

Lineare Algebra und Numerische Mathematik

Prof. R. Hiptmair

Draft version 12. Dezember 2014, SVN rev.

(C) Seminar für Angewandte Mathematik, ETH Zürich

URL: <http://www.sam.math.ethz.ch/~hiptmair/tmp/LANM/LANM14.pdf>

Inhaltsverzeichnis

1	Lineare Gleichungssysteme	12
1.1	Lineare Gleichungen	13
1.1.1	Definition und Notation	13
1.1.2	Lösungen linearer Gleichungen	14
1.1.3	Visualisierung von Lösungsmengen linearer Gleichungen	18
1.2	Lineare Gleichungssysteme: Einführung	20
1.2.1	Definition und Lösungsmengen	20
1.2.2	Matrixnotation	22
1.3	Lineare Gleichungssysteme: Anwendungsbeispiele	29
1.3.1	Additive Überlagerung: Mischungsprobleme	30
1.3.2	Input-Output-Modelle aus der Ökonomie (Leontief-Modelle)	30
1.3.3	Signalverarbeitung	30
1.3.4	Flussnetzwerke	30
1.4	Gausselimination	30
1.4.1	Eliminationsidee	30
1.4.2	Zeilenumformungen	31
1.4.3	Zeilenstufenform	35
1.4.4	Gausselimination: Algorithmus	37
1.4.5	Lösungsmengen linearer Gleichungssysteme	41

2	Rechnen mit Vektoren und Matrizen	47	
2.1	Vektorrechnung im \mathbb{R}^n	48	LA & NM
2.2	Linearkombinationen und Matrix-Vektor-Produkt	49	
2.3	Matrixprodukt	55	
2.4	Matrixkalkül	63	
2.5	Inverse Matrix	65	
2.6	Transponierte Matrix	68	
2.7	Blockmatrixoperationen	71	
3	Unterräume und Basen	79	
3.1	Erzeugnisse und Unterräume	80	
3.2	Lineare Unabhängigkeit, Basis und Dimension	84	R. Hiptmair
3.3	Bild und Kern von Matrizen, Dimensionssatz	88	SAM, ETHZ
3.4	Koeffizientenvektoren und Basiswechsel	94	
4	Der Euklidische Raum \mathbb{R}^n	98	
4.1	Das Euklidische Skalarprodukt	98	
4.1.1	Definition und Eigenschaften	98	
4.1.2	Länge von Vektoren im \mathbb{R}^n	101	
4.1.3	Winkel	102	
4.2	Abstand	106	0.0
4.2.1	Abstandsbegriff	106	p. 3

4.2.2	Ergänzung: Quadratische Formen	107
4.2.3	Orthogonale Projektion	110
4.3	Orthogonalität	112
4.3.1	Orthogonale Vektoren	112
4.3.2	Orthogonale Komplemente	113
4.3.3	Orthogonale Matrizen	114
4.3.4	Orthogonalisierung	116
4.3.5	Vektorprodukt in \mathbb{R}^3	120
4.4	Lineare Ausgleichsrechnung	123
4.4.1	Überbestimmte lineare Gleichungssysteme: Beispiele	123
4.4.2	Kleinste-Quadrate Lösung	124
4.4.3	Normalengleichungen	125
4.4.4	Orthogonalisierungstechniken	127
4.5	Volumenformen und Determinanten	129
4.5.1	Volumen	129
4.5.2	Determinanten	133
4.5.3	Determinantenformeln	135
4.5.4	Determinante und Matrixprodukt	139

LA & NM

R. Hiptmair
SAM, ETHZ

5	Numerische lineare Algebra mit MATLAB	146	
5.1	MATLAB: Grundlagen	146	LA & NM
5.1.1	Operationen mit Vektoren und Matrizen in MATLAB	147	
5.1.2	Visualisierung in MATLAB	150	
5.2	Rundungsfehler	152	
5.3	Rechenaufwand	158	
5.4	Dünnbesetzte Matrizen	168	
5.5	Lösen linearer Gleichungssysteme und linearer Ausgleichsprobleme	173	
5.6	MATLAB-Projekte	177	
5.6.1	Projekt: Ideale statische Fachwerke	177	
5.6.2	Projekt: Entrauschen eines Bildes	177	
5.6.3	Projekt: Netzglättung	178	
5.6.4	Projekt: Rekonstruktion eines Dreiecksnetzes	178	
6	Lineare Abbildungen	180	
6.1	Wiederholung: Vektoren und Koordinaten	182	R. Hiptmair
6.2	Konzept der linearen Abbildung	185	SAM, ETHZ
6.3	Matrixdarstellung	196	
6.3.1	Definition	196	
6.3.2	Matrixdarstellung bei Basiswechsel	200	
6.4	Lineare Selbstabbildungen	202	
6.5	Projektionen	204	
6.6	Isometrien im Euklidischen Raum	209	
6.6.1	Längenerhaltung	209	
6.6.2	Spiegelungen	211	
6.6.3	Drehungen	213	
6.6.3.1	Drehungen im \mathbb{R}^2	213	0.0
6.6.3.2	Drehungen im \mathbb{R}^3	215	p. 5

7	Diagonalisierung	218	
7.1	Motivation: Lineare Rekursionen	218	LA & NM
7.2	Matrixdiagonalisierung	229	
7.2.1	Anwendung: Geschlossene Darstellung linearer Rekursionen	230	
7.2.2	Anwendung: Matrixfunktionen	232	
7.3	Rechnen in \mathbb{C}^n	235	
7.4	Eigenwerte und Eigenvektoren	239	
7.5	Diagonalisierbarkeit	243	
7.5.1	Allgemeine Kriterien	243	
7.5.2	Diagonalisierbarkeit normaler Matrizen	245	
	Index	251	R. Hiptmair SAM, ETHZ
	Begriffe	251	
	Beispiele	254	
	Definitionen	255	
	MATLAB-Programme	257	
	Symbole und Bezeichnungen	258	

Allgemeine Informationen

- Link zur **Webseite** der Vorlesung im Herbstsemester 2014
- Links zu den Tabletnotizen aus der Vorlesung:
 - Kapitel 1 Kapitel 2 Kapitel 3 Kapitel 4 Kapitel 5 Kapitel 6 Kapitel 7
- **MATLAB-Codes** sind verfügbar unter: <http://www.sam.math.ethz.ch/~hiptmair/tmp/LANM/MATLAB/>
- WIKI zur Vorlesung: lanmdbaug.wikispaces.com

Bitte melden Sie Fehler in den Vorlesungsunterlagen via dieser Wikiseite.

- Course videocast: [Link](#)

Inhalt

☞ Eine Vorlesung über **mathematische** und **numerische** Methoden

Klar: Mathematische und numerische Methoden spielen eine zentrale Rolle in den (modernen)
(Ingenieur-)wissenschaften!

☞ Das wird Ihnen (leider erst) im Laufe des Studiums klar werden

Lineare Algebra: “is the branch of mathematics concerning vector spaces and linear mappings between such spaces” (Wikipedia)

= ein **mathematisches Grundlagenfach**

- Lineare Gleichungssysteme und Ausgleichsprobleme
- Vektoren, Matrizen, Unterräume und Basen
- Lineare Abbildungen und Determinanten
- Eigenwerte und Eigenräume

Numerik: “beschäftigt sich als Teilgebiet der Mathematik mit der Konstruktion und Analyse von Algorithmen zur Lösung kontinuierlicher mathematischer Probleme.”

- Rechenaufwand von Algorithmen
- Rundungsfehler
- Dünnbesetzte Matrizen
- Interpolation mit Polynomen und Splines

① Wissen und Kenntnisse

- Begriffe und Konzepte aus der linearen Algebra
- Resultate, Techniken und deren Anwendung
- Lösungsverfahren und (numerische) Algorithmen

② Fähigkeiten und Fertigkeiten

- *Analytisches Denken*
- *Abstraktes Denken*
- *Algorithmisches Denken*



Das muss ein ETH-Ingenieur können !
Leider schwierig und anspruchsvoll !

Wenn Sie kein Genie sind:

Sie werden vieles **nicht sofort** verstehen !

