

① Критерии сходимости к сходимости.

1.  $r_k = \alpha$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = \alpha \xrightarrow{k \rightarrow \infty} \alpha^2$$

- $\alpha > 1$  - сходимости нет
- $\alpha \in \{0, 1\}$  - критерий не работает
- else - линейная сходимости

2.  $r_k = \alpha^{2^k}$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = \alpha^{2^{k+1} - 2^k} \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0$$

- $\alpha > 1$  сходимости нет
- $\alpha \in \{0, 1\}$  - критерий не работает
- $0 < \alpha < 1$  - квадратичная сходимости

3.  $r_k = \frac{1}{k!}$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = \frac{1}{k+1} \rightarrow 0 < 1$$

4.  $r_k = \frac{1}{k!}$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = \frac{1}{k+1} \rightarrow 0 < 1$$

- квадратичная сходимости

5.  $r_k = \frac{1}{2^{k^2}}$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = \frac{1}{2^{(k+1)^2 - k^2}} = \frac{1}{2^{2k+1}} \rightarrow 0 < 1$$

- квадратичная сходимости

6.  $r_k = k^p, p > 0$

Т.к.  $k \rightarrow \infty$ , то  $r_k \rightarrow 0$ .

7.  $r_k = \frac{1}{2^{k^2}}$

8.  $r_k = \frac{1}{2^{k^2}}$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = \frac{1}{2^{(k+1)^2 - k^2}} = \frac{1}{2^{2k+1}} \rightarrow 0 < 1$$

9.  $r_k = \frac{1}{2^{k^2}}$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = \frac{1}{2^{(k+1)^2 - k^2}} = \frac{1}{2^{2k+1}} \rightarrow 0 < 1$$

- квадратичная сходимости

10.  $r_k = \frac{1}{2^{k^2}}$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = \frac{1}{2^{(k+1)^2 - k^2}} = \frac{1}{2^{2k+1}} \rightarrow 0 < 1$$

③  $f(x) = \log(\det(2x+1))$

$\nabla f = \frac{1}{\det(2x+1)} \cdot \langle 2(2x+1)^{-1}, dx \rangle = \langle 2(2x+1)^{-1}, dx \rangle$

$$\nabla^2 f = d(\langle 2(2x+1)^{-1}, dx \rangle) = -4 \langle (2x+1)^{-1} dx, (2x+1)^{-1} dx \rangle = -4 \langle (2x+1)^{-1} (2x+1)^{-T} dx, dx \rangle = -4 \langle (2x+1)^{-1} (2x+1)^{-T} dx, dx \rangle$$

$$\nabla^2 f = -4 \langle (2x+1)^{-1} (2x+1)^{-T} dx, dx \rangle < 0, \text{ not p.d.}$$

④  $f(x, y) = \lambda(y-x)^2 + (y+x)^2$

$\nabla f = \begin{bmatrix} -2\lambda y + 2\lambda x + 2y + 2x \\ 2\lambda y - 2\lambda x + 2y + 2x \end{bmatrix}$

$\nabla f = 0 \Rightarrow \begin{cases} x=0 \\ y=0 \end{cases}$  - единственная точка

$\nabla^2 f = \begin{bmatrix} 2\lambda+2 & -2\lambda+2 \\ -2\lambda+2 & 2\lambda+2 \end{bmatrix}$ , тогда

$\Delta_2 = (2\lambda+2)^2 - (-2\lambda+2)^2 = 8\lambda > 0 \Rightarrow \lambda > 0$

т.к.  $\lambda > 0$ ,  $\Delta_1 = 2\lambda+2 > 0$  - минимум в (0,0)

$\lambda = 0$ :  $f(x, y) = (x+y)^2$ , тогда

$\nabla f = 0 \Rightarrow x = -y$  - точек минимумов нет, только седловая точка.

использованы 03: 1 и 2.

① Классифицировать по сходимости.

