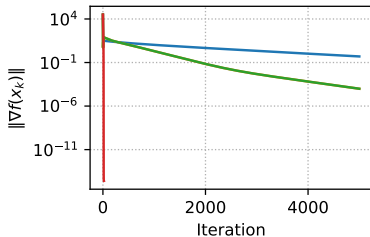
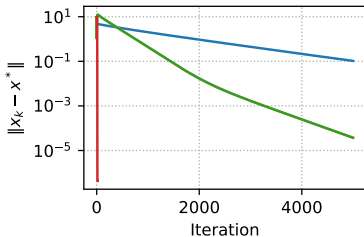
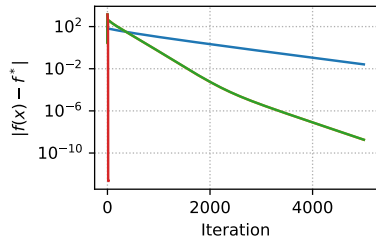
Analytical Center, $m = 20$, $n = 100$



GD, $\alpha=0.005$ Heavy Ball, $\alpha=0.005$, $\beta=0.33$ NAG, $\alpha=0.005$, $\beta=0.33$ Newton, damping=1.0

Задача нахождения аналитического центра многогранника

Analytical Center, $m = 200$, $n = 1000$



GD, $\alpha=0.00015$ Heavy Ball, $\alpha=0.00015$, $\beta=0.79$ NAG, $\alpha=0.00015$, $\beta=0.79$ Newton, damping=1.0

Аффинная инвариантность метода Ньютона

Важным свойством метода Ньютона является **аффинная инвариантность**. Пусть дана функция f и невырожденная матрица $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, пусть $x = Ay$, и пусть $g(y) = f(Ay)$. Заметим, что $\nabla g(y) = A^T \nabla f(x)$ и $\nabla^2 g(y) = A^T \nabla^2 f(x) A$. Шаги Ньютона на g выражаются как:

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

Аффинная инвариантность метода Ньютона

Важным свойством метода Ньютона является **аффинная инвариантность**. Пусть дана функция f и невырожденная матрица $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, пусть $x = Ay$, и пусть $g(y) = f(Ay)$. Заметим, что $\nabla g(y) = A^T \nabla f(x)$ и $\nabla^2 g(y) = A^T \nabla^2 f(x) A$. Шаги Ньютона на g выражаются как:

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

Раскрывая это, мы получаем:

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

Аффинная инвариантность метода Ньютона

Важным свойством метода Ньютона является **аффинная инвариантность**. Пусть дана функция f и невырожденная матрица $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, пусть $x = Ay$, и пусть $g(y) = f(Ay)$. Заметим, что $\nabla g(y) = A^T \nabla f(x)$ и $\nabla^2 g(y) = A^T \nabla^2 f(x) A$. Шаги Ньютона на g выражаются как:

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

Раскрывая это, мы получаем:

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

Используя свойство обратной матрицы $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$, это упрощается до:

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

Аффинная инвариантность метода Ньютона

Важным свойством метода Ньютона является **аффинная инвариантность**. Пусть дана функция f и невырожденная матрица $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, пусть $x = Ay$, и пусть $g(y) = f(Ay)$. Заметим, что $\nabla g(y) = A^T \nabla f(x)$ и $\nabla^2 g(y) = A^T \nabla^2 f(x) A$. Шаги Ньютона на g выражаются как:

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

Раскрывая это, мы получаем:

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

Используя свойство обратной матрицы $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$, это упрощается до:

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

Таким образом, правило обновления для x выглядит так:

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

Аффинная инвариантность метода Ньютона

Важным свойством метода Ньютона является **аффинная инвариантность**. Пусть дана функция f и невырожденная матрица $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, пусть $x = Ay$, и пусть $g(y) = f(Ay)$. Заметим, что $\nabla g(y) = A^T \nabla f(x)$ и $\nabla^2 g(y) = A^T \nabla^2 f(x) A$. Шаги Ньютона на g выражаются как:

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

Раскрывая это, мы получаем:

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

Используя свойство обратной матрицы $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$, это упрощается до:

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

Таким образом, правило обновления для x выглядит так:

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

Это показывает, что итерация метода Ньютона, не зависит от масштаба задачи. У градиентного спуска такого свойства нет!