- Sie verstehen nur 1/3 des Stoffs gleich in der *Vorlesung*
- Ein weiteres Drittel verstehen Sie bei Bearbeitung und Besprechung der *Übungsaufgaben* (Natürlich nur, wenn Sie die Hausaufgaben machen!)
- Das letzte Drittel erschliesst sich Ihnen bei der *Prüfungsvorbereitung*
 - Bitte **Geduld**

1

Lineare Gleichungssysteme

LINK zur Vorlesungsniederschrift für Kapitel 1

1.1.1 Definition und Notation

Definition I.1.1.A (Lineare Gleichung).

Gegeben seien eine natürliche Zahl $n \in \mathbb{N}$, reelle Zahlen $a_1, \dots, a_n \in \mathbb{R}$ und $b \in \mathbb{R}$.

Dann heisst

$$a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n = b \quad (\text{I.1.1.B})$$

eine *lineare Gleichung* in den *Unbekannten* $x_j, j = 1, \dots, n$, mit *Koeffizienten* $a_j, j = 1, \dots, n$, und *rechter Seite* b .

Notation: $\text{LG}(a_1, \dots, a_n; b) \hat{=}$ lineare Gleichung mit Koeffizienten $a_j, j = 1, \dots, n$ und rechter Seite b

Definition I.1.2.C (Lösung(smenge) einer linearen Gleichung).

Eine endliche Folge x_1, \dots, x_n von $n \in \mathbb{N}$ reellen Zahlen heisst **Lösung** der linearen Gleichung $\text{LG}(a_1, \dots, a_n; b)$, wenn sie (I.1.1.B) erfüllt (nach "Einsetzen").

Für die **Menge der Lösungen** einer linearen Gleichung $\text{LG}(a_1, \dots, a_n; b)$ schreiben wir $\mathcal{L}(\text{LG}(a_1, \dots, a_n; b))$.

Wir schreiben die Zahlen x_1, x_2, \dots, x_n in eckigen Klammern übereinander \triangleright **Spaltenvektor**

$$\mathbf{x} := \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} .$$

Die x_j , $j \in \{1, \dots, n\}$ heissen **Komponenten** des Spaltenvektors \mathbf{x} , n seine **Länge**.

 Notation: Spaltenvektoren bezeichnen wir mit kleinen fettgedruckten/unterstrichenen Buchstaben: \mathbf{x} , \underline{v} , \mathbf{z} , \mathbf{a} , \dots

 Notation: $\mathbb{R}^n \hat{=}$ Menge der Spaltenvektoren der Länge $n \in \mathbb{N}$.

 Notation: **Summenzeichen**, z.B.

$$\sum_{j=1}^n x_j := x_1 + x_2 + \cdots + x_n$$

$$\sum_{\substack{j=m \\ j \neq i}}^n x_j := x_m + \cdots + x_{i-1} + x_{i+1} + \cdots + x_n$$

(für $m \leq i \leq n$)

Satz I.1.2.D (Beschreibung der Lösungsmenge linearer Gleichungen).

Für eine gegebene lineare Gleichung $\text{LG}(a_1, \dots, a_n; b)$, $n \in \mathbb{N}$, $a_1, \dots, a_n \in \mathbb{R}$, $b \in \mathbb{R}$, gilt:

1. Gibt es ein a_j , $j = 1, \dots, n$, mit $a_j \neq 0$ dann ist die Lösungsmenge

$$\mathcal{L}(\text{LG}(a_1, \dots, a_n; b)) = \left\{ \left[\begin{array}{c} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_{j-1} \\ \frac{b}{a_j} - \sum_{\substack{l=1 \\ l \neq j}}^n \frac{a_l}{a_j} \alpha_l \\ \alpha_{j+1} \\ \vdots \\ \alpha_n \end{array} \right], \left. \begin{array}{l} \alpha_1 \in \mathbb{R}, \\ \vdots \\ \alpha_{j-1} \in \mathbb{R}, \\ \alpha_{j+1} \in \mathbb{R}, \\ \vdots \\ \alpha_n \in \mathbb{R} \end{array} \right\} \quad (\text{I.1.2.E})$$

2. Gilt für alle $j \in \{1, \dots, n\}$, dass $a_j = 0$, dann besitzt $\text{LG}(a_1, \dots, a_n; b)$ die Lösungsmenge

$$\mathcal{L}(\text{LG}(0, \dots, 0; b)) = \begin{cases} \emptyset & , \text{ falls } b \neq 0 , \\ \mathbb{R}^n & , \text{ falls } b = 0 . \end{cases}$$

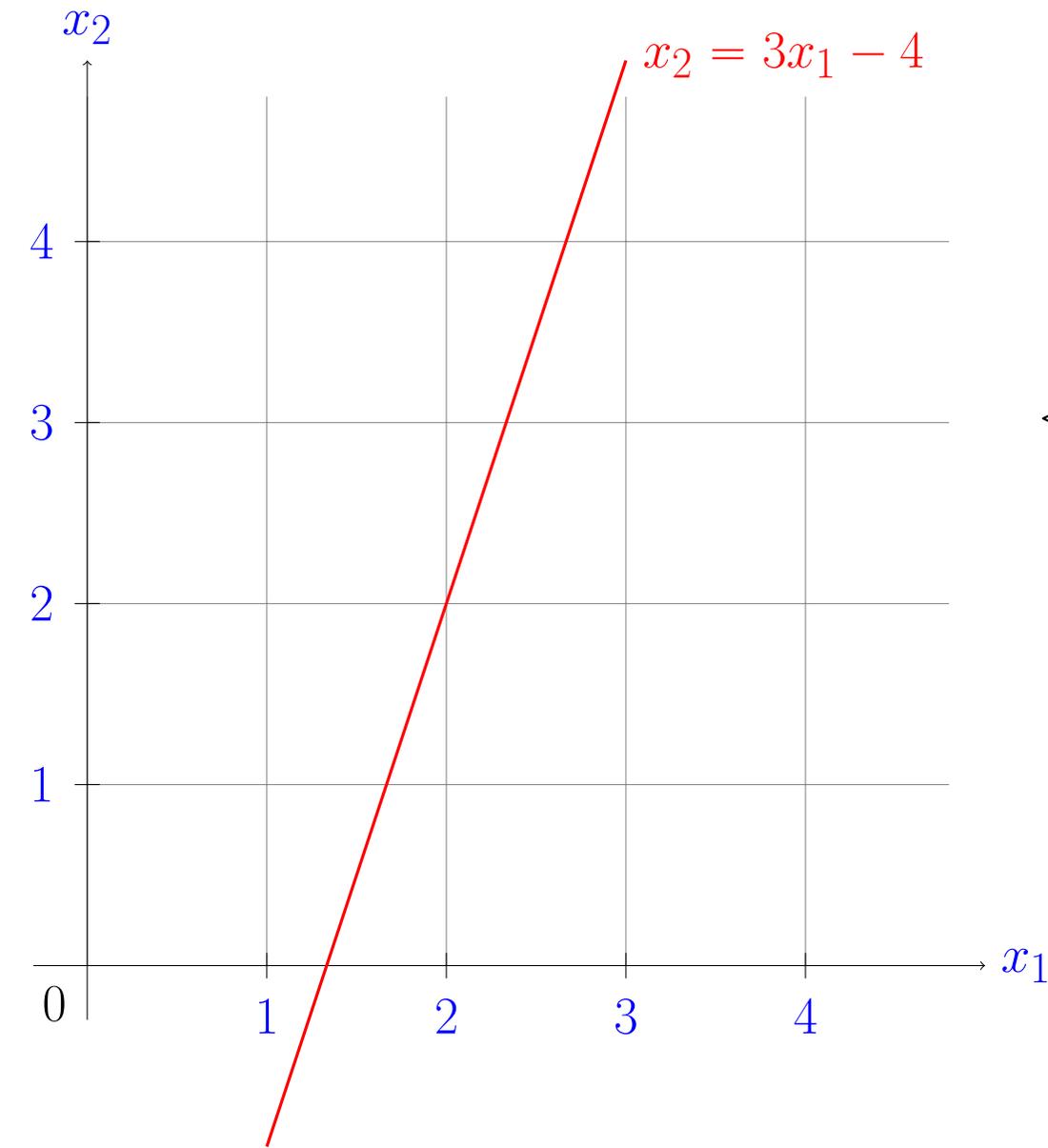
Korollar I.1.2.F (Invarianzeigenschaft der Lösungsmenge einer linearen Gleichung).