1.  $r_k = d^k$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = d$$

- при  $d > 1$  не сходится
- $d \in (0, 1)$  - убывающая
- else - линейная сходимость

2.  $r_k = d^{k^2}$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = d^{2k+1} \rightarrow 0$$

- $d \in (0, 1)$  - убывающая
- $d > 1$  - не сходится
- $0 < d < 1 \rightarrow$  сверхлинейная

$$\frac{r_{k+1}}{r_k^2} = d^{-k^2+2k+1} \xrightarrow{k \rightarrow \infty} \infty \text{ при } 0 < d < 1.$$

не квадратичная

3.  $r_k = d^{2^k}$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = d^{2^k}$$

- $0 < d < 1$  - сверхлинейная
- $d \in (0, 1)$  - убывающая
- $d > 1$  не сходится

$$\frac{r_{k+1}}{r_k^2} = d^{2^k} \leq 1 < \infty$$

- квадратичная сходимость

4.  $r_k = \frac{1}{k}$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = \frac{1}{k+1} \rightarrow 0 \text{ при } k \rightarrow \infty$$

сублинейная сходимость

5.  $r_k = k^p$

при  $p < 0$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = \left(\frac{k+1}{k}\right)^p \rightarrow 1$$

- сублинейная сходимость

$p > 0$  - не убывающая

6.  $r_k = \frac{1}{k!}$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = \frac{1}{k+1} \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0$$

сверхлинейная сходимость

$$\frac{r_{k+1}}{r_k^2} = \frac{k!}{k+1} \rightarrow \infty$$

не квадратичная

7.  $r_k = \frac{1}{k^k}$

$$(r_k)^{\frac{1}{k}} = \frac{1}{k} \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0$$

сверхлинейная сходимость

$$\frac{r_{k+1}}{r_k^2} = \frac{k^{2k}}{(k+1)^{k+1}} \approx \frac{k^{2k}}{k^{k+1}} \rightarrow \infty$$

не квадратичная

②  $\exists \epsilon > 0, T(\epsilon) = \min\{k \geq 1; r_k \leq \epsilon\}$

1.  $r_k = \frac{c}{k^t}, t > 0.$

$$\frac{r_{k+1}}{r_k} = \frac{k^t}{(k+1)^t} \rightarrow 1 - \text{сублинейная сходимость}$$

$$T(\epsilon) = \lceil \epsilon^{-\frac{1}{t}} \rceil$$

при  $\epsilon \rightarrow 0$ :  $T(n\epsilon) = n^{-\frac{1}{t}} T(\epsilon)$

при  $\lambda \rightarrow \infty$ :  $T(\epsilon) = (T(\epsilon/\lambda))^{\frac{1}{\lambda}}$

$\epsilon \backslash \lambda$	1	2	0.5
$10^{-1}$	10	4	$10^2$
$10^{-3}$	$10^3$	32	$10^6$
$10^{-5}$	$10^5$	317	$10^{10}$
$10^{-7}$	$10^7$	3163	$10^{14}$
$10^{-12}$	$10^{12}$	$10^6$	$\sim 10^{24}$

2.  $r_k = Cq^k, 0 < q < 1$

$\frac{r_{k+1}}{r_k} = q$  - геометрическая прогрессия

$T(\epsilon) = \lceil \frac{\ln \epsilon}{\ln q} \rceil$

$\epsilon \rightarrow n\epsilon: T(n\epsilon) = T(\epsilon) + \frac{\ln n}{\ln q}$

$q \rightarrow nq: T(\epsilon) = \frac{\ln \epsilon}{\ln n + \ln q}$

$\epsilon$	q	0.8	0.999	0.99999
$10^{-1}$	22	2302	230k	
$10^{-3}$	66	6905	690k	
$10^{-5}$	110	11508	3kk	
$10^{-7}$	132	13808	1.1kk	
$10^{-11}$	263	24618	2.4kk	

3.  $r_k = C(C^{-1}R)^{2^k}, R > 0, 0 < C^{-1}R < 1$

$\frac{r_{k+1}}{r_k} = (C^{-1}R)^{2^k} \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0$

сверхлинейная прогрессия

$\frac{r_{k+1}}{r_k^2} = \frac{1}{C} < \infty$  - убывающая прогрессия

$T(\epsilon) = \lceil \log_2 \left( \frac{\ln \epsilon}{\ln R - \ln C} \right) \rceil$