Резюме

Плюсы:

- Квадратичная сходимость вблизи решения x^*

Минусы:

Резюме

Плюсы:

- Квадратичная сходимость вблизи решения x^*
- Аффинная инвариантность

Минусы:

Резюме

Плюсы:

- Квадратичная сходимость вблизи решения x^*
- Аффинная инвариантность
- Отсутствие параметров у метода

Минусы:

Резюме

Плюсы:

- Квадратичная сходимость вблизи решения x^*
- Аффинная инвариантность
- Отсутствие параметров у метода
- Сходимость можно сделать глобальной, если использовать демпфированный метод Ньютона (добавить процедуру линейного поиска и шага метода)

Минусы:

Резюме

Плюсы:

- Квадратичная сходимость вблизи решения x^*
- Аффинная инвариантность
- Отсутствие параметров у метода
- Сходимость можно сделать глобальной, если использовать демпфированный метод Ньютона (добавить процедуру линейного поиска и шага метода)

Минусы:

- Необходимо хранить (обратный) гессиан на каждой итерации: $\mathcal{O}(n^2)$ памяти

Резюме

Плюсы:

- Квадратичная сходимость вблизи решения x^*
- Аффинная инвариантность
- Отсутствие параметров у метода
- Сходимость можно сделать глобальной, если использовать демпфированный метод Ньютона (добавить процедуру линейного поиска и шага метода)

Минусы:

- Необходимо хранить (обратный) гессиан на каждой итерации: $\mathcal{O}(n^2)$ памяти
- Необходимо решать линейные системы: $\mathcal{O}(n^3)$ операций

Резюме

Плюсы:

- Квадратичная сходимость вблизи решения x^*
- Аффинная инвариантность
- Отсутствие параметров у метода
- Сходимость можно сделать глобальной, если использовать демпфированный метод Ньютона (добавить процедуру линейного поиска и шага метода)

Минусы:

- Необходимо хранить (обратный) гессиан на каждой итерации: $\mathcal{O}(n^2)$ памяти
- Необходимо решать линейные системы: $\mathcal{O}(n^3)$ операций
- Гессиан может быть вырожденным в x^*

Резюме

Плюсы:

- Квадратичная сходимость вблизи решения x^*
- Аффинная инвариантность
- Отсутствие параметров у метода
- Сходимость можно сделать глобальной, если использовать демпфированный метод Ньютона (добавить процедуру линейного поиска и шага метода)

Минусы:

- Необходимо хранить (обратный) гессиан на каждой итерации: $\mathcal{O}(n^2)$ памяти
- Необходимо решать линейные системы: $\mathcal{O}(n^3)$ операций
- Гессиан может быть вырожденным в x^*
- Гессиан может не быть положительно определенным \rightarrow направление $-(f''(x))^{-1}f'(x)$ может не быть направлением спуска

Квазиньютоновские методы

Интуиция квазиньютоновских методов

Для классической задачи безусловной оптимизации $f(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$ общий алгоритм итерационного метода записывается как:

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

Интуиция квазиньютоновских методов

Для классической задачи безусловной оптимизации $f(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$ общий алгоритм итерационного метода записывается как:

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

В методе Ньютона направление d_k (направление Ньютона) устанавливается решением линейной системы на каждом шаге:

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

Интуиция квазиньютоновских методов

Для классической задачи безусловной оптимизации $f(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$ общий алгоритм итерационного метода записывается как:

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

В методе Ньютона направление d_k (направление Ньютона) устанавливается решением линейной системы на каждом шаге:

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

т.е. на каждой итерации необходимо **вычислить** гессиан и градиент и **решить** линейную систему.

Интуиция квазиньютоновских методов

Для классической задачи безусловной оптимизации $f(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$ общий алгоритм итерационного метода записывается как:

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

В методе Ньютона направление d_k (направление Ньютона) устанавливается решением линейной системы на каждом шаге:

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

т.е. на каждой итерации необходимо **вычислить** гессиан и градиент и **решить** линейную систему. Обратите внимание, что если мы возьмем единичную матрицу $B_k = I_n$ в качестве B_k на каждом шаге, мы получим точно метод градиентного спуска.

Общий алгоритм квазиньютоновских методов основан на выборе матрицы B_k так, чтобы она в некотором смысле стремилась к истинному значению гессиана $\nabla^2 f(x_k)$ при $k \rightarrow \infty$. Конечно, важно при этом сделать так, чтобы вычисления были не слишком дорогими.

Схема построения квазиньютоновских методов

Пусть $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. Для $k = 1, 2, 3, \dots$, повторяем:

1. Решить $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$

Схема построения квазиньютоновских методов

Пусть $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. Для $k = 1, 2, 3, \dots$, повторяем:

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

Схема построения квазиньютоновских методов

Пусть $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. Для $k = 1, 2, 3, \dots$, повторяем:

1. Решить $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Обновить $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Вычислить B_{k+1} из B_k

Схема построения квазиньютоновских методов

Пусть $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. Для $k = 1, 2, 3, \dots$, повторяем:

1. Решить $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Обновить $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Вычислить B_{k+1} из B_k

Схема построения квазиньютоновских методов

Пусть $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. Для $k = 1, 2, 3, \dots$, повторяем:

1. Решить $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Обновить $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Вычислить B_{k+1} из B_k

Разные квазиньютоновские методы реализуют шаг 3 по-разному. Мы скоро увидим, что часто можно вычислить $(B_{k+1})^{-1}$ из $(B_k)^{-1}$.