Für beliebiges $n \in \mathbb{N}$, beliebige $a_1, \dots, a_n \in \mathbb{R}$, $b \in \mathbb{R}$ gilt

$$\mathcal{L}(\text{LG}(a_1, \dots, a_n; b)) = \mathcal{L}(\text{LG}(\lambda a_1, \dots, \lambda a_n; \lambda b))$$

für alle $\lambda \in \mathbb{R} \setminus \{0\}$

1.1.3 Visualisierung von Lösungsmengen linearer Gleichungen

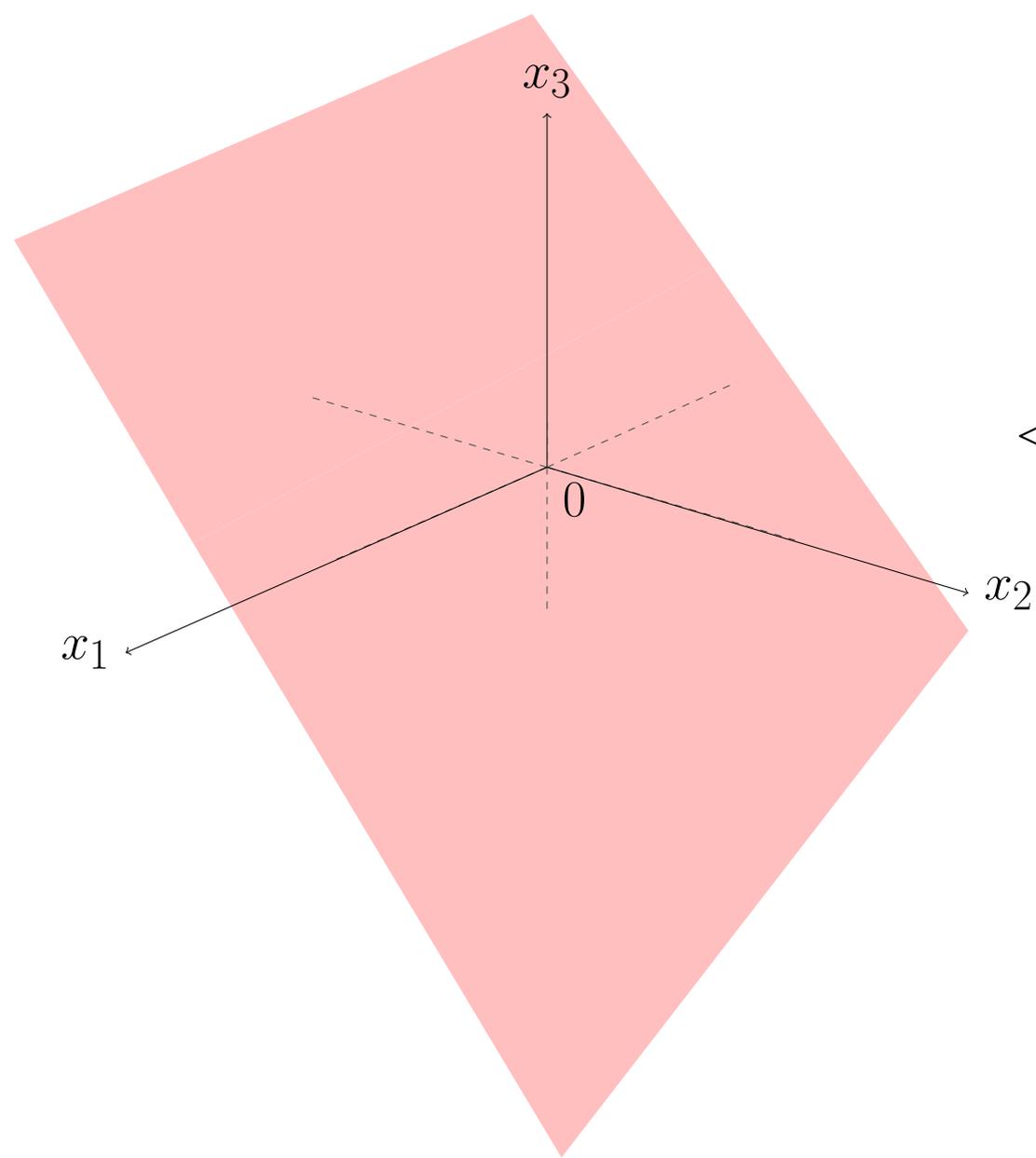


◁ Lösungsmenge der Gleichung

$$3x_1 - x_2 = 4$$

im Kartesischem Koordinatensystem.

= eine Gerade



◁ Lösungsmenge der linearen Gleichung

$$x_1 + 4x_2 + 4x_3 = 0$$

im 3D Kartesischen Koordinatensystem

= eine Ebene

1.2.1 Definition und Lösungsmengen

Definition 1.2.1.A (Lineares Gleichungssystem).

Gegeben seien $m, n \in \mathbb{N}$, $m \cdot n$ reelle Zahlen $a_{i,j}$, $i \in \{1, \dots, m\}$, $j \in \{1, \dots, n\}$, und m reelle Zahlen b_i , $i \in \{1, \dots, m\}$.

Dann heissen die m linearen Gleichungen

$$\begin{array}{cccccc} a_{1,1}x_1 & + & a_{1,2}x_2 & + & \cdots & + a_{1,n}x_n & = & b_1 \\ a_{2,1}x_1 & + & a_{2,2}x_2 & + & \cdots & + a_{2,n}x_n & = & b_2 \\ \vdots & & \vdots & & & \vdots & & \vdots \\ a_{m,1}x_1 & + & a_{m,2}x_2 & + & \cdots & + a_{m,n}x_n & = & b_m \end{array} \tag{1.2.1.B}$$

ein **lineares Gleichungssystem** (LGS) von m Gleichungen in den n Unbekannten x_1, x_2, \dots, x_n mit den **Koeffizienten** $a_{i,j}$ und **rechter Seite** b_1, \dots, b_m .

Die lineare Gleichung $\text{LG}(a_{i,1}, \dots, a_{i,n}; b_i)$ heisst die i -te **Zeile** des linearen Gleichungssystems, $i \in \{1, \dots, m\}$.

Definition I.2.1.D (Lösung(smenge) eines linearen Gleichungssystems).

Eine endliche Folge x_1, \dots, x_n von n reellen Zahlen heisst **Lösung** eines linearen Gleichungssystems wie definiert in Definition I.2.1.A, wenn sie alle linearen Gleichungen in Gleichung I.2.1.B erfüllt.

Korollar I.2.1.F (Charakterisierung der Lösungsmenge eines linearen Gleichungssystems).

Die Lösungsmenge eines linearen Gleichungssystems wie in Definition I.2.1.A ist

$$\mathcal{L}(\text{LG}(a_{1,1}, \dots, a_{1,n}; b_1)) \cap \mathcal{L}(\text{LG}(a_{2,1}, \dots, a_{2,n}; b_2)) \cap \dots \cap \mathcal{L}(\text{LG}(a_{m,1}, \dots, a_{m,n}; b_m)) .$$

Definition 1.2.2.F (Matrix).

Für gegebene natürliche Zahlen $m, n \in \mathbb{N}$ verstehen wir unter einer $m \times n$ -Matrix ein rechteckiges Schema von $m \cdot n$ reellen Zahlen, angeordnet in m Zeilen und n Spalten.

Die $m \cdot n$ Zahlen einer Matrix werden Elemente oder Einträge der Matrix genannt und durch zwei Indices referenziert.