$\epsilon \rightarrow n\epsilon: T(\epsilon) = \log_2 \left( \frac{\ln n + \ln \epsilon}{\ln R - \ln C} \right)$

$R \rightarrow nR: T(\epsilon) = \log_2 \left( \frac{\ln n}{\ln n + \ln R - \ln C} \right)$

$\epsilon$	R	0.999	0.9999	0.99999
$10^{-1}$	5	12	18	
$10^{-3}$	7	13	20	
$10^{-5}$	7	14	21	
$10^{-7}$	8	14	21	
$10^{-10}$	9	15	22	

### 3) Упрощения вычислений

1.  $\det(AXB(C^T X^T C)^{-T})$ ,  $A, B, C, X \in \mathbb{R}^{n \times n}$   
 $\det(C) \neq 0, \det(C^T X^T C) \neq 0$

$= \frac{\det(AXB)}{\det(C^T X^T C)} = \frac{\det A \det B \det X \det X^T \det C}{\det X \det C} = \det A \det B \cdot \det(AB)$

2.  $\|uv^T - A\|_F^2 = \|A\|_F^2$ ,  $u \in \mathbb{R}^m, v \in \mathbb{R}^n, A \in \mathbb{R}^{m \times n}$

$\langle uv^T - A, uv^T - A \rangle = \langle A, A \rangle = \|A\|_F^2 = 2\langle uv^T, A \rangle + \langle A, A \rangle = \langle A, A \rangle$

$\|uv^T\|_F^2 = \text{Tr}(uv^T uv^T) = \text{Tr}(v^T v u^T u) = \text{Tr}(I_n) = n$

3. По оп. определителя - транспонировать

$(2I_n + \alpha \alpha^T)^{-1} = \frac{1}{2} I_n - \frac{\alpha \alpha^T}{4 + 2\alpha^T \alpha}$

$\Rightarrow \text{Tr} \left( \left( \frac{1}{2} I_n - \frac{\alpha \alpha^T}{4 + 2\alpha^T \alpha} \right) (uv^T + vu^T) \right) = \text{Tr}(uv^T) - \frac{1}{2 + \alpha^T \alpha} \text{Tr}(\alpha \alpha^T uv^T)$

4) Borelmann  $\nabla f$  u  $\nabla^2 f$ .

1.  $f(x) = \frac{1}{2} \|x x^T - A\|_F^2$ ,  $A$  p.d.,  $x \in \mathbb{R}^n$

$$df = d\left(\frac{1}{2} \|x x^T - A\|_F^2\right) = \langle x x^T - A, d(x x^T - A) \rangle = \langle x x^T - A, dx x^T + x dx^T \rangle = \langle 2(x x^T - A)x, dx \rangle$$

$$\nabla f(x) = 2(x x^T x - Ax)$$

$$\begin{aligned} d^2 f &= 2 \langle d(x x^T x - Ax), dx \rangle = 2 \langle d(x x^T x) - A dx, dx \rangle = \langle 2x^T x dx + 4x x^T dx - 2A dx, dx \rangle \\ &= \langle (2x^T x + 4x x^T - 2A) dx, dx \rangle. \end{aligned}$$

$$\nabla^2 f(x) = 2x^T x + 4x x^T - 2A$$

2.  $f(x) = \frac{\langle Ax, x \rangle}{\|x\|_2^4}$ ,  $A$  p.d.,  $x \in \mathbb{R}^n$

$$df = \frac{d(x^T A x) \|x\|^2 - x^T A x d\|x\|^2}{\|x\|^4} = \frac{2(Ax)^T \|x\|^2 dx - x^T A x 2x^T dx}{\|x\|^4} = \frac{2}{\|x\|^4} (Ax \|x\|^2 - x(Ax)^T x) dx$$

