# 8. Großübung

# Lineare Ausgleichsrechnung

### 1. Problem:

Viele Gleichungen und zu wenig Freiheitsgrade (Variablen)

$$A \in \mathbb{R}^{m \times n}$$
,  $b \in \mathbb{R}^m$ ,  $m$  (Gleichungen)  $> n$  (Freiheitsgrade)

#### 2. Idee:

Minimiere den unvermeidbaren Fehler, d.h. 'Fehler in den m Zeilen gegeneinander ausgleichen'. Gesucht wird  $x^*$  mit:

$$||Ax^* - b||_2 = \min_{x \in \mathbb{R}^n} ||Ax - b||_2$$

#### 2.1. Hinweis:

Auch vermeintlich nichtlineare Probleme können nach zusammenfassen linear sein: z.B. Ellipse in Normallage

$$0 = \underbrace{\frac{1}{a^2}}_{=x_1} \underbrace{y_1^2}_{=\phi_1} + \underbrace{\frac{1}{b^2}}_{=x_2} \underbrace{y_2^2}_{=\phi_2} - \underbrace{1}_{=c}$$

# 3. Lösung des linearen Ausgleichsproblems durch Normalgleichungen:

#### 3.1. Geometrische Interpretation:

Damit der Abstand  $||Ax^* - b||_2$  minimal ist, muss  $b - Ax^*$  senkrecht auf dem  $Bild(A) = \{Ax | x \in \mathbb{R}^n\}$  stehen.

1

#### 3.2. Herleitung Normalgleichungen:

$$Ax - b \perp Bild(A)$$

$$\Leftrightarrow w^{T}(Ax - b) = 0, \qquad \forall w \in Bild(A)$$

$$\Leftrightarrow (Ay)^{T}(Ax - b) = 0, \qquad \forall y \in \mathbb{R}^{n}$$

$$\Leftrightarrow y^{T}(A^{T}Ax - A^{T}b) = 0, \qquad \forall y \in \mathbb{R}^{n}$$

$$\Leftrightarrow A^{T}Ax - A^{T}b = 0$$

$$\Rightarrow ||Ax - b||_{2} \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^{n}} \Leftrightarrow A^{T}Ax = A^{T}b$$

#### 3.2.1. Bemerkung:

Es ex. genau dann eine eindeutige Lösung, wenn A vollen Rang hat.

#### 3.2.2. Bemerkung:

Prinzipiell könnte man auch  $||Ax - b|| \to min$  für irgendeine andere Norm  $|| \cdot ||$  betrachten. Die euklidische Norm ist jedoch über ein Skalarprodukt definiert  $(||x||_2 = \langle x, x \rangle^{\frac{1}{2}})$ , wodurch sich das Ausgleichsproblems besonders leicht lösen lässt.

### 3.3. Lösungsweg:

1. 
$$A^T A = M = LDL^T$$

Bemerkung:  $A^TA$  ist spd, da:  $(A^TA)^T=A^TA$   $z^TA^TAz=(Az)^TAz>0 \forall z\in\mathbb{R}^n,\,z\neq0$ , A hat vollen Rang

2. 
$$Ly = A^T b \Rightarrow y$$

$$3. L^T x = D^{-1} y \Rightarrow x$$

### 3.4. Kondition von $A^TA$ :

$$\kappa_2(A^TA) = \kappa_2(A)^2,$$

Daraus folgt, dass die Kondition von A quadriert wird und somit schlechter ist als die Kondition des Ausgangsproblems.

#### **3.4.1.** Beweis (m = n):

$$\kappa_{2}(A) = \sqrt{\frac{\lambda_{max}(A^{T}A)}{\lambda_{min}(A^{T}A)}}$$

$$M := A^{T}A = M^{T}$$

$$Mx = \lambda x \Rightarrow M^{T}Mx = M^{2}x = \lambda Mx = \lambda^{2}x$$

$$\Rightarrow \lambda(M^{T}M) = \lambda(M)^{2}$$

$$\kappa_{2}(A^{T}A) = \kappa_{2}(M) = \sqrt{\frac{\lambda_{max}(M^{T}M)}{\lambda_{min}(M^{T}M)}} \sqrt{\frac{\lambda_{max}(M^{2})}{\lambda_{min}(M^{2})}}$$

$$= \frac{\lambda_{max}(M)}{\lambda_{min}(M)} = \frac{\lambda_{max}(A^{T}A)}{\lambda_{min}(A^{T}A)} = \kappa_{2}(A)^{2}$$

