

Vorlesung 1: Lineare Algebra

Viele mathematische Methoden in den Datenwissenschaften basieren auf linearer Algebra. In dieser Vorlesung verwenden wir folgende Notation:

$$A = (a_{ij}) \in \mathbb{R}^{m \times n} / \mathbb{C}^{m \times n}, \quad \begin{matrix} 1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n \end{matrix}$$
$$= \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

ist eine $m \times n$ -Matrix mit reellen oder komplexen Einträgen a_{ij} .

Die Spaltenvektoren sind

$$a_j = (a_{ij})_{i=1}^m \in \mathbb{R}^m.$$

Eine Matrix $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ kann als eine geordnete List von n Vektoren im \mathbb{R}^m betrachtet werden.

Für $x = (x_1, \dots, x_n)^T \in \mathbb{R}^n$ haben:

$$Ax = x_1 \cdot a_1 + \dots + a_n \cdot x_n \in \mathbb{R}^m$$

eine Linearkombination der Spaltenvektoren von A .

Andere Interpretationen von A ,

- 1) List von n Vektoren im \mathbb{R}^m
- 2) List von m Vektoren im \mathbb{R}^n
- 3) Linear Abbildung $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$, $x \mapsto Ax$.
- 4) Linear Abbildung $\mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$, $y \mapsto A^T y$
- 5) Bilinear Abbildung $\mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, $(x, y) \mapsto y^T A x$.

All diese Punkte lassen sich am besten durch **4** Unterräume verstehen (2 von \mathbb{R}^n und 2 von \mathbb{R}^m).

Definition 1.1 (4 Unterräume)

Sei $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$. Wir definieren

- 1) $\text{Bild}(A) := \{ Ax \mid x \in \mathbb{R}^n \}$
- 2) $\text{Bild}(A^T) := \{ A^T y \mid y \in \mathbb{R}^m \}$
- 3) $\text{Ker}(A) := \{ x \in \mathbb{R}^n \mid Ax = 0 \}$
- 4) $\text{Ker}(A^T) := \{ y \in \mathbb{R}^m \mid A^T y = 0 \}$

Wir geben den \mathbb{R} -Vektorräumen \mathbb{R}^n und \mathbb{R}^m die Struktur eines Euklidischen Raumes, indem wir die positiv-definite Form

$$\langle a, b \rangle := a^T b \quad a, b \in \mathbb{R}^n \text{ oder } \mathbb{R}^m$$

definieren:

$$\angle(a, b) = \arccos \frac{\langle a, b \rangle}{\sqrt{\langle a, a \rangle \langle b, b \rangle}}$$

Wir sagen, dass a und b orthogonal sind, falls $\langle a, b \rangle = 0$, $a \perp b$.

Beispiel $a = (1, 0)^T$, $b = (0, 1)^T$

$$a^T b = 1 \cdot 0 + 0 \cdot 1 = 0.$$



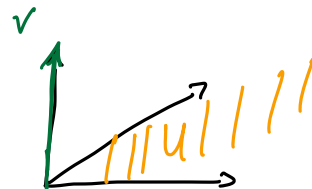
Für $A = [a_1, \dots, a_n] \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ist $A^T y = (\langle a_i, y \rangle)_{i=1}^n$

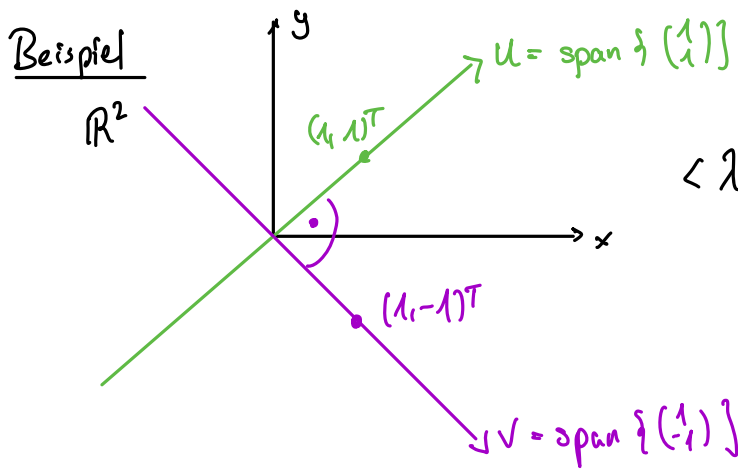
Definition 1.2

Seien $U, V \subset \mathbb{R}^n$ Unterräume. Wir schreiben $U \perp V$, falls für alle $u \in U$ und $v \in V$ gilt: $\langle u, v \rangle = 0$.