Схема построения квазиньютоновских методов

Пусть $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. Для $k = 1, 2, 3, \dots$, повторяем:

1. Решить $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Обновить $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Вычислить B_{k+1} из B_k

Разные квазиньютоновские методы реализуют шаг 3 по-разному. Мы скоро увидим, что часто можно вычислить $(B_{k+1})^{-1}$ из $(B_k)^{-1}$.

Основная идея: Поскольку B_k уже содержит информацию о гессиане, используем подходящее обновление матрицы для формирования B_{k+1} .

Схема построения квазиньютоновских методов

Пусть $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. Для $k = 1, 2, 3, \dots$, повторяем:

1. Решить $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Обновить $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Вычислить B_{k+1} из B_k

Разные квазиньютоновские методы реализуют шаг 3 по-разному. Мы скоро увидим, что часто можно вычислить $(B_{k+1})^{-1}$ из $(B_k)^{-1}$.

Основная идея: Поскольку B_k уже содержит информацию о гессиане, используем подходящее обновление матрицы для формирования B_{k+1} .

Разумное требование для B_{k+1} (вдохновленное методом секущих):

$$\begin{aligned}\nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k) &= B_{k+1}(x_{k+1} - x_k) = B_{k+1}d_k \\ \Delta y_k &= B_{k+1}\Delta x_k\end{aligned}$$

Схема построения квазиньютоновских методов

Пусть $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. Для $k = 1, 2, 3, \dots$, повторяем:

1. Решить $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Обновить $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Вычислить B_{k+1} из B_k

Разные квазиньютоновские методы реализуют шаг 3 по-разному. Мы скоро увидим, что часто можно вычислить $(B_{k+1})^{-1}$ из $(B_k)^{-1}$.

Основная идея: Поскольку B_k уже содержит информацию о гессиане, используем подходящее обновление матрицы для формирования B_{k+1} .

Разумное требование для B_{k+1} (вдохновленное методом секущих):

$$\begin{aligned}\nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k) &= B_{k+1}(x_{k+1} - x_k) = B_{k+1}d_k \\ \Delta y_k &= B_{k+1}\Delta x_k\end{aligned}$$

Помимо уравнения секущей, мы хотим наложить следующие ограничения на B_{k+1} :

- B_{k+1} должна быть симметричной

Схема построения квазиньютоновских методов

Пусть $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. Для $k = 1, 2, 3, \dots$, повторяем:

1. Решить $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Обновить $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Вычислить B_{k+1} из B_k

Разные квазиньютоновские методы реализуют шаг 3 по-разному. Мы скоро увидим, что часто можно вычислить $(B_{k+1})^{-1}$ из $(B_k)^{-1}$.

Основная идея: Поскольку B_k уже содержит информацию о гессиане, используем подходящее обновление матрицы для формирования B_{k+1} .

Разумное требование для B_{k+1} (вдохновленное методом секущих):

$$\begin{aligned}\nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k) &= B_{k+1}(x_{k+1} - x_k) = B_{k+1}d_k \\ \Delta y_k &= B_{k+1}\Delta x_k\end{aligned}$$

Помимо уравнения секущей, мы хотим наложить следующие ограничения на B_{k+1} :

- B_{k+1} должна быть симметричной
- B_{k+1} близка к B_k

Схема построения квазиньютоновских методов

Пусть $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $B_0 \succ 0$. Для $k = 1, 2, 3, \dots$, повторяем:

1. Решить $B_k d_k = -\nabla f(x_k)$
2. Обновить $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
3. Вычислить B_{k+1} из B_k

Разные квазиньютоновские методы реализуют шаг 3 по-разному. Мы скоро увидим, что часто можно вычислить $(B_{k+1})^{-1}$ из $(B_k)^{-1}$.

Основная идея: Поскольку B_k уже содержит информацию о гессиане, используем подходящее обновление матрицы для формирования B_{k+1} .

Разумное требование для B_{k+1} (вдохновленное методом секущих):

$$\begin{aligned}\nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k) &= B_{k+1}(x_{k+1} - x_k) = B_{k+1}d_k \\ \Delta y_k &= B_{k+1}\Delta x_k\end{aligned}$$

Помимо уравнения секущей, мы хотим наложить следующие ограничения на B_{k+1} :

- B_{k+1} должна быть симметричной
- B_{k+1} близка к B_k
- $B_k \succ 0 \Rightarrow B_{k+1} \succ 0$

