

## Konvergensanalys kvasi-Newton metoder

Verktyg: Kantorovichs olikhet

Låt  $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$  vara symmetrisk och positivt definit, och låt  $M$  och  $m$  beteckna dess största respektive minsta egenvärde. Då gäller för varje nollskilt  $x \in \mathbb{R}^n$  att

$$\frac{(x^T x)^2}{(x^T Q x)(x^T Q^{-1} x)} \geq \frac{4Mm}{(M+m)^2}.$$

Kommentar: eftersom  $M = \max_{\|x\|_2=1} x^T Q x$

och  $m = \min_{\|x\|_2=1} x^T Q x$  så fås att

$$\frac{4Mm}{(M+m)^2} = 1 - \frac{(M-m)^2}{(M+m)^2} = 1 - \frac{(\kappa(Q)-1)^2}{(\kappa(Q)+1)^2}$$

där  $\kappa(Q) = \frac{\max_{\|x\|_2=1} x^T Q x}{\min_{\|x\|_2=1} x^T Q x}$  är konditions-  
talet för  $Q$ .

Problem:  $\min f(x) = \frac{1}{2} x^T Q x - b^T x$

Optimum:  $x^* = Q^{-1} b \Rightarrow f(x^*) = \frac{1}{2} x^{*T} Q x^* - b^T x^* =$   
 $= -\frac{1}{2} x^{*T} Q x^* = -\frac{1}{2} b^T Q^{-1} b$  (används nedan)

Metod:  $x^{k+1} = x^k - \alpha_k S_k \nabla f(x^k)$ ,  $k=0,1,2,\dots$ ,  
 där varje  $S_k$  är symmetrisk och positivt  
 definit och  $\alpha_k$  löser  $\min_{\alpha \geq 0} f(x^k - \alpha S_k \nabla f(x^k))$ .

Obs:  $\nabla f(x^k) \neq 0$  och  $S_k$  positivt definit  
 $\Rightarrow -\nabla f(x^k)^T S_k \nabla f(x^k) < 0 \Rightarrow \alpha_k > 0$

Om  $S_k = I$ ,  $\forall k \rightarrow$  brantaste-lutnings-metoden.  
 Om  $S_k = \nabla^2 f(x^k)^{-1}$ ,  $\forall k \rightarrow$  Newtons modifierade  
 metod.

$$\begin{aligned} \text{Låt } E(x) &= f(x) - f(x^*) = \frac{1}{2} x^T Q x - b^T x - \frac{1}{2} x^{*T} Q x^* \\ &= \frac{1}{2} x^T Q x - x^{*T} Q x + \frac{1}{2} x^{*T} Q x^* = \frac{1}{2} (x - x^*)^T Q (x - x^*). \end{aligned}$$

$$\text{Alltså: } \min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x) \Leftrightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} E(x)$$

$$\text{och } \min_{x \in \mathbb{R}^n} E(x) = E(x^*) = 0.$$

Sats: Låt  $M_k$  och  $m_k$  vara det största  
 respektive minsta egenvärdet till  
 $S_k Q$ ,  $k=0,1,2,\dots$ . Då gäller ett

$$E(x^{k+1}) \leq \left( \frac{M_k - m_k}{M_k + m_k} \right)^2 E(x^k).$$

Bevis: Låt  $g^k = \nabla f(x^k) = Qx^k - b$ . Då fås  
 $f(x^k - \alpha S_k g^k) = -\frac{1}{2} (x^k - \alpha S_k g^k)^T Q (x^k - \alpha S_k g^k) - b^T (x^k - \alpha S_k g^k)$   
 och  $\min_{\alpha \geq 0} f(x^k - \alpha S_k g^k)$  fås för

$$\alpha_k = \frac{g^k T S_k g^k}{g^k T S_k Q S_k g^k} \quad (\text{Utnyttje att } S_k^T = S_k \text{ och att } Qx^k - b = g^k.)$$