$$\nabla f(x) = \frac{2Ax}{\|x\|^2} - \frac{2x x^T Ax}{\|x\|^4}$$

$$\begin{aligned} d^2 f &= 2 d\left(\frac{Ax}{\|x\|^2} - \frac{2x x^T Ax}{\|x\|^4}\right)^T dx = 2 \left( \frac{\|x\|^2 A dx - 2Ax x^T dx}{\|x\|^4} - \frac{dx x^T A x + 2x x^T A dx}{\|x\|^4} + \right. \\ &\quad \left. + \frac{4x x^T A x x^T dx}{\|x\|^6} \right)^T dx = \frac{2}{\|x\|^4} \left( \|x\|^2 A - 2Ax x^T - x^T A x I_n - 2x x^T A + \frac{4}{\|x\|^2} x^T A x x^T \right)^T dx \end{aligned}$$

$$\nabla^2 f(x) = \frac{2}{\|x\|^4} \left( \|x\|^2 A - 2Ax x^T - x^T A x I_n - 2x x^T A + \frac{4}{\|x\|^2} x^T A x x^T \right)$$

3.  $f(x) = \langle x, x \rangle^{\langle x, x \rangle} = x^T x^{x^T x}$ .

$$df = d\left(e^{x^T x \ln x^T x}\right) = e^{x^T x \ln x^T x} \cdot \left(2x^T dx \ln x^T x + x^T x \frac{2x^T dx}{x^T x}\right) = 2e^{x^T x \ln x^T x} (x^T \ln x^T x + x^T) dx$$

$$\nabla f(x) = 2x^T x^{x^T x} (\ln x^T x + 1)x$$

$$\begin{aligned} d^2 f &= 2 \left[ 2e^{x^T x \ln x^T x} (\ln x^T x + 1)^2 x^T dx x^T dx + e^{x^T x \ln x^T x} \frac{2x^T dx}{x^T x} x^T dx + e^{x^T x \ln x^T x} (\ln x^T x + 1) dx x^T dx \right] \\ &= dx^T 2x^{2/x^T x} \left[ 2(\ln x^T x + 1)^2 x x^T + \frac{2x x^T}{x^T x} + (\ln x^T x + 1) I_n \right] dx \end{aligned}$$

$$\nabla^2 f(x) = 2x^{2/x^T x} \left[ 2(\ln x^T x + 1)^2 + \frac{1}{x^T x} \right] x x^T + (\ln x^T x + 1) I_n$$



⑤ Optimierung zweif.  $\nabla^2 f$ .

1.  $f(x) = \text{Tr}(\bar{x}^{-1})$ ,  $x \in \mathbb{R}^n$ .

$$df = \text{Tr}(d\bar{x}^{-1}) = \text{Tr}(-\bar{x}^{-1} d\bar{x} \bar{x}^{-1}) = -\text{Tr}(\bar{x}^{-2} d\bar{x}) \Rightarrow \nabla f(x) = -\bar{x}^{-2}$$

$$d^2 f = \text{Tr}(d(-\bar{x}^{-2}) d\bar{x}_1) = \text{Tr}((\bar{x}^{-1} d\bar{x}_2 \bar{x}^{-2} + \bar{x}^{-2} d\bar{x}_2 \bar{x}^{-1}) d\bar{x}_1)$$

$$\nabla^2 f(x)[H, H] = \text{Tr}((\bar{x}^{-1} H \bar{x}^{-2} + \bar{x}^{-2} H \bar{x}^{-1}) H) = 2 \text{Tr}(\underbrace{\bar{x}^{-1} H \bar{x}^{-1} H \bar{x}^{-1}}_{\rightarrow 0}) =$$

$$2 \text{Tr}(\underbrace{\bar{x}^{-1} H \bar{x}^{-1} H \bar{x}^{-1}}_{\rightarrow 0}) = 0$$

