

## VI SINGULÄRWERTZERLEGUNG UND PSEUDOINVERSE

S. BARTELS, 18.12.2013

**VI.A. Singulärwertzerlegung.** Die symmetrische und positiv semi-definite Matrix  $A^\top A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  für  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  spielt eine wichtige Rolle im Ausgleichsproblem. Sie ist diagonalisierbar und es existiert eine Orthonormalbasis bestehend aus Eigenvektoren  $v_1, v_2, \dots, v_n$  mit zugehörigen Eigenwerten

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p > \lambda_{p+1} = \dots = \lambda_n = 0$$

mit  $0 \leq p \leq n$ , wobei Eigenwerte gemäß ihrer Vielfachheit gegebenenfalls mehrfach aufgezählt werden. Für  $i = 1, 2, \dots, p$  definieren wir  $u_i = \lambda_i^{-1/2} A v_i$ . Für  $1 \leq i, j \leq p$  gilt dann

$$\begin{aligned} u_i^\top u_j &= \lambda_i^{-1/2} \lambda_j^{-1/2} (A v_i)^\top (A v_j) = (\lambda_i \lambda_j)^{-1/2} v_i^\top (A^\top A v_j) \\ &= (\lambda_i \lambda_j)^{-1/2} v_i^\top (\lambda_j v_j) = \lambda_j (\lambda_i \lambda_j)^{-1/2} v_i^\top v_j = \delta_{ij}. \end{aligned}$$

Die Vektoren  $(u_1, u_2, \dots, u_p)$  bilden also ein Orthonormalsystem im  $\mathbb{R}^m$ , genauer eine Orthonormalbasis des Unterraums  $\text{Im } A$ . Wir ergänzen es durch Vektoren  $(u_{p+1}, u_{p+2}, \dots, u_m)$  zu einer Orthonormalbasis  $(u_1, u_2, \dots, u_m)$  des  $\mathbb{R}^m$ . Es gilt

$$A^\top u_i = \lambda_i^{-1/2} A^\top A v_i = \lambda_i^{1/2} v_i, \quad i = 1, 2, \dots, p.$$

Aus  $\ker A^\top A = \ker A$  folgt  $\text{Im } A = \text{span}\{u_1, u_2, \dots, u_p\}$  und somit die Inklusion  $\{u_{p+1}, \dots, u_m\} \subset (\text{Im } A)^\perp = \ker A^\top$  beziehungsweise

$$A^\top u_i = 0, \quad i = p+1, \dots, m.$$

Unter Verwendung von  $\sigma_i = \lambda_i^{1/2}$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$ , erhalten wir folgenden Satz.

**Satz VI.1.** *Sei  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ . Dann existieren Zahlen  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_p > 0$  und Orthonormalbasen  $(u_i)_{i=1, \dots, m}$  des  $\mathbb{R}^m$  und  $(v_j)_{j=1, \dots, n}$  des  $\mathbb{R}^n$  mit den Eigenschaften*

$$\begin{aligned} A v_i &= \sigma_i u_i, & A^\top u_i &= \sigma_i v_i, & i &= 1, 2, \dots, p, \\ A v_j &= 0, & A^\top u_k &= 0, & j &= p+1, \dots, n, \quad k = p+1, \dots, m. \end{aligned}$$

Die Zahlen  $\sigma_i^2$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$ , sind genau die von Null verschiedenen Eigenwerte von  $A^\top A$ . Für

$$U = [u_1, \dots, u_m] \in \mathbb{R}^{m \times m}, \quad V = [v_1, \dots, v_n] \in \mathbb{R}^{n \times n}$$

gilt  $U \in O(m)$  und  $V \in O(n)$  und mit

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1 & & & 0 & \dots & 0 \\ & \ddots & & \vdots & & \vdots \\ & & \sigma_p & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m \times n}$$

folgt

$$A = U\Sigma V^\top = \sum_{i=1}^p \sigma_i u_i v_i^\top, \quad A^\top = V\Sigma^\top U^\top = \sum_{i=1}^p \sigma_i v_i u_i^\top.$$

Die Faktorisierung heißt Singulärwertzerlegung und im Englischen singular value decomposition (SVD).

*Beweis.* Die Aussagen folgen unmittelbar aus der Konstruktion.  $\square$

**VI.B. Pseudoinverse.** Mit Hilfe der Singulärwertzerlegung lässt sich der Begriff der inversen Matrix auf nicht-reguläre und nicht-quadratische Matrizen verallgemeinern.

**Definition VI.2.** Ist  $A = U\Sigma V^\top$  die Singulärwertzerlegung von  $A$  und  $\Sigma^+ \in \mathbb{R}^{n \times m}$  definiert durch

$$\Sigma^+ = \begin{bmatrix} \sigma_1^{-1} & & & 0 \\ & \ddots & & \vdots \\ & & \sigma_p^{-1} & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times m},$$

so heißt  $A^+ = V\Sigma^+U^\top = \sum_{i=1}^p \sigma_i^{-1} v_i u_i^\top \in \mathbb{R}^{n \times m}$  Pseudoinverse oder Moore–Penrose-Inverse von  $A$ .

**Bemerkungen VI.3.** (i) Nach Wahl der Vektoren  $u_i, v_j$  gilt  $\ker A^+ = \ker A^\top$  und  $\operatorname{Im} A^+ = \operatorname{Im} A^\top$ .

(ii) Die Matrix  $A^+$  ist die eindeutig bestimmte Lösung in  $\mathbb{R}^{n \times m}$  der algebraischen Gleichungen

$$AXA = A, \quad XAX = X, \quad (AX)^\top = AX, \quad (XA)^\top = XA.$$

Beispielsweise gilt wegen  $U^\top U = I_m$  und  $V^\top V = I_n$ , dass

$$A^+AA^+ = (V\Sigma^+U^\top)(U\Sigma V^\top)(V\Sigma^+U^\top) = V\Sigma^+\Sigma\Sigma^+U^\top = V\Sigma^+U^\top = A^+.$$

Mit der Pseudoinversen lässt sich das Ausgleichsproblem lösen.

**Satz VI.4.** Der Vektor  $A^+b$  ist unter allen Lösungen des Ausgleichsproblems diejenige mit minimaler Norm.

*Beweis.* Siehe Vorlesung.  $\square$

**Bemerkung VI.5.** *Gilt  $\text{rank } A = n \leq m$ , so folgt aus  $A^+b = (A^\top A)^{-1}A^\top b$  für alle  $b \in \mathbb{R}^m$ , dass  $A^+ = (A^\top A)^{-1}A^\top$  und insbesondere  $A^+ = A^{-1}$  falls  $n = m$ .*