## 3.5. Rechenaufwand Normalgleichungen:

- $A^TA: \frac{1}{2}mn^2 \leftarrow$  überwiegt f''r m >> n
- $A^Tb: m \cdot n$
- Cholesky von  $A^T A : \frac{1}{6}n^3$
- Vorwärts-/Rückwärtseinsetzen:  $n^2$

## 4. Beispiel:

$$y(t) = \alpha cos(t) + \beta sin(t)$$

Modell

Matrix aufstellen:

$$a_{i,j} := f_j(t_i) = \begin{pmatrix} cos(t_i) & sin(t_i) \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow A = \begin{pmatrix} \cos(0) & \sin(0) \\ \cos(\frac{\pi}{2}) & \sin(\frac{\pi}{2}) \\ \cos(\pi) & \sin(\pi) \\ \cos(\frac{3}{2}\pi) & \sin(\frac{3}{2}\pi) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}$$

$$\stackrel{b_i:=y_i}{\Rightarrow} b = \begin{pmatrix} 0.25\\0.8\\-0.1\\-0.75 \end{pmatrix}$$

Dies führt zum linearen Ausgleichsproblem:

$$\left\| \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha^* \\ \beta^* \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0.25 \\ 0.8 \\ -0.1 \\ -0.75 \end{pmatrix} \right\|_2 = \min_{x = (\alpha, \beta)^T \in \mathbb{R}^2} \left\| \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0.25 \\ 0.8 \\ -0.1 \\ -0.75 \end{pmatrix} \right\|_2$$

$$||Ax^* - b||_2 = \min_{x = (\alpha, \beta)^T \in \mathbb{R}^2} ||Ax - b||_2$$

### 4.1. Normalgleichungen:

$$A^{T}A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$$

$$A^{T}b = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0.25 \\ 0.8 \\ -0.1 \\ -0.75 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.35 \\ 1.55 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 2 & 0 & |0.35 \\ 0 & 2 & |1.55 \end{pmatrix} \underset{\text{Cholesky-Zerlegung}}{\Rightarrow} x^* = \begin{pmatrix} \alpha^* \\ \beta^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.175 \\ 0.775 \end{pmatrix}$$

Für die Klausur sollten  $\alpha^*$ ,  $\beta^*$  und  $x^*$  korrekt und vollständig angegeben werden.

$$\Rightarrow g(t) = 0.175cos(t) + 0.775sin(t)$$

#### 4.1.1. Residuum:

$$||Ax^* - b||_2 = ||\begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} 0.175 \\ 0.775 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0.25 \\ 0.8 \\ -0.1 \\ -0.75 \end{pmatrix}||_2 = ||\begin{pmatrix} -0.075 \\ -0.025 \\ -0.075 \\ -0.025 \end{pmatrix}||_2 = 0.118 \neq 0$$

# 5. Lösung des linearen Ausgleichsproblems durch QR-Zerlegung:

$$||Ax^* - b||_2 = \min_{x \in \mathbb{R}^n} ||Ax - b||_2$$

$$||Ax - b||_2^2 = ||QAx - Qb||_2^2 = ||Rx - Qb||_2^2 = ||\tilde{R}x - b_1||_2^2 + ||b_2||_2^2$$

$$||Ax - b||_2^2 \to \min \Rightarrow ||\tilde{R}x - b_1||_2^2 \to \min \Rightarrow \tilde{R}x = b_1$$

# 5.1. Notation:

$$A \mid b \xrightarrow[\text{orth.Trafo}]{\tilde{R} \mid b_1} 0 \mid b_2$$

 $\|b_2\|_2$ ergibt das Residuum, d.h.  $\|Ax^*-b\|_2=\|b_2\|_2$ 

## 5.2. Kondition:

$$\kappa_2(QA) = \kappa_2(A),$$

besser als bei  $A^TA$  (Normalgleichungen)

#### 5.3. Rechenaufwand:

- QR-Zerlegung mittels Househoulder:  $mn^2 \ (m >> n)$
- Qb Berechnung: 2mn Operationen
- Rückwärtseinsetzen:  $\frac{1}{2}n^2$  Operationen

Daraus folgt der Aufwand ist etwa doppelt so hoch wie bei Normalgleichungen.

