

# 02 Minimierung quadratischer Polynome, Gradientenverfahren

## Nichtlineare Optimierung WS 2020/21

# Quizfrage

*A immer symmetrisch,  
sonst  $A \rightarrow \frac{1}{2}(A+A^T)$*

Wie ist die Lösungsstruktur dieser Optimierungsaufgabe?

Minimiere  $\frac{1}{2}x^T \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} x - \begin{bmatrix} -7 \\ 3 \end{bmatrix}^T x$

*gleichmäßig  
konvex*  


$Ax=b$

*A ist spd*

→ Umfrage

*Lemma 4.1*

**3 A** eine globale Lösung,  
keine weitere lokale

**3 C** eine globale Lösung  
und weitere lokale

*wegen Konvexität*

*↳ strikte Konvexität*

**3 B** mehrere globale  
Lösungen, keine  
weiteren lokalen

**0 D** weder lokale noch  
globale Lösung

# Quizfrage

$\lambda_1(A) = 1, \lambda_2(A) = 0$  konvex  
quadr. Teil der Zielfunktion ist  
in Richtung  $\begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$  flach

Wie ist die Lösungsstruktur dieser Optimierungsaufgabe?

Minimiere  $\frac{1}{2}x^T \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}}_A x - \underbrace{\begin{bmatrix} -7 \\ 3 \end{bmatrix}}_b^T x = \phi(x)$

$Ax=b$  nicht lösbar

→ Umfrage

$\phi(x) = \phi(\alpha \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}) = 0 - \begin{pmatrix} -7 \\ 3 \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = -3\alpha$

5 A eine globale Lösung,  
keine weitere lokale

8 B mehrere globale  
Lösungen, keine  
weiteren lokalen  
unbeschränkt

1 C eine globale Lösung  
und weitere lokale

0 **D** weder lokale noch  
globale Lösung

# Quizfrage

$\lambda_1(A) = 1, \lambda_2(A) = -2$   
nicht konvexer Fall  
in Richtung  $\begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$ :



Wie ist die Lösungsstruktur dieser Optimierungsaufgabe?

Minimiere  $\frac{1}{2}x^T \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -2 \end{bmatrix}}_A x - \begin{bmatrix} -7 \\ 3 \end{bmatrix}^T x$

unbeschränkt

$Ax=b$  lösbar  
(Sattelpunkt)

→ Umfrage

A eine globale Lösung,  
keine weitere lokale

C eine globale Lösung  
und weitere lokale

B mehrere globale  
Lösungen, keine  
weiteren lokalen

D weder lokale noch  
globale Lösung

# Quizfrage

Wenn  $A$  spd ist, dann ist die Minimierung von  $\frac{1}{2}x^T A x - b^T x + c$  äquivalent zur Lösung des LGS  $Ax = b$ .  
Warum sollte man überhaupt iterative Optimierungsverfahren dafür betrachten?

→ Umfrage

13  A für hochdimensionale Aufgaben

1  C wenn Näherungslösungen ausreichen

0  B wenn  $A$  nur als Matrix-Vektor-Operation vorliegt

0  D um z. B. fehlende positive Definitheit festzustellen

Gauß/Cholesky Aufwand  $\sim n^3$

Residuum  $r = Ax - b$

Oft sind quadr. Polynome Hilfsaufgaben bei der Lösung nichtlinearer Opt. Aufgaben.  
Dann reicht es i. d. R. aus, versucht zu lösen, also ein Residuum zu erlauben:

$$\|r\|_{n-1} \leq \varepsilon$$

$A = v v^T$   
 $Ax = v (v^T x)$

Hilfsw:  $A = [(Ae_1), (Ae_2), \dots, (Ae_n)]$

Weitere Beispiele: • FFT • Mehrgitterverfahren

A liegt nur als Matrix-Vektor-Produkt vor:

$x \mapsto v$	function $v = \text{matvec}(x)$	$x = \begin{bmatrix} \phantom{x} \\ \phantom{x} \end{bmatrix}$
linear	$v(1) = 2 \cdot x(1) - 5 \cdot x(2);$	$A = \begin{bmatrix} 2 & -5 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$
	$v(2) = -x(1) + x(2);$	

# Feststellen fehlender pos. Definitheit

von  $A$  und  $n$   
im Gradientenverf.