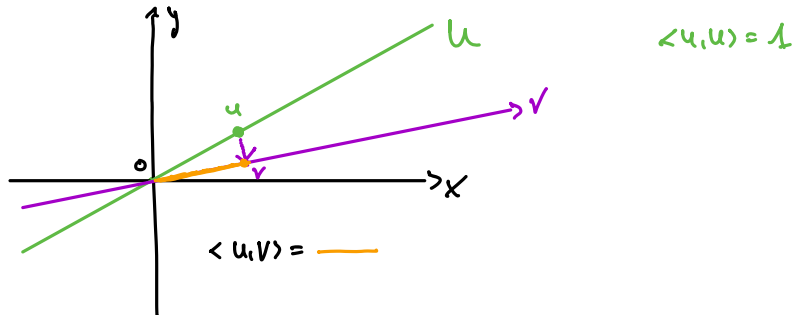
Beispiel:

\mathbb{R}^3





$$\begin{aligned} \langle \lambda \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \mu \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} \rangle &= \lambda \mu \langle \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} \rangle \\ &= \lambda \mu (1 + (-1)) = 0. \end{aligned}$$

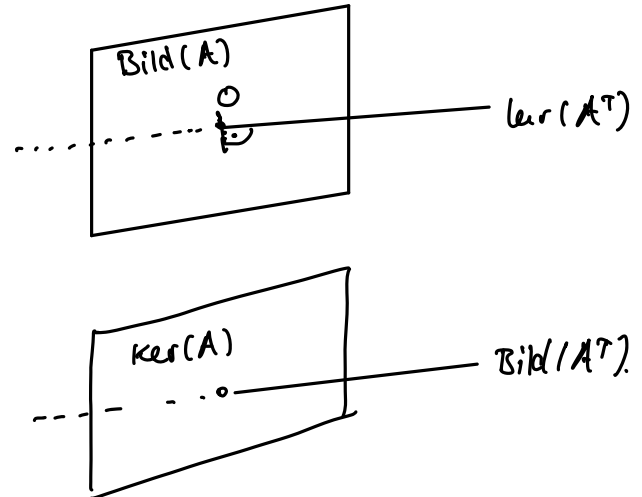


Theorem 1.3

Sei $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$. Es gilt:

- 1) $\text{Bild}(A) \oplus \ker(A^T) = \mathbb{R}^m$
- 2) $\text{Bild}(A) \perp \ker(A^T)$
- 3) $\text{Bild}(A^T) \oplus \ker(A) = \mathbb{R}^n$
- 4) $\text{Bild}(A^T) \perp \ker(A)$.

Beispiel: \mathbb{R}^3



Beweis

Sei $r(A)$ der Rang von A , $r(A) = \dim \text{Bild}(A) = \dim \text{Bild}(A^T)$

Wir wissen auch: $\dim \text{Bild}(A^T) + \dim \ker(A^T) = m$

$$\rightarrow \dim \text{Bild}(A) + \dim \ker(A^T) = m = \dim \mathbb{R}^m$$

$$\rightarrow \text{Bild}(A) + \ker(A^T) = \mathbb{R}^m$$

Zweites: für $y \in \ker(A^T)$ und $x \in \text{Bild}(A)$ gilt:

$$= Ax$$

$$\langle y, x \rangle = \langle y, Az \rangle = y^T A z = \underbrace{(A^T y)^T}_{=0} z = 0.$$