2.  $f(x) = \langle \bar{x}^{-1} v, v \rangle$ ,  $v \in \mathbb{R}^n$

$$df(x) = \langle -\bar{x}^{-1} d\bar{x} \bar{x}^{-1} v, v \rangle = \text{Tr}(-v^T \bar{x}^{-1} d\bar{x} \bar{x}^{-1} v) = \text{Tr}(-\bar{x}^{-1} v v^T \bar{x}^{-1} d\bar{x})$$

$$d^2 f(x) = -\text{Tr}(d(\bar{x}^{-1} v v^T \bar{x}^{-1}) d\bar{x}_1) = -\text{Tr}((\bar{x}^{-1} d\bar{x}_2 \bar{x}^{-1} v v^T \bar{x}^{-1} - \bar{x}^{-1} v v^T \bar{x}^{-1} d\bar{x}_2 \bar{x}^{-1}) d\bar{x}_1)$$

$$\nabla^2 f(x)[H, H] = 2 \text{Tr}(\bar{x}^{-1} H \bar{x}^{-1} v v^T \bar{x}^{-1} H) + 2 \text{Tr}(\underbrace{v^T \bar{x}^{-1} H \bar{x}^{-1} H \bar{x}^{-1} v}_{\rightarrow 0 \text{ nach 1.}})$$

3.  $f(x) = (\det X)^{\frac{1}{n}}$

$$df = \frac{1}{n} (\det X)^{\frac{1}{n}-1} \det X \langle \bar{x}^{-T}, d\bar{x} \rangle = \frac{1}{n} (\det X)^{\frac{1}{n}} \text{Tr}(\bar{x}^{-1} d\bar{x})$$

$$d^2 f = \frac{1}{n} \left[ \frac{1}{n} (\det X)^{\frac{1}{n}} \text{Tr}(\bar{x}^{-1} d\bar{x}_2) \text{Tr}(\bar{x}^{-1} d\bar{x}_1) - (\det X)^{\frac{1}{n}} \text{Tr}(\bar{x}^{-1} d\bar{x}_2 \bar{x}^{-1} d\bar{x}_1) \right]$$

$$\nabla^2 f(x)[H, H] = \frac{1}{n} (\det X)^{\frac{1}{n}} \left( \frac{1}{n} (\text{Tr}(\bar{x}^{-1} H))^2 - \text{Tr}(\bar{x}^{-1} H \bar{x}^{-1} H) \right)$$

Wann ist dann  $\frac{1}{n} (\text{Tr} \bar{x}^{-1} H)^2 \geq \text{Tr}((\bar{x}^{-1} H)^2)$ .

⑥ Keine Totalcharakterisierung (min, max, etc).

1.  $f(x, y) = 2x^2 + y^2(x^2 - 2)$

$$\nabla f = \begin{pmatrix} 4x + 2y^2 x \\ 2x^2 y - 4y \end{pmatrix} \quad \nabla f = 0 \Rightarrow x = y = 0$$

$$\nabla^2 f = \begin{pmatrix} 4 + 2y^2 & 4xy \\ 4xy & 2x^2 - 4 \end{pmatrix} \bigg|_{(0,0)} = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & -4 \end{pmatrix}, \text{ mit } \Delta_1 > 0, \Delta_2 < 0 \text{ - kein lok. Ext. in } (0,0).$$

$$2) f(x, y) = (1-x)^2 + \lambda(y-x^2)^2$$

$$\nabla f = \begin{pmatrix} -2+2x - 4\lambda yx + 4\lambda x^3 \\ 2\lambda y - 2\lambda x^2 \end{pmatrix}$$

$\lambda \neq 0$ : стационарные точки в  $(1, 1)$

$$\nabla^2 f = \begin{pmatrix} 2+12\lambda x^2 - 4\lambda y & -4\lambda x \\ -4\lambda x & 2\lambda \end{pmatrix} \Big|_{(1,1)} = \begin{pmatrix} 2+8\lambda & -4\lambda \\ -4\lambda & 2\lambda \end{pmatrix}$$

$$\Delta_1 = 2+8\lambda \geq 0$$

$$\Delta_2 = 4\lambda + 16\lambda^2 - 16\lambda^2 = 4\lambda \leq 0 \text{ тогда } \lambda > 0: \Delta_1 > 0 \text{ и } \Delta_2 > 0 \text{ — min}$$

$$\lambda < 0: \Delta_2 < 0 \text{ — экстр.$$

$$\lambda = 0: f(x, y) = (1-x)^2 \geq 0$$

$x \leq 1 \forall y$  min достигается в  $(1, y)$ .