- 1: Setze  $k := 0$
- 2: Setze  $r_0 := Ax_0 - b$
- 3: Setze  $d_0 := -M^{-1}r_0$
- 4: Setze  $\delta_0 := -r_0^T d_0$  //  $\delta_0 = \|\nabla_M \phi(x_0)\|_M^2$
- 5: **while** Abbruchkriterium nicht erfüllt **do**
- 6: Setze  $q_k := Ad_k$  ✓  $d_k^T q_k = d_k^T A d_k \leq 0$  ✓
- 7: Setze  $\alpha_k := \delta_k / (d_k^T q_k)$
- 8: Setze  $x_{k+1} := x_k + \alpha_k d_k$
- 9: Setze  $r_{k+1} := r_k + \alpha_k q_k$
- 10: Setze  $d_{k+1} := -M^{-1}r_{k+1}$
- 11: Setze  $\delta_{k+1} := -r_{k+1}^T d_{k+1}$  //  $\delta_{k+1} = \|\nabla_M \phi(x_{k+1})\|_M^2$
- 12: Setze  $k := k + 1$
- 13: **end while**
- 14: **return**  $x_k$

$$\begin{aligned}\delta_{k+1} &= r_{k+1}^T M^{-1} r_{k+1} \leq 0 \quad \downarrow \\ &= \|r_{k+1}\|_{M^{-1}}^2\end{aligned}$$

# Quizfrage

Warum hängt der Gradient einer Funktion  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  vom verwendeten Skalarprodukt in  $\mathbb{R}^n$  ab?

→ Umfrage ↑  $\mathbb{R}^n$ -Skalarprodukt Richtung des st. Anstiegs

$R(d) = \frac{f'(x)d}{\|d\|_M} \rightarrow \max$

A das stimmt gar nicht

C weil dazu die Richtungsableitung über die Einheitskugel minimiert wird und diese vom SP abhängt

B weil  $f$  vom Skalarprodukt abhängt

D weil die Ableitung von  $f$  vom Skalarprodukt abhängt

# Quizfrage

$$\nabla f(x) = \text{Eukl. Gradient} \\ = f'(x)^T$$

Wie bestimmt sich der Gradient  $\nabla_M f(x)$  bzgl. des  $M$ -Skalarprodukts?

→ Umfrage

LGS mit  $M$  lösen!

- A  $\nabla_M f(x) = \nabla f(x)$        B  $\nabla_M f(x) = M^{-1} \nabla f(x)$
- C  $\nabla_M f(x) = M \nabla f(x)$        D  $\nabla_M f(x) = M f'(x)$

•  $M$  heißt auch "Vorkonditionierer"

• " $M$  anwenden" heißt Lösen eines LGS

"mit  $M$  als Koeffizientenmatrix  $\Leftrightarrow M^{-1} v$  ausrechnen"

# Kantarovich-Ungleichung

Es sei

- ▶  $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$  spd
- ▶  $\alpha := \lambda_{\min}(Q)$
- ▶  $\beta := \lambda_{\max}(Q)$