Симметричное одноранговое обновление

Попробуем обновление вида:

$$B_{k+1} = B_k + \alpha uu^T$$

Симметричное одноранговое обновление

Попробуем обновление вида:

$$B_{k+1} = B_k + \alpha u u^T$$

Уравнение секущей $B_{k+1} d_k = \Delta y_k$ дает:

$$(\alpha u^T d_k) u = \Delta y_k - B_k d_k$$

Симметричное одноранговое обновление

Попробуем обновление вида:

$$B_{k+1} = B_k + a u u^T$$

Уравнение секущей $B_{k+1} d_k = \Delta y_k$ дает:

$$(a u^T d_k) u = \Delta y_k - B_k d_k$$

Это верно только если u кратно $\Delta y_k - B_k d_k$. Положив $u = \Delta y_k - B_k d_k$, мы решаем уравнение,

$$a = \frac{1}{(\Delta y_k - B_k d_k)^T d_k},$$

Симметричное одноранговое обновление

Попробуем обновление вида:

$$B_{k+1} = B_k + a u u^T$$

Уравнение секущей $B_{k+1} d_k = \Delta y_k$ дает:

$$(a u^T d_k) u = \Delta y_k - B_k d_k$$

Это верно только если u кратно $\Delta y_k - B_k d_k$. Положив $u = \Delta y_k - B_k d_k$, мы решаем уравнение,

$$a = \frac{1}{(\Delta y_k - B_k d_k)^T d_k},$$

что приводит к

$$B_{k+1} = B_k + \frac{(\Delta y_k - B_k d_k)(\Delta y_k - B_k d_k)^T}{(\Delta y_k - B_k d_k)^T d_k}$$

Это называется симметричным одноранговым (SR1) обновлением или методом Бroyдена.

Симметричное одноранговое обновление для обратной матрицы

Как мы можем решить

$$B_{k+1}d_{k+1} = -\nabla f(x_{k+1}),$$

чтобы сделать следующий шаг? Помимо вывода B_{k+1} из B_k , давайте получим выражения для вывода обратной матрицы, т.е. $C_{k+1} = (B_{k+1})^{-1}$ из $C_k = B_k^{-1}$.

Симметричное одноранговое обновление для обратной матрицы

Как мы можем решить

$$B_{k+1}d_{k+1} = -\nabla f(x_{k+1}),$$

чтобы сделать следующий шаг? Помимо вывода B_{k+1} из B_k , давайте получим выражения для вывода обратной матрицы, т.е. $C_{k+1} = (B_{k+1})^{-1}$ из $C_k = B_k^{-1}$.

Формула Шермана-Моррисона:

Формула Шермана-Моррисона утверждает:

$$(A + uv^T)^{-1} = A^{-1} - \frac{A^{-1}uv^T A^{-1}}{1 + v^T A^{-1}u}$$

Симметричное одноранговое обновление для обратной матрицы

Как мы можем решить

$$B_{k+1}d_{k+1} = -\nabla f(x_{k+1}),$$

чтобы сделать следующий шаг? Помимо вывода B_{k+1} из B_k , давайте получим выражения для вывода обратной матрицы, т.е. $C_{k+1} = (B_{k+1})^{-1}$ из $C_k = B_k^{-1}$.

Формула Шермана-Моррисона:

Формула Шермана-Моррисона утверждает:

$$(A + uv^T)^{-1} = A^{-1} - \frac{A^{-1}uv^T A^{-1}}{1 + v^T A^{-1}u}$$

Таким образом, для SR1 обновления, обратная матрица также легко обновляется:

$$C_{k+1} = C_k + \frac{(d_k - C_k \Delta y_k)(d_k - C_k \Delta y_k)^T}{(d_k - C_k \Delta y_k)^T \Delta y_k}$$

Симметричное одноранговое обновление для обратной матрицы

Как мы можем решить

$$B_{k+1}d_{k+1} = -\nabla f(x_{k+1}),$$

чтобы сделать следующий шаг? Помимо вывода B_{k+1} из B_k , давайте получим выражения для вывода обратной матрицы, т.е. $C_{k+1} = (B_{k+1})^{-1}$ из $C_k = B_k^{-1}$.

Формула Шермана-Моррисона:

Формула Шермана-Моррисона утверждает:

$$(A + uv^T)^{-1} = A^{-1} - \frac{A^{-1}uv^T A^{-1}}{1 + v^T A^{-1}u}$$

Таким образом, для SR1 обновления, обратная матрица также легко обновляется:

$$C_{k+1} = C_k + \frac{(d_k - C_k \Delta y_k)(d_k - C_k \Delta y_k)^T}{(d_k - C_k \Delta y_k)^T \Delta y_k}$$

SR1 прост и дешев, но у него есть ключевой недостаток: он не сохраняет положительную определенность.