 Notation: grosse Buchstaben im Fettdruck für Matrizen:

$$\mathbf{A} := \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & \cdots & a_{m,n} \end{bmatrix} .$$

 Notation: Eintrag der Matrix \mathbf{A} in Zeile i und Spalte j : $(\mathbf{A})_{i,j}$, also

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} (\mathbf{A})_{1,1} & (\mathbf{A})_{1,2} & \cdots & (\mathbf{A})_{1,n} \\ (\mathbf{A})_{2,1} & (\mathbf{A})_{2,2} & \cdots & (\mathbf{A})_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ (\mathbf{A})_{m,1} & (\mathbf{A})_{m,2} & \cdots & (\mathbf{A})_{m,n} \end{bmatrix} .$$

 Notation: Menge der $m \times n$ -Matrizen: $\mathbb{R}^{m,n}$.

 Notation: **Nullmatrix**

$$\mathbf{O} = \mathbf{O}_{m,n} := \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m,n}.$$

Spezialfälle:

Definition 1.2.2.H (Spalten- und Zeilenvektoren).

Seien $m, n \in \mathbb{N}$. Eine $m \times 1$ -Matrix heisst **Spaltenvektor** der **Länge** m und eine $1 \times n$ -Matrix heisst **Zeilenvektor** der Länge n .

Im Fall von Spalten- und Zeilenvektoren bezeichnet man die Einträge auch als **Komponenten**.

 Notation: fette Kleinbuchstaben für *Spaltenvektoren*, z.B.

$$\mathbf{x} := \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_m \end{bmatrix}$$

Referenzierung der i . Komponente des Spaltenvektors \mathbf{x} : $(\mathbf{x})_i, i \in \{1, \dots, m\}$.

 Notation: Menge der Spaltenvektoren der Länge m : \mathbb{R}^m

 Notation: fette Kleinbuchstaben mit hochgestelltem \top für *Zeilenvektoren*

$$\mathbf{z}^\top := [z_1 \ z_2 \ \dots \ z_n] .$$

Referenzierung der i . Komponente des Zeilenvektors \mathbf{z} : $(\mathbf{z}^\top)_i, i \in \{1, \dots, n\}$.

$$\mathbf{A} := \begin{bmatrix} (\mathbf{A})_{1,1} & (\mathbf{A})_{1,2} & \cdots & (\mathbf{A})_{1,l} & \cdots & (\mathbf{A})_{1,l} & \cdots & (\mathbf{A})_{1,n} \\ (\mathbf{A})_{2,1} & (\mathbf{A})_{2,2} & \cdots & (\mathbf{A})_{2,l} & \cdots & (\mathbf{A})_{2,l} & \cdots & (\mathbf{A})_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ (\mathbf{A})_{k,1} & (\mathbf{A})_{k,2} & \cdots & (\mathbf{A})_{k,l} & \cdots & (\mathbf{A})_{k,j} & \cdots & (\mathbf{A})_{k,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ (\mathbf{A})_{i,1} & (\mathbf{A})_{i,2} & \cdots & (\mathbf{A})_{i,l} & \cdots & (\mathbf{A})_{i,j} & \cdots & (\mathbf{A})_{i,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ (\mathbf{A})_{m,1} & (\mathbf{A})_{m,2} & \cdots & (\mathbf{A})_{m,l} & \cdots & (\mathbf{A})_{m,j} & \cdots & (\mathbf{A})_{m,n} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m,n}.$$

❶ Für $i \in \{1, \dots, m\}$, $j \in \{1, \dots, n\}$,

i . Zeile: $(\mathbf{A})_{i,:} := [(\mathbf{A})_{i,1} \ (\mathbf{A})_{i,2} \ \cdots \ (\mathbf{A})_{i,n}] \in \mathbb{R}^{1,n}$ (ein Zeilenvektor, Länge n)

j . Spalte: $(\mathbf{A})_{:,j} := \begin{bmatrix} (\mathbf{A})_{1,j} \\ (\mathbf{A})_{2,j} \\ \vdots \\ (\mathbf{A})_{m,j} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^m$ (ein Spaltenvektor, Länge m)

📎 Notation: Bereich ganzer Zahlen:

für $i, j \in \mathbb{Z}$: $i : j = (i, i + 1, i + 2, \dots, j)$ (leer, wenn $j < i$)

② Für $k, i \in \{1, \dots, m\}$, $k \leq i$, $l, j \in \{1, \dots, n\}$, $l \leq j$:

$$(\mathbf{A})_{k:i,l:j} := \begin{bmatrix} (\mathbf{A})_{k,l} & (\mathbf{A})_{k,l+1} & \cdots & (\mathbf{A})_{k,j} \\ (\mathbf{A})_{k+1,l} & (\mathbf{A})_{k+1,l+1} & \cdots & (\mathbf{A})_{k+1,j} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ (\mathbf{A})_{i,l} & (\mathbf{A})_{i,l+1} & \cdots & (\mathbf{A})_{i,j} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{i-k+1, j-l+1} \quad (\text{Matrixblock}).$$

Spezielle Matrizen:

Definition 1.2.2.J (Diagonalmatrix).

Eine $n \times n$ -Matrix $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$, heisst **Diagonalmatrix**, wenn $(\mathbf{D})_{i,j} = 0$ für alle $i, j \in \{1, \dots, n$ mit $i \neq j$.

Terminologie: Die Zahlen $(\mathbf{D})_{i,i}$, $i \in \{1, \dots, n\}$, heissen **Diagonaleinträge**.

✎ Notation: Für gegebene Zahlen $a_1, a_2, \dots, a_n \in \mathbb{R}$ /gegebenen Spaltenvektor $\mathbf{d} \in \mathbb{R}^n$

$$\text{diag}(a_1, a_2, \dots, a_n) := \begin{bmatrix} a_1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & a_2 & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & a_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n,n},$$

$$\text{diag}(\mathbf{d}) := \begin{bmatrix} (\mathbf{d})_1 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & (\mathbf{d})_2 & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & \dots & 0 & (\mathbf{d})_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n,n}.$$

Matrixnotation für lineare Gleichungssysteme: für das LGS

$$\begin{aligned} a_{1,1}x_1 + a_{1,2}x_2 + \dots + a_{1,n}x_n &= b_1 \\ a_{2,1}x_1 + a_{2,2}x_2 + \dots + a_{2,n}x_n &= b_2 \\ \vdots & \vdots \\ a_{m,1}x_1 + a_{m,2}x_2 + \dots + a_{m,n}x_n &= b_m \end{aligned} \quad (\text{I.2.1.B})$$

mit m Gleichungen und n Unbekannten schreibt man auch

$$\begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & \dots & a_{m,n} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix} \iff \mathbf{A} \cdot \mathbf{x} = \mathbf{b}, \quad (\text{I.2.2.L})$$

mit der $m \times n$ -**Koeffizientenmatrix**

$$\mathbf{A} := \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & \dots & a_{m,n} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m,n},$$

dem **Lösungs(spalten-)vektor** (der Länge n)

$$\mathbf{x} := \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n ,$$

und dem **Rechte-Seite-(Spalten-)Vektor** (der Länge m)

$$\mathbf{b} := \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^m .$$

 Notation: **LGS(A; b)** = lineares Gleichungssystem (\rightarrow Unterabschnitt 1.2.2) mit Koeffizientenmatrix **A**, rechte-Seite-Vektor **b**.

 Notation: Lösungsmenge eines linearen Gleichungssystems mit $m \times n$ -Koeffizientenmatrix **A** und rechte-Seite-Vektor **b**, siehe Korollar I.2.1.F,

$$\mathcal{L}(\text{LGS}(\mathbf{A}; \mathbf{b})) := \bigcap_{j=1}^m \mathcal{L}(\text{LG}((\mathbf{A})_{j,:}; b_j)) .$$

1.3 Lineare Gleichungssysteme: Anwendungsbeispiele

LINK zu Präsentationsfolien für Abschnitt 1.3.

1.3.1 Additive Überlagerung: Mischungsprobleme

1.3.2 Input-Output-Modelle aus der Ökonomie (Leontief-Modelle)

1.3.3 Signalverarbeitung

1.3.4 Flussnetzwerke

1.4 Gausselimination

1.4.1 Eliminationsidee

Beispiel 1.4.1.A (3×3 -LGS mit eindeutiger Lösung).