$$\frac{x^T Q x}{\|x\|^2} \leq \beta$$

$$\frac{y^T Q^{-1} y}{\|y\|^2} \leq \frac{1}{\alpha}$$

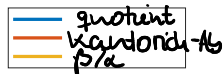
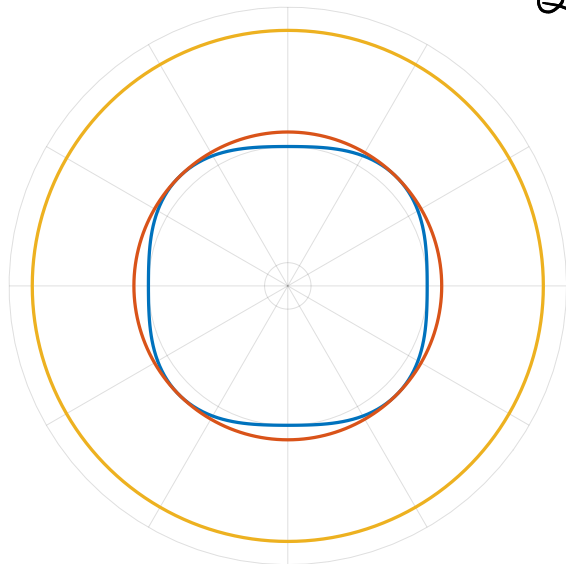
Dann gilt

$$1 \leq \frac{(x^T Q x)(x^T Q^{-1} x)}{\|x\|^4} \leq \frac{(\alpha + \beta)^2}{4\alpha\beta} \leq \frac{\beta}{\alpha}$$

für alle  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $x \neq 0$ .

# Visualisierung der Ungleichung

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$



# Verallg. Kantorovich-Ungleichung

Es sei

- ▶  $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$  spd und  $M \in \mathbb{R}^{n \times n}$  spd
- ▶  $\alpha := \lambda_{\min}(Q; M)$   $Qv = \lambda Mv$
- ▶  $\beta := \lambda_{\max}(Q; M)$

Dann gilt

$$1 \leq \frac{(x^T Q x) (x^T M Q^{-1} M x)}{\|x\|_M^4} \leq \frac{(\alpha + \beta)^2}{4 \alpha \beta} \leq \frac{\beta}{\alpha}$$

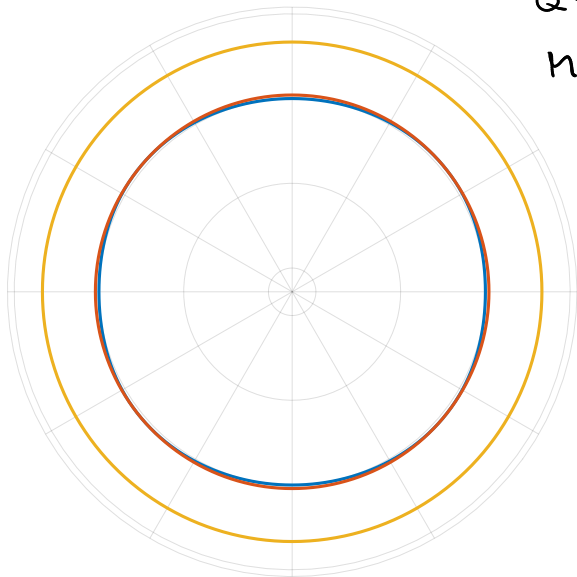
für alle  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $x \neq 0$ .

# Visualisierung der Ungleichung

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 3/2 \end{bmatrix}$$

„näher an  $Q$   
als  $I$ “



# Quizfrage

Durch welche Größe(n) kann man die Konvergenzgeschwindigkeit des Gradientenverfahrens bzgl. des  $M$ -Skalarprodukts für die Minimierung von  $\frac{1}{2}x^T A x - b^T x + c$  abschätzen? (Satz 4.9)

→ Umfrage

A  $\lambda_{\max}(A)$

B  $\lambda_{\min}(A; M)$

C  $\lambda_{\min}(A)$

D  $\lambda_{\max}(A; M)$

E  $\lambda_{\max}(A; M)$  und  $\lambda_{\min}(A; M)$

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

Konditionszahl  
„Kontrastverhältnis“

$$\frac{\kappa-1}{\kappa+1} \text{ Kontraktionsfaktor}$$

# Demonstration Gradientenverfahren

`test_steepest_descent_quadratic.m`

*im OPAL*

# Zeit für Ihre Fragen

Was sind Ihre Fragen zu den Themen der Woche?

→ Benutzen Sie den **Chat**.

# Fragen und Antworten 1

# Fragen und Antworten 2