Обновление Давидона-Флетчера-Пауэлла

Мы могли бы продолжить ту же идею для обновления обратной матрицы C :

$$C_{k+1} = C_k + \alpha u u^T + \beta v v^T.$$

Обновление Давидона-Флетчера-Пауэлла

Мы могли бы продолжить ту же идею для обновления обратной матрицы C :

$$C_{k+1} = C_k + a u u^T + b v v^T.$$

Умножая на Δy_k , используя уравнение секущей $d_k = C_k \Delta y_k$ и решая для a, b , получаем:

$$C_{k+1} = C_k - \frac{C_k \Delta y_k \Delta y_k^T C_k}{\Delta y_k^T C_k \Delta y_k} + \frac{d_k d_k^T}{\Delta y_k^T d_k}$$

Обновление Давидона-Флетчера-Пауэлла

Мы могли бы продолжить ту же идею для обновления обратной матрицы C :

$$C_{k+1} = C_k + a u u^T + b v v^T.$$

Умножая на Δy_k , используя уравнение секущей $d_k = C_k \Delta y_k$ и решая для a, b , получаем:

$$C_{k+1} = C_k - \frac{C_k \Delta y_k \Delta y_k^T C_k}{\Delta y_k^T C_k \Delta y_k} + \frac{d_k d_k^T}{\Delta y_k^T d_k}$$

Применение формулы Вудбери

Формула Вудбери для обновления обратной матрицы:

$$B_{k+1} = \left(I - \frac{\Delta y_k d_k^T}{\Delta y_k^T d_k} \right) B_k \left(I - \frac{d_k \Delta y_k^T}{\Delta y_k^T d_k} \right) + \frac{\Delta y_k \Delta y_k^T}{\Delta y_k^T d_k}$$

Обновление Давидона-Флетчера-Пауэлла

Мы могли бы продолжить ту же идею для обновления обратной матрицы C :

$$C_{k+1} = C_k + a u u^T + b v v^T.$$

Умножая на Δy_k , используя уравнение секущей $d_k = C_k \Delta y_k$ и решая для a, b , получаем:

$$C_{k+1} = C_k - \frac{C_k \Delta y_k \Delta y_k^T C_k}{\Delta y_k^T C_k \Delta y_k} + \frac{d_k d_k^T}{\Delta y_k^T d_k}$$

Применение формулы Вудбери

Формула Вудбери для обновления обратной матрицы:

$$B_{k+1} = \left(I - \frac{\Delta y_k d_k^T}{\Delta y_k^T d_k} \right) B_k \left(I - \frac{d_k \Delta y_k^T}{\Delta y_k^T d_k} \right) + \frac{\Delta y_k \Delta y_k^T}{\Delta y_k^T d_k}$$

Это обновление Давидона-Флетчера-Пауэлла (DFP). Также дешево: $O(n^2)$, но сохраняет положительную определенность. Не так популярно, как BFGS.

Обновление Бroyдена — Флетчера — Гольдфарба — Шанно

Попробуем теперь двухранговое обновление:

$$B_{k+1} = B_k + \alpha uu^T + \beta vv^T.$$

Обновление Бroyдена — Флетчера — Гольдфарба — Шанно

Попробуем теперь двухранговое обновление:

$$B_{k+1} = B_k + \alpha u u^T + \beta v v^T.$$

Уравнение секущей $\Delta y_k = B_{k+1} d_k$ дает:

$$\Delta y_k - B_k d_k = (\alpha u^T d_k) u + (\beta v^T d_k) v$$

Обновление Бroyдена — Флетчера — Гольдфарба — Шанно

Попробуем теперь двухранговое обновление:

$$B_{k+1} = B_k + a u u^T + b v v^T.$$

Уравнение секущей $\Delta y_k = B_{k+1} d_k$ дает:

$$\Delta y_k - B_k d_k = (a u^T d_k) u + (b v^T d_k) v$$

Положив $u = \Delta y_k$, $v = B_k d_k$ и решая для a , b , получаем:

$$B_{k+1} = B_k - \frac{B_k d_k d_k^T B_k}{d_k^T B_k d_k} + \frac{\Delta y_k \Delta y_k^T}{d_k^T \Delta y_k}$$

Это обновление Бройдена — Флетчера — Гольдфарба — Шанно (BFGS).

Обновление Бroyдена — Флетчера — Гольдфарба — Шанно с инверсией

Формула Вудбери

Формула Вудбери, обобщение формулы Шермана-Моррисона, дается как:

$$(A + UCV)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}U(C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1}VA^{-1}$$

Обновление Бroyдена — Флетчера — Гольдфарба — Шанно с инверсией

Формула Вудбери

Формула Вудбери, обобщение формулы Шермана-Моррисона, дается как:

$$(A + UCV)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}U(C^{-1} + VA^{-1}U)^{-1}VA^{-1}$$