LINK zu Präsentationsfolien.

◇ LA & NM

Beispiel 1.4.1.B (Parametrisiertes 3×3 -LGS ohne eindeutige Lösung).

LINK zu Präsentationsfolien.

◇

1.4.2 Zeilenumformungen

Wir betrachten das lineare Gleichungssystem (1.2.1.B), in Matrixnotation $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$, siehg (1.2.2.L).

R. Hiptmair
SAM, ETHZ

Definition I.4.2.A (Zeilenumformungen eines LGS).

Bezogen auf das lineare Gleichungssystem (I.2.1.B) schreiben wir

$$\text{Zeile } j \leftarrow \text{Zeile } j + \beta \cdot \text{Zeile } i, \quad (\text{I.4.2.C})$$

für ein $\beta \in \mathbb{R}$, wenn die j . Zeile, $j \in \{1, \dots, m\}$,

$$a_{j,1}x_1 + a_{j,2}x_2 + \dots + a_{j,n}x_n = b_j,$$

ersetzt wird durch eine “Summe aus der j . Zeile und dem β -fachen der i . Zeile”, $i \in \{1, \dots, m\}$ (**Zeilenkombination**):

$$(a_{j,1} + \beta a_{i,1})x_1 + (a_{j,2} + \beta a_{i,2})x_2 + \dots + (a_{j,n} + \beta a_{i,n})x_n = b_j + \beta b_i.$$

Wir schreiben für $\alpha \in \mathbb{R}$, $j \in \{1, \dots, m\}$,

$$\text{Zeile } j \leftarrow \alpha \cdot \text{Zeile } j, \quad (\text{I.4.2.E})$$

wenn die j . Zeile ersetzt wird durch das “ α -fache der j . Zeile” (**Zeilenskalierung**):

$$\alpha a_{j,1}x_1 + \alpha a_{j,2}x_2 + \dots + \alpha a_{j,n}x_n = \alpha b_j.$$

Diese Transformationen eines linearen Gleichungssystems nennt man **Zeilenumformungen**.

Analog: Transformation einer Matrix durch Zeilenumformungen
(Einfach rechte Seite ignorieren)

Elimination von x_ℓ aus der k . Zeile in der i . Zeile ($a_{k,\ell} \neq 0$); Matrixperspektive:

$$\begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,\ell} & \dots & a_{1,k} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,\ell} & \dots & a_{2,k} & \dots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{i,1} & a_{i,2} & \dots & a_{i,\ell} & \dots & a_{i,k} & \dots & a_{i,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{j,1} & a_{j,2} & \dots & a_{j,\ell} & \dots & a_{j,k} & \dots & a_{j,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & \dots & a_{m,\ell} & \dots & a_{m,k} & \dots & a_{m,n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_\ell \\ \vdots \\ x_k \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_i \\ \vdots \\ b_j \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix}$$



$$\begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,\ell} & \dots & a_{1,k} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,\ell} & \dots & a_{2,k} & \dots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{i,1} & a_{i,2} & \dots & a_{i,\ell} & \dots & a_{i,k} & \dots & a_{i,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{j,1} - ta_{i,1} & a_{j,2} - ta_{i,2} & \dots & 0 & \dots & a_{j,k} - ta_{i,k} & \dots & a_{j,n} - ta_{i,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & \dots & a_{m,\ell} & \dots & a_{m,k} & \dots & a_{m,n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_\ell \\ \vdots \\ x_k \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_i \\ \vdots \\ b_j - tb_i \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix},$$

mit $t := \frac{a_{j,\ell}}{a_{i,\ell}}$.

Satz I.4.2.G (Invarianz der Lösungsmenge unter Zeilenumformungen).

Unterwirft man ein lineares Gleichungssystem in $n \in \mathbb{N}$ Unbekannten und mit $m \in \mathbb{N}$ Gleichungen den Zeilenumformungen

$$\begin{aligned} \text{Zeile } j &\leftarrow \text{Zeile } j + \beta \cdot \text{Zeile } i, & j, i \in \{1, \dots, m\}, i \neq j, \\ \text{Zeile } j &\leftarrow \alpha \cdot \text{Zeile } j, & j \in \{1, \dots, m\}, \alpha \in \mathbb{R} \setminus \{0\}, \end{aligned}$$

dann ändert sich seine Lösungsmenge nicht.

LINK zu Vorlesungsunterlagen.

 Notation: j . Einheitsvektor $\in \mathbb{R}^n$, $j \in \{1, \dots, n\}$:

$$\mathbf{e}_j \in \mathbb{R}^n, \quad (\mathbf{e}_j)_k = \begin{cases} 1 & \text{, wenn } k = j, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases}, \quad k \in \{1, \dots, n\}.$$

$$\mathbf{e}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{e}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \dots \quad \mathbf{e}_{n-1} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{e}_n = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}.$$

LINK zur Präsentation des Gaußalgorithmus in Beispielen

Satz I.4.4.A (Transformierbarkeit von LGS in Zeilenstufenform durch Zeilenumformungen).

Jedes *lineare Gleichungssystem lässt sich durch Zeilenumformungen* gemäss Definition I.4.2.A in ein *lineares Gleichungssystem transformieren, dessen Koeffizientenmatrix in Zeilenstufenform* gemäss Definition I.4.3.A vorliegt.

Korollar I.4.4.C (Transformierbarkeit von Matrizen in Zeilenstufenform durch Zeilenumformungen).

Jede *beliebige $m \times n$ -Matrix lässt sich durch Zeilenumformungen analog zu Definition I.4.2.A auf Zeilenstufenform* gemäss Definition I.4.3.A transformieren.

Algorithmus **Gausselimination**: Transformation eines linearen Gleichungssystems auf Zeilenstufenform

Gegeben: LGS $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$

```

1:   $l := 1$   %  $l$  ist ein Zeilenindex
2:   $j := 1$   %  $j$  ist ein Spaltenindex
3:   $r := 0$   % Meta-Index für Pivotspalten
4:  while ( $j \leq n$ ) do
      { % Suche nach Pivotelement
5:       $i := l$   %  $i$  ist ein Zeilenindex (Hilfsvariable)
6:      while ( $i \leq m$  and  $(\mathbf{A})_{i,j} = 0$ ) do {  $i \leftarrow i + 1$  }
7:      if ( $i \leq m$ ) then  %  $(\mathbf{A})_{l:m,j} = \mathbf{0}$ , wenn  $i > m$ !
8:          {  $i_{r+1} := j$   % Speichere Position der Pivotspalte
9:            Zeilenvertauschung:  $i.$  Zeile( $\mathbf{A}$ )  $\longleftrightarrow$   $l.$  Zeile( $\mathbf{A}$ )
10:           Zeilenskalierung:  $l.$  Zeile( $\mathbf{A}$ )  $\leftarrow \frac{1}{(\mathbf{A})_{l,j}} \cdot l.$  Zeile( $\mathbf{A}$ )
11:           for ( $k \in \{1, \dots, m\} \setminus \{l\}$ ) do
12:               { Zeilenkombination:  $k.$  Zeile( $\mathbf{A}$ )  $\leftarrow k.$  Zeile( $\mathbf{A}$ )  $- (\mathbf{A})_{k,j} \cdot l.$  Zeile( $\mathbf{A}$ ) }
13:            $l \leftarrow l + 1$   % Eine Zeile weniger zu bearbeiten
14:            $r \leftarrow r + 1$   % (Eventuell) weiter zu nächster Pivotspalte
          }
15:       $j \leftarrow j + 1$   % Weiter zu nächster Spalte
      }
}

```

Ausgabe: Lineares Gleichungssystem $Ax = b$ in **Zeilenstufenform**
(Koeffizientenmatrix/Rechte-Seite-Vektor modifiziert!)
Anzahl r und Indices i_1, \dots, i_r der Pivotspalten

Satz I.4.4.C (Transformation auf Zeilenstufenform durch Gausselimination).

*Die Gausselimination (siehe Algorithmus) transformiert ein beliebiges lineares Gleichungssystem durch **Zeilenumformungen** gemäss Definition I.4.2.A auf **Zeilenstufenform** nach Definition I.4.3.A.*

Korollar I.4.4.D (Invarianz der Lösungsmenge bei Gausselimination).

