

Найдем $t^* \in \mathbb{R} : \varphi(t^*) = 0$
 ↑
 нулевая корень

$$\varphi: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$$

$\exists t^0 \in \mathbb{R}$ выберем $\Delta t : t^0 + \Delta t \approx t^*$
 приближенно к нулю

$$\varphi(t^0 + \Delta t) = \varphi(t^0) + \varphi'(t^0) \cdot \Delta t + o(\Delta t)$$

$$t^0 + \Delta t \approx t^* \Rightarrow \varphi(t^0 + \Delta t) \approx \varphi(t^*) = 0$$

$$\varphi(t^0) + \varphi'(t^0) \Delta t \approx 0$$

$$\Delta t \approx - \frac{\varphi(t^0)}{\varphi'(t^0)}$$

$$t^1 = t^0 + \Delta t = t^0 - \frac{\varphi(t^0)}{\varphi'(t^0)}$$

$$\boxed{t^{k+1} = t^k - \frac{\varphi(t^k)}{\varphi'(t^k)}}$$

← метод Хорнсона

Пример: пусть t^0 в "окрестности" корня t^*

$$\triangle \varphi(t) = \frac{t}{\sqrt{1+t^2}} \quad t^* = 0$$

$$\varphi'(t) = \frac{1}{(1+t^2)^{3/2}}$$

Метод Хорнсона:

$$t^{k+1} = t^k - \frac{\varphi(t^k)}{\varphi'(t^k)} = t^k - \frac{\frac{t^k}{(1+(t^k)^2)^{1/2}}}{\frac{1}{(1+(t^k)^2)^{3/2}}} =$$

$$= t^k - \frac{(1+(t^k)^2)^{3/2} t^k}{(1+(t^k)^2)^{1/2}} = -(t^k)^3$$

- $|t^0| < 1$ — *сходится* $t^0 = \frac{1}{2} \rightarrow -\frac{1}{8} \rightarrow \left(\frac{1}{8}\right)^2 \rightarrow \dots$ *Богато!*
- $|t^0| = 1$ — *колеблется 1; -1*
- $|t^0| > 1$ — *расходится*

Локальная сходимость, но Боевара

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

хотим $\nabla f(x^*) = 0$

$$\frac{\varphi(t^k)}{\varphi'(t^k)} \Rightarrow \left(\nabla^2 f(x^k)\right)^{-1} \nabla f(x^k)$$

Алгоритм 3 Метод Ньютона

Вход: стартовая точка $x^0 \in \mathbb{R}^d$, количество итераций K

- 1: **for** $k = 0, 1, \dots, K-1$ **do**
- 2: Вычислить $\nabla f(x^k)$, $\nabla^2 f(x^k)$
- 3: $x^{k+1} = x^k - (\nabla^2 f(x^k))^{-1} \nabla f(x^k)$
- 4: **end for**

Выход: x^K

По-другому: *разложение*

$$f(x) \approx f(x^k) + \langle \nabla f(x^k); x - x^k \rangle + \frac{1}{2} \langle x - x^k; \nabla^2 f(x^k)(x - x^k) \rangle$$

\uparrow
в окр x^k

$\min f(x) \Rightarrow \min$ аппроксимация

$$\nabla \text{аппроксимация} = 0$$

$$\nabla f(x^k) + \nabla^2 f(x^k)(x - x^k) = 0$$

\uparrow
 x_{k+1}

$$(x-b)^T A (x-b)$$

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

- предъяв
• брассе решение
• обрешение несправд

для квадрат. задачи $\frac{1}{2} X^T A X \rightarrow \min_{X \in \mathbb{R}^d} \quad A \in S^+$

$$X^0 - \underbrace{A^{-1}}_{\nabla^2} (\underbrace{A X^0}_{\nabla}) = X^0 - X^0 = 0$$

↑
решение

за 1 шагом несправд!

Свойства $A \succeq B$ $(A-B)$ - не отриц. полуопредел.