Примененная к нашему случаю, мы получаем двухранговое обновление на обратной матрице C :

$$C_{k+1} = C_k + \frac{(d_k - C_k \Delta y_k) d_k^T}{\Delta y_k^T d_k} + \frac{d_k (d_k - C_k \Delta y_k)^T}{\Delta y_k^T d_k} - \frac{(d_k - C_k \Delta y_k)^T \Delta y_k}{(\Delta y_k^T d_k)^2} d_k d_k^T$$

$$C_{k+1} = \left(I - \frac{d_k \Delta y_k^T}{\Delta y_k^T d_k} \right) C_k \left(I - \frac{\Delta y_k d_k^T}{\Delta y_k^T d_k} \right) + \frac{d_k d_k^T}{\Delta y_k^T d_k}$$

Эта формулировка обеспечивает, что обновление BFGS, оставаясь достаточно общим, сохраняет вычислительную эффективность и требует $O(n^2)$ операций. Важно, что обновление BFGS сохраняет положительную определенность: $B_k \succ 0 \Rightarrow B_{k+1} \succ 0$. Эквивалентно, $C_k \succ 0 \Rightarrow C_{k+1} \succ 0$

- Открыть в Colab

Код

- Открыть в Colab
- Сравнение квазиньютоновских методов

- Открыть в Colab
- Сравнение квазиньютоновских методов
- Некоторые практические замечания о методе Ньютона

Бонус: доказательства

Квадратичная сходимость метода Ньютона

i Theorem

Пусть $f(x)$ — сильно выпуклая дважды непрерывно дифференцируемая функция на \mathbb{R}^n , для второй производной которой выполняются неравенства: $\mu I_n \preceq \nabla^2 f(x) \preceq L I_n$. Пусть также гессиан функции M -липшицев. Тогда метод Ньютона сходится локально к решению с квадратичной скоростью, т.е. при $\|x_0 - x^*\| < \frac{2\mu}{3M}$:

$$\|x_{k+1} - x^*\| \leq \frac{3M}{2\mu} \|x_k - x^*\|^2$$

Квадратичная сходимость метода Ньютона

i Theorem

Пусть $f(x)$ — сильно выпуклая дважды непрерывно дифференцируемая функция на \mathbb{R}^n , для второй производной которой выполняются неравенства: $\mu I_n \preceq \nabla^2 f(x) \preceq L I_n$. Пусть также гессиан функции M -липшицев. Тогда метод Ньютона сходится локально к решению с квадратичной скоростью, т.е. при $\|x_0 - x^*\| < \frac{2\mu}{3M}$:

$$\|x_{k+1} - x^*\| \leq \frac{3M}{2\mu} \|x_k - x^*\|^2$$

Доказательство

Квадратичная сходимость метода Ньютона

i Theorem

Пусть $f(x)$ — сильно выпуклая дважды непрерывно дифференцируемая функция на \mathbb{R}^n , для второй производной которой выполняются неравенства: $\mu I_n \preceq \nabla^2 f(x) \preceq L I_n$. Пусть также гессиан функции M -липшицев. Тогда метод Ньютона сходится локально к решению с квадратичной скоростью, т.е. при $\|x_0 - x^*\| < \frac{2\mu}{3M}$:

$$\|x_{k+1} - x^*\| \leq \frac{3M}{2\mu} \|x_k - x^*\|^2$$

Доказательство

1. Мы будем использовать формулу Ньютона-Лейбница

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

Квадратичная сходимость метода Ньютона

i Theorem

Пусть $f(x)$ — сильно выпуклая дважды непрерывно дифференцируемая функция на \mathbb{R}^n , для второй производной которой выполняются неравенства: $\mu I_n \preceq \nabla^2 f(x) \preceq L I_n$. Пусть также гессиан функции M -липшицев. Тогда метод Ньютона сходится локально к решению с квадратичной скоростью, т.е. при $\|x_0 - x^*\| < \frac{2\mu}{3M}$:

$$\|x_{k+1} - x^*\| \leq \frac{3M}{2\mu} \|x_k - x^*\|^2$$

Доказательство

1. Мы будем использовать формулу Ньютона-Лейбница

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

2. Мы будем отслеживать расстояние до решения

Квадратичная сходимость метода Ньютона

i Theorem

Пусть $f(x)$ — сильно выпуклая дважды непрерывно дифференцируемая функция на \mathbb{R}^n , для второй производной которой выполняются неравенства: $\mu I_n \preceq \nabla^2 f(x) \preceq L I_n$. Пусть также гессиан функции M -липшицев. Тогда метод Ньютона сходится локально к решению с квадратичной скоростью, т.е. при $\|x_0 - x^*\| < \frac{2\mu}{3M}$:

$$\|x_{k+1} - x^*\| \leq \frac{3M}{2\mu} \|x_k - x^*\|^2$$

Доказательство

1. Мы будем использовать формулу Ньютона-Лейбница

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

2. Мы будем отслеживать расстояние до решения

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

Квадратичная сходимость метода Ньютона

i Theorem

Пусть $f(x)$ — сильно выпуклая дважды непрерывно дифференцируемая функция на \mathbb{R}^n , для второй производной которой выполняются неравенства: $\mu I_n \preceq \nabla^2 f(x) \preceq L I_n$. Пусть также гессиан функции M -липшицев. Тогда метод Ньютона сходится локально к решению с квадратичной скоростью, т.е. при $\|x_0 - x^*\| < \frac{2\mu}{3M}$:

$$\|x_{k+1} - x^*\| \leq \frac{3M}{2\mu} \|x_k - x^*\|^2$$

Доказательство

1. Мы будем использовать формулу Ньютона-Лейбница

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

2. Мы будем отслеживать расстояние до решения

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

3.

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

3.

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

3.

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

3.

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

3.

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

4. Введём:

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

5. Попробуем оценить размер G_k с помощью $r_k = \|x_k - x^*\|$:

5. Попробуем оценить размер G_k с помощью $r_k = \|x_k - x^*\|$:

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

5. Попробуем оценить размер G_k с помощью $r_k = \|x_k - x^*\|$:

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

5. Попробуем оценить размер G_k с помощью $r_k = \|x_k - x^*\|$:

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

5. Попробуем оценить размер G_k с помощью $r_k = \|x_k - x^*\|$:

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

6. Получаем:

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

и нам нужно оценить норму обратного гессиана

Сходимость

7. Из липшицевости и симметричности
гессиана:

Сходимость

7. Из липшицевости и симметричности гессиана:

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

Сходимость

7. Из липшицевости и симметричности гессиана:

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

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

Сходимость

7. Из липшицевости и симметричности гессиана:

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

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

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

Сходимость

7. Из липшицевости и симметричности гессиана:

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

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

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

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

Сходимость

7. Из липшицевости и симметричности гессиана:

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

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

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

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

8. Из сильной выпуклости следует, что $\nabla^2 f(x_k) \succ 0$, т.е. $r_k < \frac{\mu}{M}$.

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

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

Сходимость

7. Из липшицевости и симметричности гессиана:

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

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

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

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

8. Из сильной выпуклости следует, что $\nabla^2 f(x_k) \succ 0$, т.е. $r_k < \frac{\mu}{M}$.

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

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

9. Потребуем, чтобы верхняя оценка на r_{k+1} была меньше r_k , учитывая, что $0 < r_k < \frac{\mu}{M}$:

$$\frac{r_k^2 M}{2(\mu - Mr_k)} < r_k$$

$$\frac{M}{2(\mu - Mr_k)} r_k < 1$$

$$Mr_k < 2(\mu - Mr_k)$$

$$3Mr_k < 2\mu$$

$$r_k < \frac{2\mu}{3M}$$

Сходимость

7. Из липшицевости и симметричности гессиана:

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

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

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

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

8. Из сильной выпуклости следует, что $\nabla^2 f(x_k) \succ 0$, т.е. $r_k < \frac{\mu}{M}$.

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

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

9. Потребуем, чтобы верхняя оценка на r_{k+1} была меньше r_k , учитывая, что $0 < r_k < \frac{\mu}{M}$:

$$\frac{r_k^2 M}{2(\mu - Mr_k)} < r_k$$

$$\frac{M}{2(\mu - Mr_k)} r_k < 1$$

$$Mr_k < 2(\mu - Mr_k)$$

$$3Mr_k < 2\mu$$

$$r_k < \frac{2\mu}{3M}$$

10. Возвращаясь к оценке невязки на $k + 1$ -ой итерации, получаем:

$$r_{k+1} \leq \frac{r_k^2 M}{2(\mu - Mr_k)} < \frac{3Mr_k^2}{2\mu}$$

Таким образом, мы получили важный результат: метод Ньютона для функции с липшицевым положительно определённым гессианом сходится **квадратично** вблизи решения.

Бонус: Идея методов адаптивной метрики

Пусть дана функция $f(x)$ и точка x_0 . Определим $B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon^2\}$ как множество точек с расстоянием ε до x_0 . Здесь мы предполагаем существование функции расстояния $d(x, x_0)$.

Бонус: Идея методов адаптивной метрики

Пусть дана функция $f(x)$ и точка x_0 . Определим $B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon^2\}$ как множество точек с расстоянием ε до x_0 . Здесь мы предполагаем существование функции расстояния $d(x, x_0)$.

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

Бонус: Идея методов адаптивной метрики

Пусть дана функция $f(x)$ и точка x_0 . Определим $B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon^2\}$ как множество точек с расстоянием ε до x_0 . Здесь мы предполагаем существование функции расстояния $d(x, x_0)$.