Die bei Gausselimination stattfindende Transformation eines linearen Gleichungssystems ändert dessen Lösungsmenge nicht. p

Satz I.4.4.F (Eindeutigkeit der Zeilenstufenform).

*Die nach Satz I.4.4.A/Korollar I.4.4.C durch Zeilenumformungen hergestellten Zeilenstufenformen von linearen Gleichungssystemen/Matrizen sind **eindeutig**.*

Definition I.4.4.H (Rang einer Matrix).

Die Anzahl r der Pivotspalten in der Zeilenstufenform einer Matrix bezeichnet man als **Rang** der Matrix (in Zeichen: $\text{Rang}(\mathbf{A})$ für eine Matrix \mathbf{A}).

Beispiel I.4.4.K (Zeilenstufenform von (verallgemeinerten) Dreiecksmatrizen).

$\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $n \geq m$, heisst **verallgemeinerte Dreiecksmatrix**, wenn $(\mathbf{A})_{i,j} = 0$ für $i > j$:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & a_{1,3} & \cdots & \cdots & a_{1,m} & \cdots & a_{1,n} \\ 0 & a_{2,2} & a_{2,3} & \cdots & \cdots & a_{2,m} & \cdots & a_{2,n} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & & \vdots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & \ddots & a_{m-1,m} & \cdots & a_{m-1,n} \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & a_{m,m} & \cdots & a_{m,n} \end{bmatrix}.$$

Annahme: $a_{i,i} \neq 0$, $i \in \{1, \dots, m\}$.

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & z_{1,m+1} & \dots & z_{1,n} \\ 0 & 1 & 0 & \dots & \dots & 0 & z_{2,m+1} & \dots & z_{2,n} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & \ddots & 0 & z_{m-1,m+1} & \dots & z_{m-1,n} \\ 0 & \dots & & \dots & 0 & 1 & z_{m,m+1} & \dots & z_{m,n} \end{bmatrix} \cdot$$

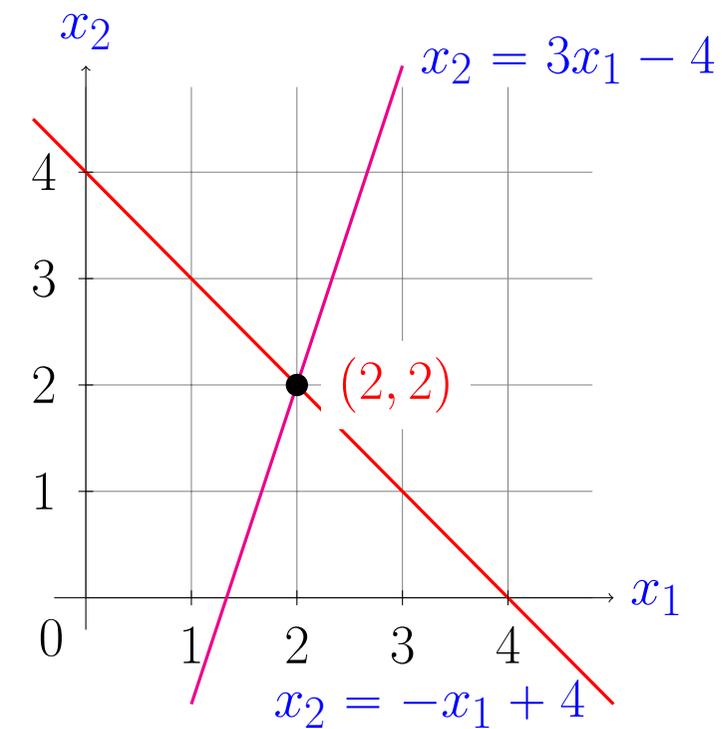
m Pivotspalten: $i_j = j, j = 1, \dots, m \Rightarrow \text{Rang}(\mathbf{A}) = m.$



1.4.5 Lösungsmengen linearer Gleichungssysteme

LINK zu Vorlesungsunterlagen.

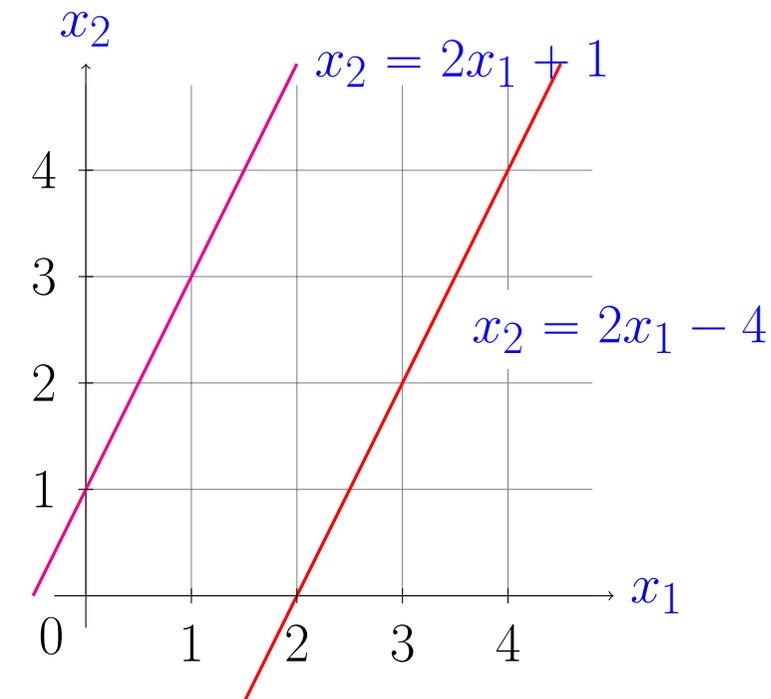
Veranschaulichung von Lösungsmengen im Kartesischen Koordinatensystem für $n = m = 2$ und $n = m = 3$:



Lineares Gleichungssystem:

$$\begin{aligned}x_1 + x_2 &= 4 \\6x_1 - x_2 &= 8\end{aligned}$$

- ◁ • Lösungsmengen der einzelnen linearen Gleichungen sind Hyperebenen in 2D (Geraden)
- Schnittpunkt der Geraden ist *eindeutige* Lösung des LGS

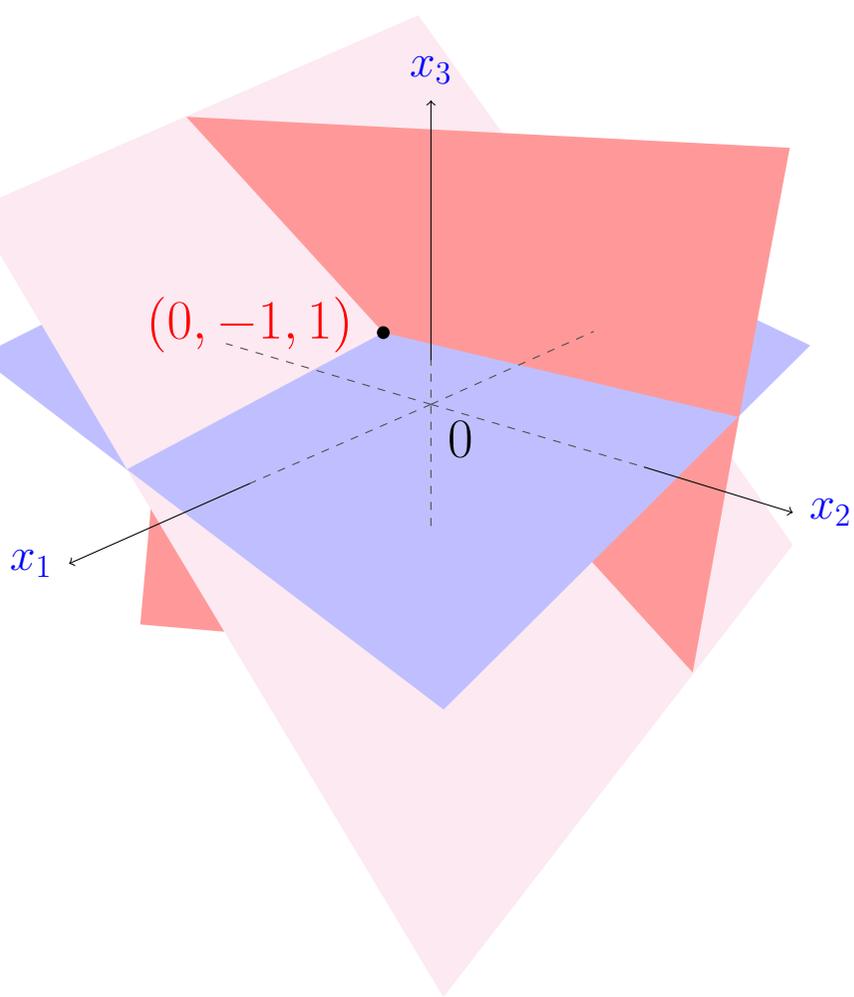


Lineares Gleichungssystem:

$$\begin{aligned}4x_1 - 2x_2 &= -2 \\2x_1 - x_2 &= 4.\end{aligned}$$

- ◁ Lösungsmengen der linearen Gleichungen $\hat{=}$ *parallele* Geraden

keine Lösung



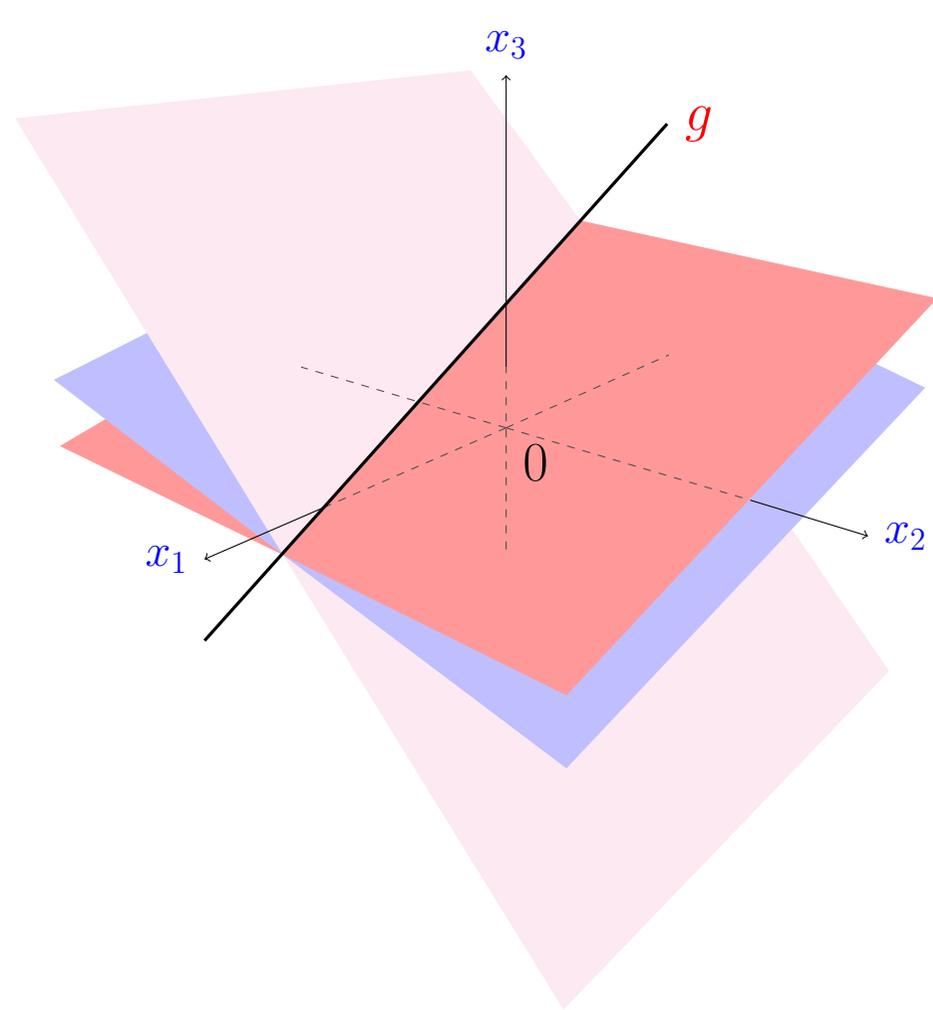
Lineares Gleichungssystem:

$$x_1 + 4x_2 + 4x_3 = 0$$

$$3x_1 + 4x_2 + 16x_3 = 12$$

$$4x_1 + 2x_2 + x_3 = -1.$$

- ◁ • Lösungsmengen der linearen Gleichungen
 $\hat{=}$ Ebenen
- **Eindeutige** Lösung = Schnittpunkt von drei Ebenen



Lineares Gleichungssystem:

$$\begin{aligned}3x_1 + 4x_2 + 16x_3 &= 12 \\ -7x_2 - 7x_3 &= 0 \\ 4x_2 + 4x_3 &= 0.\end{aligned}$$

◁ Lösungsmenge = Gerade im Schnitt der drei Ebenen: **unendlich viele** Lösungen.

Satz I.4.5.B (Lösungsmenge eines linearen Gleichungssystems).

Sei $\mathbf{Z}\mathbf{x} = \mathbf{y}$, $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{m,n}$, die **Zeilenstufenform** eines linearen Gleichungssystems gemäss Definition I.4.3.A, $r := \text{Rang}(\mathbf{Z})$ (\rightarrow Definition I.4.4.H), $\{i_1, \dots, i_r\} \subset \{1, \dots, n\}$ die geordnete ($i_1 < i_2 < \dots < i_r$) Indexmenge der Pivotspalten, $\{j_1, \dots, j_{n-r}\} := \{1, \dots, n\} \setminus \{i_1, \dots, i_r\}$ (leer, wenn $r = n$).

(i) Dann hat das lineare Gleichungssystem **keine Lösung**, wenn $y_j \neq 0$ für ein $j > r$.

(ii) Andernfalls ist die Lösungsmenge \mathcal{L} von $\text{LGS}(\mathbf{Z}; \mathbf{y})$ gegeben durch

$$\mathcal{L} = \left\{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \begin{array}{l} (\mathbf{x})_{i_k} = y_k - \sum_{\ell=1}^{n-r} \alpha_\ell \cdot (\mathbf{Z})_{k,j_\ell}, \quad k \in \{1, \dots, r\}, \\ (\mathbf{x})_{j_\ell} = \alpha_\ell, \quad \ell \in \{1, \dots, n-r\} \end{array}, \alpha_1, \dots, \alpha_{n-r} \in \mathbb{R} \right\}$$

Korollar I.4.5.D (Existenz von Lösungen eines linearen Gleichungssystems).

Falls $\text{Rang}(\mathbf{A}) = m$ für $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $n \in \mathbb{N}$, dann hat das lineare Gleichungssystem $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$ für **jeden** Rechte-Seite-Vektor $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$ **mindestens eine** Lösung:

$$\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n} \quad \text{und} \quad \text{Rang}(\mathbf{A}) = m \quad \implies \quad \mathcal{L}(\text{LGS}(\mathbf{A}; \mathbf{b})) \neq \emptyset \quad \forall \mathbf{b} \in \mathbb{R}^m.$$

Korollar I.4.5.E (Eindeutige Lösbarkeit von quadratischen LGS).

Gilt $\text{Rang}(\mathbf{A}) = n$ für eine quadratische Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$, dann hat das lineare Gleichungssystem $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ für jeden Rechte-Seite-Vektor $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$ eine eindeutige Lösung:

$$\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n} \quad \text{und} \quad \text{Rang}(\mathbf{A}) = n \quad \implies \quad \forall \mathbf{b} \in \mathbb{R}^n: \quad \exists_1 \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n: \quad \mathbf{Ax} = \mathbf{b} .$$

Satz I.4.5.F (Eindeutigkeit aus Existenz).