- $\nabla^2 f(x) \succeq \mu I \quad \forall x \in \mathbb{R}^d \leftarrow \mu$ - минимальное собственное значение
- $\|\nabla^2 f(x) - \nabla^2 f(y)\|_2 \leq M \|x - y\|_2 \quad \forall x, y \in \mathbb{R} \leftarrow M$ - липсх. постоянная

NB $\|x\| \leftarrow$ евклидово расстояние

$$\|A\|_{\mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d} = \sup_{x \in \mathbb{R}^d} \frac{\|Ax\|}{\|x\|} = \sup_{\|\tilde{x}\|=1} \|A\tilde{x}\|$$

неправильно:

$$X^{k+1} - X^* = X^k - (\nabla^2 f(X^k))^{-1} \nabla f(X^k) - X^*$$

Решение задачи минимизации

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

$\nabla f(X^*) = 0$, поэтому $\nabla f(X^k)$ в интеграле

$$X^{k+1} - X^* = X^k - X^* - (\nabla^2 f(X^k))^{-1} \cdot \int_0^1 \nabla^2 f(X^* + \tau(X^k - X^*)) (X^k - X^*) d\tau$$

гласно "1"

$$= (\nabla^2 f(x^k))^{-1} \nabla^2 f(x^k) (x^k - x^*) -$$

$$- (\nabla^2 f(x^k))^{-1} \cdot \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x^k - x^*)) (x^k - x^*) d\tau$$

formen zu erhalten

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

$$\|x^{k+1} - x^*\|_2$$

$$\|x^{k+1} - x^*\|_2 =$$

$$= \left\| (\nabla^2 f(x^k))^{-1} \left(\nabla^2 f(x^k) - \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x^k - x^*)) d\tau \right) (x^k - x^*) \right\|_2$$

$$\frac{\|Ax\|_2}{\|x\|_2} \leq \sup_x \frac{\|Ax\|_2}{\|x\|_2} = \|A\|_2 \quad \|Ax\|_2 \leq \|A\|_2 \cdot \|x\|_2$$

$$\leq \underbrace{\|(\nabla^2 f(x^k))^{-1}\|_2 \left\| \nabla^2 f(x^k) - \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x^k - x^*)) d\tau \right\|_2}_{\text{zusammen} < 1} \cdot \|x^k - x^*\|_2$$

$$\|(\nabla^2 f(x^k))^{-1}\|_2 \leq \frac{1}{\mu} \Leftrightarrow \|\nabla^2 f(x^k)\|_2 \geq \mu$$

$$\leq \frac{1}{\mu} \left\| \nabla^2 f(x^k) - \int_0^1 \nabla^2 f(x^* + \tau(x^k - x^*)) d\tau \right\|_2 \cdot \|x^k - x^*\|_2$$

$$\leq \frac{1}{\mu} \left\| \int_0^1 (\nabla^2 f(x^k) - \nabla^2 f(x^* + \tau(x^k - x^*))) d\tau \right\|_2 \cdot \|x^k - x^*\|_2$$

$$\|\Sigma\| \leq \|\Sigma\|$$

$$\leq \frac{1}{\mu} \int_0^1 \|\nabla^2 f(x^k) - \nabla^2 f(x^* + \tau(x^k - x^*))\|_2 d\tau \cdot \|x^k - x^*\|_2$$

μ -липсов гессиан

$$\leq \frac{1}{\mu} \int_0^1 M \|x^k - x^*\| \tau d\tau \cdot \|x^k - x^*\|_2$$

$$= \frac{M}{2\mu} \|x^k - x^*\|_2^2$$

Теорема об оценке сходимости метода Ньютона для μ -сильно выпуклых функций с M -Липшецевым гессианом

Пусть задача безусловной оптимизации с μ -сильно выпуклой целевой функцией f с M -Липшецевым гессианом решается методом Ньютона. Тогда справедлива следующая оценка сходимости за 1 итерацию

$$\|x^{k+1} - x^*\|_2 \leq \frac{M}{2\mu} \|x^k - x^*\|_2^2.$$

Пример сходимости:

$$\|x^1 - x^*\| < \|x^0 - x^*\| \quad \leftarrow \text{сходим}$$

$\} M=2, \mu=1$, тогда

$$\|x^1 - x^*\| \leq \|x^0 - x^*\|_2^2$$

выбираем, чтобы $\|x^0 - x^*\|_2 < 1$

$$\|x^0 - x^*\|_2 = \frac{1}{2} \rightarrow \frac{1}{2} \rightarrow \frac{1}{4} \rightarrow \frac{1}{16} \rightarrow \frac{1}{(16)^2}$$

- ⊕ квадрантная скорость сходимости
- ⊖ локальная (из окрестности)
- ⊖ дорогая итерация ($\nabla^2 f$ и обращение)
+ хранение