# 6. Fortsetzung Beispiel mittels QR-Zerlegung:

QR-Zerlegung von (A|b)

1.Schritt:

$$\begin{pmatrix}
1 & 0 & |0.25 \\
0 & 1 & |0.8 \\
-1 & 0 & |-0.1 \\
0 & -1 & |-0.75
\end{pmatrix}$$

$$a = 1, b = -1, r = \sqrt{a^2 + b^2} = 1.414$$
  
 $c = \frac{a}{r} = 0.7071, s = \frac{b}{r} = -0.7071$ 

$$G_{1,3} = \begin{pmatrix} c & 0 & s & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -s & 0 & c & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

2.Schritt:

$$\begin{pmatrix}
1.414 & 0 & |0.2475 \\
0 & 1 & |0.8 \\
0 & 0 & |0.1061 \\
0 & -1 & |-0.75
\end{pmatrix}$$

$$a = 1, b = -1, r = \sqrt{a^2 + b^2} = 1.414$$
  
 $c = \frac{a}{r} = 0.7071, s = \frac{b}{r} = -0.7071$ 

$$G_{2,4} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & c & 0 & s \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -s & 0 & c \end{pmatrix}$$

Ergebnis:

$$\begin{pmatrix}
1.414 & 0 & | 0.2475 \\
0 & 1.414 & | 1.096 \\
0 & 0 & | 0.1061 \\
0 & 0 & | 0.03536
\end{pmatrix}$$

$$\alpha = 0.175, \beta = 0.775 \rightarrow x^* = \begin{pmatrix} \alpha^* \\ \beta^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.175 \\ 0.775 \end{pmatrix}$$
  
 $\Rightarrow g(t) = 0.175 cos(t) + 0.775 sin(t)$   
 $\Rightarrow \text{Residum: } ||Ax^* - b||_2 = \sqrt{0.1061^2 + 0.03536^2} = 0.1118 \neq 0$ 

# 7. Kondition des linearen Ausgleichsproblems

Zur Kondition des linearen Ausgleichsproblems siehe Folien 4.11 und 4.9

# Singulärwertzerlegung:

Lösung des linearen Ausgleichsproblems über Normalgleichungen:

$$A^{T}Ax = A^{T}b \Leftrightarrow x = \underbrace{(A^{T}A)^{-1}A^{T}}_{A^{+}: Pseudoinverse} b$$

Problem:  $(A^TA)^{-1}$  nicht invertierbar falls Rang(A) < n Lösung: Erweiterung auf beliebige  $m \times n$ -Matrizen:

# 8. Eigenschaften der Singulärwertzerlegung:

#### 8.0.1. Folie 4.30:

$$U^TAV = \Sigma$$
  $U, V$ : orth. Matrizen  $\Leftrightarrow UU^TAVV^T = U\Sigma V^T$   $\Leftrightarrow A = U\Sigma V^T$ 

#### 8.0.2. Folie 4.31:

$$A^{-1} = (U\Sigma V^T)^{-1} = V^{-T}\Sigma^{-1}U^{-1} = V\Sigma^+U^T \qquad (A \in \mathbb{R}^{n \times n} \text{ reg.})$$
  
$$A^+ = V\Sigma^+U^T \qquad \text{sonst.}$$

#### 8.0.3. Folie 4.29:

- 1. Norm des Fehlers  $||Ax^* b||_2$  minimal
- 2. Norm der Lösung  $||x^*||_2$  minimal

#### 8.0.4. Folie 4.32:

- 1.  $Rang(A) = r \Leftrightarrow \sigma_{r+1} = ... = \sigma_p = 0, \ p = min(m, n)$
- 2.  $\sigma_i$  berechnet sich aus den Eigenwerten von  $A^TA$

# 9. Beispiel:

$$A = \begin{pmatrix} \frac{\sqrt{3}}{4} & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{1}{4} \\ -\frac{3}{4} & \frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{4} \\ \frac{1}{2} & 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{2}{\sqrt{5}} & \frac{1}{\sqrt{5}} \\ -\frac{1}{\sqrt{5}} & \frac{2}{\sqrt{5}} \end{pmatrix} = U\Sigma V^{T}, \qquad b = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$x^* = A^+ b = V \Sigma^+ U^T b$$

$$x^* = \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{2}{\sqrt{5}} & -\frac{1}{\sqrt{5}} \\ \frac{1}{\sqrt{5}} & \frac{2}{\sqrt{5}} \end{pmatrix}}_{V} \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{1}{5} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}}_{\Sigma^+} \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\sqrt{3}}{4} & -\frac{3}{4} & \frac{1}{2} \\ \frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{1}{2} & 0 \\ -\frac{1}{4} & \frac{\sqrt{3}}{4} & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{pmatrix}}_{U^T} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$= -0.10143$$

$$L(b) = x^* + span\left(\frac{-\frac{1}{\sqrt{5}}}{\frac{2}{\sqrt{5}}}\right) = \left\{x^* + t \cdot \begin{pmatrix} -\frac{1}{\sqrt{5}} \\ \frac{2}{\sqrt{5}} \end{pmatrix}\right\}, \ t \in \mathbb{R}$$