$$\begin{aligned} \text{Vidare f\u00e5r } E(x^{k+1}) &= f(x^{k+1}) - f(x^*) = \\ &= \frac{1}{2}(x^k - \alpha_k S_k g^k)^T (Q(x^k - \alpha_k S_k g^k) - b) - f(x^*) = \\ &= \frac{1}{2}(x^k T Q x^k - 2\alpha_k g^k T S_k Q x^k + \alpha_k^2 g^k T S_k Q S_k g^k) - \\ &\quad - b^T x^k + \alpha_k S_k^T S_k b - f(x^*) = \\ &= \frac{1}{2} \left( x^k T Q x^k - \frac{(g^k T S_k g^k)^2}{g^k T S_k Q S_k g^k} \right) - b^T x^k - f(x^*). \end{aligned}$$

e utnyttje  $Qx^k = g^k + b$   
och s\u00e4tt in  $\alpha_k$

$$\text{Eftersom } E(x^k) = \frac{1}{2} x^k T Q x^k - b^T x^k - f(x^*) \text{ f\u00e5r}$$

$$E(x^{k+1}) = E(x^k) - \frac{1}{2} \frac{(g^k T S_k g^k)^2}{g^k T S_k Q S_k g^k}.$$

$$\text{Vidare \u00e4r } E(x^k) = f(x^k) - f(x^*) =$$

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{2} x^k T Q x^k - b^T x^k + \frac{1}{2} b^T Q^{-1} b = \frac{1}{2} (Qx^k - b)^T Q^{-1} (Qx^k - b) = \\ &= \frac{1}{2} g^k T Q^{-1} g^k \Rightarrow \end{aligned}$$

$$E(x^{k+1}) = E(x^k) - \frac{1}{2} \frac{(g^k T S_k g^k)^2}{g^k T S_k Q S_k g^k} \cdot \underbrace{\frac{E(x^k)}{\frac{1}{2} g^k T Q^{-1} g^k}}_{=1}$$

$$\Rightarrow E(x^{k+1}) = \left( 1 - \frac{(g^k T S_k g^k)^2}{(g^k T S_k Q S_k g^k)(g^k T Q^{-1} g^k)} \right) E(x^k).$$

$$\text{L\u00e5t } T_k = S_k^{1/2} Q S_k \text{ och } p^k = S_k^{1/2} g^k. \text{ D\u00e5 f\u00e5r}$$

$$E(x^{k+1}) = \left( 1 - \frac{(p^k T p^k)^2}{(p^k T T_k p^k)(p^k T T_k^{-1} p^k)} \right) E(x^k).$$

Men  $S_h^{1/2} T_h S_h = S_h^{1/2} (S_h^{1/2} Q S_h^{1/2}) S_h^{-1/2} = S_h Q$ , dvs  $S_h Q$  är likformig med  $T_h$  och har därför samma egenvärden som  $T_h$ . Alltså har  $T_h$  största och minsta egenvärden  $M_h$  respektive  $m_h$ .

Kantorovichs olikhet ger då ett

$$E(x^{k+1}) \leq \left( 1 - \frac{4M_h m_h}{(M_h + m_h)^2} \right) E(x^k)$$

$$\Rightarrow E(x^{k+1}) \leq \left( \frac{M_h - m_h}{M_h + m_h} \right)^2 E(x^k). \quad \text{v.s.v.}$$

Följdsats: Om  $\{S_h\}$  väljs så att  $m_h \geq \varepsilon > 0$ ,  $\forall h$ , och  $\{M_h\}$  är begränsad så gäller ett  $\{x^k\} \rightarrow x^*$ .

Kommentarer:

Om  $S_h \approx Q^{-1}$  så förs  $M_h \approx 1$  och  $m_h \approx 1$   
 $\Rightarrow M_h - m_h \approx 0 \Rightarrow E(x^k)$  minskar mycket fort.

För icke-kvadratiske problem ger valet  $S_h = \nabla^2 f(x^k)^{-1}$ , dvs Newton-riktningen, bästa möjliga konvergenshastighet (i denna

metodklass).

Det finns probleminstanser för vilka

$$E(x^{h+1}) \approx \left( \frac{M_h - m_h}{M_h + m_h} \right)^2 E(x^h)$$

gäller i praktiken. (Resultatet i satsen är alltså det starkaste möjliga generellt giltiga.)

Brentste-lutnings-metoden svarar mot valet  $\Omega_h = I$ ,  $\forall h$ . Dess konvergensthastighet avgörs alltså av egenvärdena till  $Q$ , och om  $Q$  är illa-konditionerad så kan konvergensten alltså bli mycket långsam.