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

Далее, мы можем определить другое направление *наискорейшего спуска* в терминах минимизатора функции на сфере:

Бонус: Идея методов адаптивной метрики

Пусть дана функция $f(x)$ и точка x_0 . Определим $B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon^2\}$ как множество точек с расстоянием ε до x_0 . Здесь мы предполагаем существование функции расстояния $d(x, x_0)$.

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

Далее, мы можем определить другое направление *наискорейшего спуска* в терминах минимизатора функции на сфере:

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

Бонус: Идея методов адаптивной метрики

Пусть дана функция $f(x)$ и точка x_0 . Определим $B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon^2\}$ как множество точек с расстоянием ε до x_0 . Здесь мы предполагаем существование функции расстояния $d(x, x_0)$.

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

Далее, мы можем определить другое направление *наискорейшего спуска* в терминах минимизатора функции на сфере:

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

Предположим, что расстояние локально определяется некоторой метрикой A :

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

Бонус: Идея методов адаптивной метрики

Пусть дана функция $f(x)$ и точка x_0 . Определим $B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon^2\}$ как множество точек с расстоянием ε до x_0 . Здесь мы предполагаем существование функции расстояния $d(x, x_0)$.

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

Далее, мы можем определить другое направление *наискорейшего спуска* в терминах минимизатора функции на сфере:

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

Предположим, что расстояние локально определяется некоторой метрикой A :

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

Далее рассмотрим первый порядок аппроксимации функции $f(x)$ в окрестности точки x_0 :

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

Теперь мы можем сформулировать задачу нахождения s , как это было сказано выше.

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

Бонус: Идея методов адаптивной метрики

Пусть дана функция $f(x)$ и точка x_0 . Определим $B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon^2\}$ как множество точек с расстоянием ε до x_0 . Здесь мы предполагаем существование функции расстояния $d(x, x_0)$.

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

Далее, мы можем определить другое направление *наискорейшего спуска* в терминах минимизатора функции на сфере:

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

Предположим, что расстояние локально определяется некоторой метрикой A :

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

Далее рассмотрим первый порядок аппроксимации функции $f(x)$ в окрестности точки x_0 :

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

Теперь мы можем сформулировать задачу нахождения s , как это было сказано выше.

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

Используя уравнение 1, получаем:

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

Бонус: Идея методов адаптивной метрики

Пусть дана функция $f(x)$ и точка x_0 . Определим $B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon^2\}$ как множество точек с расстоянием ε до x_0 . Здесь мы предполагаем существование функции расстояния $d(x, x_0)$.

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

Далее, мы можем определить другое направление *наискорейшего спуска* в терминах минимизатора функции на сфере:

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

Предположим, что расстояние локально определяется некоторой метрикой A :

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

Далее рассмотрим первый порядок аппроксимации функции $f(x)$ в окрестности точки x_0 :

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

Теперь мы можем сформулировать задачу нахождения s , как это было сказано выше.

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

Используя уравнение 1, получаем:

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

Используя метод множителей Лагранжа:

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

Бонус: Идея методов адаптивной метрики

Пусть дана функция $f(x)$ и точка x_0 . Определим $B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon^2\}$ как множество точек с расстоянием ε до x_0 . Здесь мы предполагаем существование функции расстояния $d(x, x_0)$.

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

Далее, мы можем определить другое направление *наискорейшего спуска* в терминах минимизатора функции на сфере:

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

Предположим, что расстояние локально определяется некоторой метрикой A :

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

Далее рассмотрим первый порядок аппроксимации функции $f(x)$ в окрестности точки x_0 :

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

Теперь мы можем сформулировать задачу нахождения s , как это было сказано выше.

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

Используя уравнение 1, получаем:

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

Используя метод множителей Лагранжа:

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

Новое направление наискорейшего спуска : $-A^{-1} \nabla f(x_0)$.

Бонус: Идея методов адаптивной метрики

Пусть дана функция $f(x)$ и точка x_0 . Определим $B_\varepsilon(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n : d(x, x_0) = \varepsilon^2\}$ как множество точек с расстоянием ε до x_0 . Здесь мы предполагаем существование функции расстояния $d(x, x_0)$.

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

Далее, мы можем определить другое направление *наискорейшего спуска* в терминах минимизатора функции на сфере:

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

Предположим, что расстояние локально определяется некоторой метрикой A :

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

Далее рассмотрим первый порядок аппроксимации функции $f(x)$ в окрестности точки x_0 :

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

Бонус: доказательства

Теперь мы можем сформулировать задачу нахождения s , как это было сказано выше.

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

Используя уравнение 1, получаем:

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

Используя метод множителей Лагранжа:

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

Новое направление наискорейшего спуска : $-A^{-1} \nabla f(x_0)$. Действительно, если пространство изотропно и $A = I$, мы сразу получаем формулу градиентного спуска, в то время как метод Ньютона использует локальный гессиан как матрицу метрик.

(1)