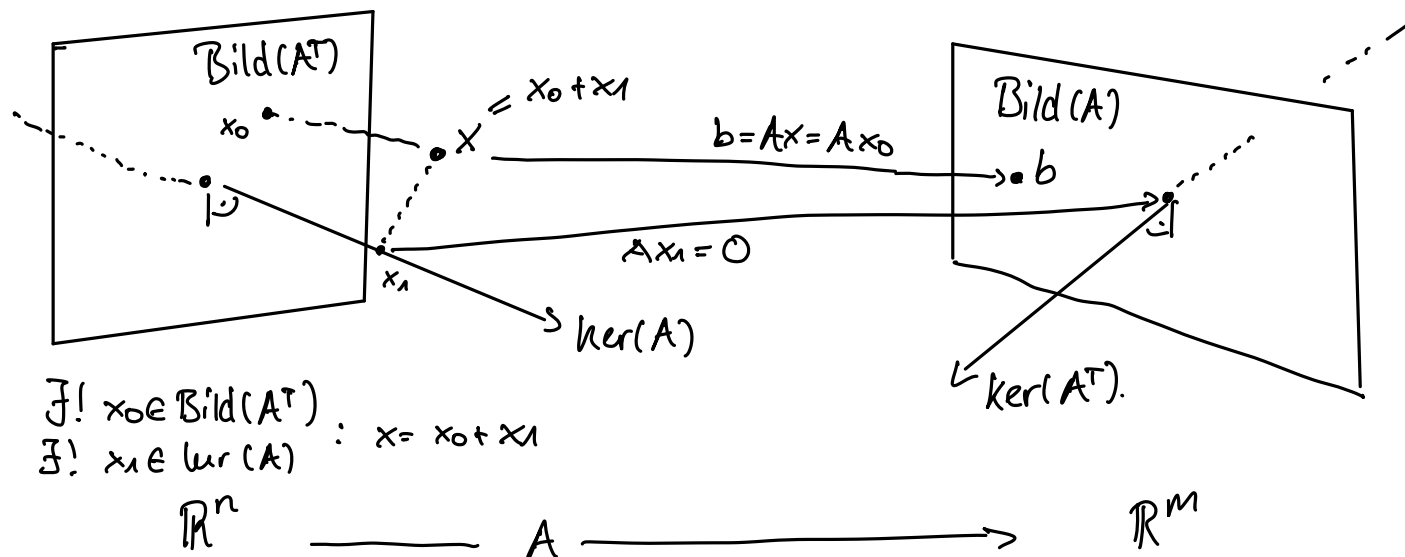
$\Rightarrow \ker(A^T) \perp \text{Bild}(A)$. Das zeigt (1) + (2).

(3) + (4) folgen entsprechend.

B.

Wir wollen die Lösung des GLS $Ax=b$, $x \in \mathbb{R}^n$, $b \in \mathbb{R}^m$ verstehen im Kontext von Theorem 1.3.

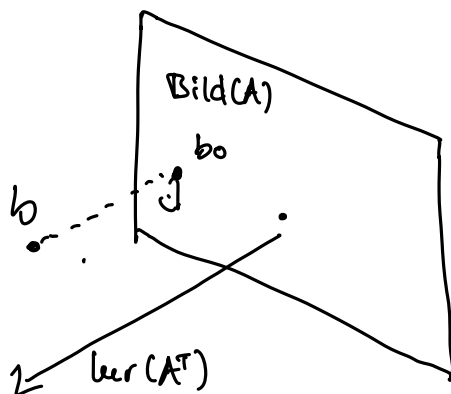
Zunächst nehmen wir an, dass $b \in \text{Bild}(A)$.



Wenn $b \notin \text{Bild}(A)$, ist $Ax=b$ nicht lösbar. Wir können stattdessen den Punkt $b_0 \in \text{Bild}(A)$ finden, der den Abstand

$$\|b - b_0\| = \sqrt{\langle b - b_0, b - b_0 \rangle}$$

minimiert.



$$\rightarrow b - b_0 =: c \in \ker(A^T)$$

$$b = b_0 + c, \quad b_0 \in \text{Bild}(A) \\ c \in \ker(A^T).$$

Lemma 1.4

Sei $b \in \mathbb{R}^m$, $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$.

$$b_0 = \operatorname{argmin}_{y \in \operatorname{Bild}(A)} \|b - y\|.$$

ist eindeutig bestimmt durch

1) die nach Theorem 1.3 eindeutige Zerlegung

$$b = b_0 + c, \quad b_0 \in \operatorname{Bild}(A), \quad c \in \operatorname{ker}(A^T).$$

$$2) A^T b = A^T b_0.$$

Beweis

↙ eindeutige Zerlegung nach Thm 1.3.

Zunächst: (2) impliziert (1), weil für $b = b_1 + c$, $b_1 \in \operatorname{Bild}(A)$, $c \in \operatorname{ker}(A^T)$

gilt: $A^T b = A^T(b_1 + c) = A^T b_1 = A^T b_0$ und $b_1 - b_0 \in \operatorname{ker}(A^T)$ impliziert $b_1 = b_0$.