Боремся с "локальностью" сложности:

• шаг

$$x^{k+1} = x^k - \underbrace{\gamma_k}_{\text{шаг}} (\nabla^2 f(x^k))^{-1} \nabla f(x^k)$$

генерализованный шаг Кронера
как подобрать γ ? $\argmin_{\gamma} f(x^k + \gamma p^k)$
генерализованно $\in \mathbb{R}$ $p^k = -(\nabla^2 f(x^k))^{-1} \nabla f(x^k)$

• по способу шаг метода:

$$x^{k+1} = \argmin_{x \in \mathbb{R}^d} \left(f(x^k) + \langle \nabla f(x^k), x - x^k \rangle + \frac{\gamma}{2} \|x - x^k\|_2^2 \right)$$

$$\nabla f(x^k) + \gamma (x - x^k) = 0$$

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

для оценки берем с шагом 2х корня

$$x^{k+1} = \argmin_{x \in \mathbb{R}^d} \left(f(x^k) + \langle \nabla f(x^k), x - x^k \rangle + \frac{1}{2} \langle x - x^k, \nabla^2 f(x^k) (x - x^k) \rangle \right)$$

$$+ \frac{M}{6} \|x - x^k\|_2^3$$

M-норм. оценка

температура

выбранный шаг Кронера

Боремся с "гиперлокальностью" сложности

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

берем $(\nabla^2 f(x^k))^{-1}$

Сформируем $\nabla^2 f$ из H :

- симметричность $H_{k+1}^T = H_{k+1}$

- *приближение*

$$\nabla f(x^k) \approx \nabla f(x^{(k+1)}) + \nabla^2 f(x^{(k+1)}) (x^k - x^{(k+1)}) + o(\|x^k - x^{(k+1)}\|_2)$$

$$\underbrace{\nabla f(x^k) - \nabla f(x^{(k+1)})}_{-y^k} \approx \underbrace{\nabla^2 f(x^{(k+1)})}_{H_{k+1}^{-1}} \underbrace{(x^k - x^{(k+1)})}_{-s^k}$$

$$s^k = H_{k+1} y^k$$

← условное
упр-е

Хотим узнать H_{k+1} , которое из этих св-в.
связ. с H_{k+1} ?

d градиент
 $\sim d^2$ вычислений } \propto уменьшение на H

Пытаемся еще раз посмотреть H_{k+1} :

- SR1 - одно-ранговое улучшение

$$H_{k+1} = H_k + \underbrace{\mu_k}_{\in \mathbb{R}} \underbrace{g^k}_{\in \mathbb{R}^d} \underbrace{(g^k)^T}_{\in \mathbb{R}^d} \quad O(d^2)$$

Найдем μ и g

$$\begin{aligned} s^k &= H_{k+1} y^k = H_k y^k + \mu_k g^k (g^k)^T y^k \\ &= H_k y^k + \underbrace{\mu_k ((g^k)^T y^k)}_{\in \mathbb{R}} g^k \end{aligned}$$

$$s^k - H_k y^k = \underbrace{\mu_k ((g^k)^T y^k)}_{\in \mathbb{R}} \cdot \underbrace{g^k}_{\in \mathbb{R}^d}$$

$$\boxed{g^k = s^k - H_k y^k} \quad \text{выберем } \mu$$

$$\mu_k = \frac{1}{(g^k)^T y^k}$$

$$H_{k+1} = H_k + \frac{(s^k - H_k y^k)(s^k - H_k y^k)^T}{(s^k - H_k y^k)^T y^k}$$

↑
SR1

• BFGS

$$H_{k+1} = \underset{H \in \mathbb{R}^{d \times d}}{\operatorname{argmin}} \|H - H_k\|_F^2$$

← Symm к H_k
 ← ко с условием
 s.t. $H^T = H$
 $s^k = H y^k$

BFGS: $\|A\|_W = \|W^{1/2} A W^{1/2}\|_F$
 взвеш. Фробениуса $W y^k = s^k$

$$H_{k+1} = \text{см. выше}$$

⊕ сложность $O(d^2)$ итерации

⊕ модально сложность, линейная
(не квадрат.)

⊕ много параметров

⊕ еще больше параметров по памяти

⊖ не подходит для больших невыпуклых задач