Zu 2) Sei $b_0 = Ax_0$. Wir definieren

$$\phi(x) = \|b - Ax\| = \sqrt{\langle b - Ax, b - Ax \rangle}, \quad x = (x_1, \dots, x_n)$$

Wir wissen

$$\nabla \phi(x_0) = 0 \quad \overset{\text{Übung}}{\Rightarrow} \quad 0 = A^T(Ax_0 - b)$$

$$\Rightarrow A^T Ax_0 = A^T b \quad \Rightarrow A^T b_0 = A^T b$$

□.

Definition 1.5

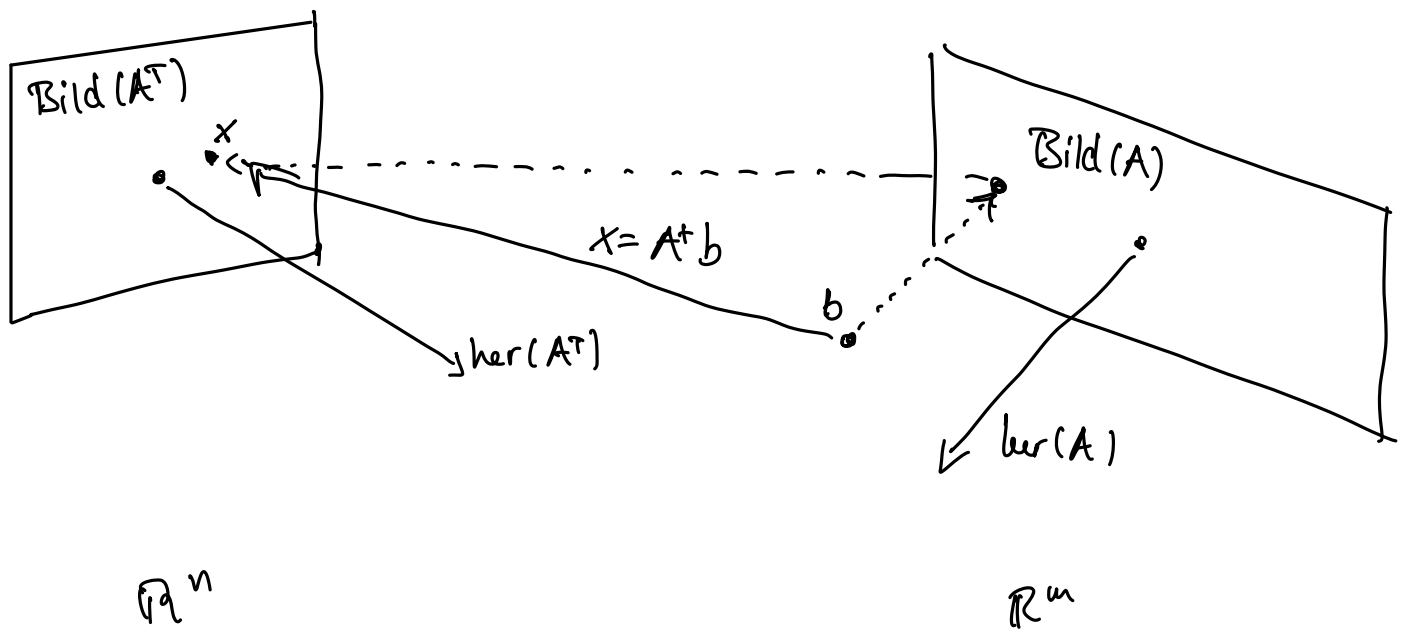
Sei $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$. Die Pseudo-Inverse $A^+ \in \mathbb{R}^{n \times m}$ ist die

Matrix mit

$$A^+ b = x, \quad b \in \mathbb{R}^m,$$

wobei:

- $x \in \operatorname{Bild}(A^T)$
- $Ax = b_0$
- $b_0 = \operatorname{argmin}_{y \in \operatorname{Bild}(A)} \|b - y\|$



Korollar 1.6

- 1) Falls A invertierbar ist, gilt $A^+ = A^{-1}$.
- 2) AA^+ ist die orthogonale Projektion auf $\text{Bild}(A)$.