Wenn für eine quadratische Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$, das lineare Gleichungssystem $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ für jeden Rechte-Seite-Vektor $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$ eine Lösung besitzt, dann ist $\text{Rang}(\mathbf{A}) = n$:

$$\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}: \quad \left(\quad \mathcal{L}(\text{LGS}(\mathbf{A}; \mathbf{b})) \neq \emptyset \quad \forall \mathbf{b} \in \mathbb{R}^n \quad \implies \quad \text{Rang}(\mathbf{A}) = n \quad \right) .$$

Korollar I.4.5.G (Lineare Gleichungssysteme mit rechter Seite 0).

Falls $n > m$, so hat das lineare Gleichungssystem $\mathbf{Ax} = \mathbf{0}$ mit Koeffizientenmatrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ unendlich viele Lösungen.

2

Rechnen mit Vektoren und Matrizen

[LINK zur Vorlesungsniederschrift für Kapitel 2](#)

Definition II.1.0.B (Grundoperationen der Vektorarithmetik).

Vektoraddition: Für beliebige Spaltenvektoren $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$, $n \in \mathbb{N}$, definieren wir ihre **Summe** $\mathbf{v} + \mathbf{w} \in \mathbb{R}^n$ komponentenweise durch

$$(\mathbf{v} + \mathbf{w})_i := (\mathbf{v})_i + (\mathbf{w})_i, \quad i \in \{1, \dots, n\}.$$

Skalarmultiplikation: Für einen beliebigen Spaltenvektor $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$, $n \in \mathbb{N}$, und $\alpha \in \mathbb{R}$ definieren wir das **Produkt** $\alpha \cdot \mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$ komponentenweise wie folgt:

$$(\alpha \cdot \mathbf{v})_i := \alpha \cdot (\mathbf{v})_i, \quad i \in \{1, \dots, n\}.$$

$$\begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix} := \begin{bmatrix} v_1 + w_1 \\ v_2 + w_2 \\ \vdots \\ w_n + v_n \end{bmatrix}, \quad \alpha \cdot \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} := \begin{bmatrix} \alpha v_1 \\ \alpha v_2 \\ \vdots \\ \alpha v_n \end{bmatrix}$$

Satz II.1.0.D (Rechenregeln für die Vektoroperationen).

Für alle $\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^n$, $n \in \mathbb{N}$, und $\alpha, \beta \in \mathbb{R}$ gilt

Vektoraddition *kommutativ*: $\mathbf{v} + \mathbf{w} = \mathbf{w} + \mathbf{v}$, (VR1)

Vektoraddition *assoziativ*: $\mathbf{u} + (\mathbf{v} + \mathbf{w}) = (\mathbf{u} + \mathbf{v}) + \mathbf{w}$, (VR2)

Vektoraddition, *neutrales Element*: $\mathbf{v} + \mathbf{0} = \mathbf{v}$, (VR3)

Skalarmultiplikation *assoziativ*: $(\alpha \cdot \beta) \cdot \mathbf{v} = \alpha \cdot (\beta \cdot \mathbf{v})$, (VR4)

Skalarmultiplikation, *neutrales Element*: $1 \cdot \mathbf{v} = \mathbf{v}$, (VR5)

Distributivgesetze: $\alpha \cdot (\mathbf{v} + \mathbf{w}) = \alpha \cdot \mathbf{v} + \alpha \cdot \mathbf{w}$, (VR6)

$(\alpha + \beta) \cdot \mathbf{v} = \alpha \cdot \mathbf{v} + \beta \cdot \mathbf{v}$. (VR7)

2.2 Linearkombinationen und Matrix-Vektor-Produkt

Motivation: Eine andere Sicht auf LGS

“Matrixnotation”: $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$



LGS:

$$\begin{aligned} a_{1,1}x_1 + a_{1,2}x_2 + \cdots + a_{1,n}x_n &= b_1 \\ a_{2,1}x_1 + a_{2,2}x_2 + \cdots + a_{2,n}x_n &= b_2 \\ \vdots & \\ a_{m,1}x_1 + a_{m,2}x_2 + \cdots + a_{m,n}x_n &= b_m \end{aligned}$$



Vektorgleichung:

$$x_1 \begin{bmatrix} a_{1,1} \\ a_{2,1} \\ \vdots \\ a_{m,1} \end{bmatrix} + x_2 \begin{bmatrix} a_{1,2} \\ a_{2,2} \\ \vdots \\ a_{m,2} \end{bmatrix} + \cdots + x_n \begin{bmatrix} a_{1,n} \\ a_{2,n} \\ \vdots \\ a_{m,n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix}$$



Vektorgleichung kompakt: $x_1(\mathbf{A})_{:,1} + x_2(\mathbf{A})_{:,2} + \cdots + x_n(\mathbf{A})_{:,n} = \mathbf{b}$.

Definition II.2.0.A (Linearkombination von (Spalten)vektoren).

Gegeben sei eine Menge von $n \in \mathbb{N}$ (Spalten)vektoren $\{\mathbf{a}^1, \dots, \mathbf{a}^n\} \subset \mathbb{R}^m$, $m \in \mathbb{N}$. Für reelle Zahlen $c_1, \dots, c_n \in \mathbb{R}$ heisst

$$\sum_{j=1}^n c_j \mathbf{a}^j = c_1 \mathbf{a}^1 + \dots + c_n \mathbf{a}^n \quad (\text{II.2.0.B})$$

eine **Linearkombination** der Vektoren $\mathbf{a}^1, \dots, \mathbf{a}^n$ mit (reellen) **Koeffizienten** c_j , $j \in \{1, \dots, n\}$.

Lineares Gleichungssystem = Linearkombination von Matrixspalten mit **unbekannten Koeffizienten**:

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b} \iff \sum_{j=1}^n x_j (\mathbf{A})_{:,j} = \mathbf{b} . \quad (\text{II.2.0.C})$$

Definition II.2.0.D (Matrix-Vektor-Multiplikation).

Für $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ und $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$, $m, n \in \mathbb{N}$ ist das **Matrix-Vektor-Produkt** $\mathbf{A} \cdot \mathbf{v} \in \mathbb{R}^m$ definiert durch

$$(\mathbf{A} \cdot \mathbf{v})_i := \sum_{j=1}^n (\mathbf{A})_{i,j} v_j, \quad i \in \{1, \dots, m\} \Leftrightarrow \mathbf{A} \cdot \mathbf{v} = \sum_{j=1}^n v_j (\mathbf{A})_{:,j}.$$

Ausgeschrieben:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & \dots & a_{m,n} \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}}_{\mathbf{x}} = \underbrace{\begin{bmatrix} a_{1,1}x_1 + a_{1,2}x_2 + \dots + a_{1,n}x_n \\ a_{2,1}x_1 + a_{2,2}x_2 + \dots + a_{2,n}x_n \\ \vdots \\ a_{m,1}x_1 + a_{m,2}x_2 + \dots + a_{m,n}x_n \end{bmatrix}}_{\mathbf{Ax}}.$$

$$i\text{-te Zeile} \rightarrow \begin{bmatrix} * & * & * & * \\ * & * & * & * \\ * & * & * & * \\ * & * & * & * \end{bmatrix} \begin{bmatrix} * \\ * \\ * \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * \\ * \\ * \\ * \end{bmatrix} \leftarrow (\mathbf{Ax})_i$$

$\mathbf{A} \quad \mathbf{x} \quad \mathbf{Ax}$

Linearkombination geschrieben mit Matrix-Vektor-Produkt:

$$\sum_{j=1}^n c_j \mathbf{a}^j = [\mathbf{a}^1, \mathbf{a}^2, \dots, \mathbf{a}^n] \cdot \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix} .$$

$m \times n$ -Matrix, erzeugt durch Nebeneinanderschreiben der Spaltenvektoren $\mathbf{a}^j \in \mathbb{R}^m$

Bemerkung II.2.0.F (Lösungsmenge von linearen Gleichungssystemen).

Spezielle Zeilenstufenform (vgl. Beispiele aus Abschnitt 1.4.5):

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & z_{1,r+1} & \dots & z_{1,n} \\ 0 & 1 & 0 & \dots & \dots & 0 & z_{2,r+1} & \dots & z_{2,n} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & \ddots & 0 & z_{r-1,r+1} & \dots & z_{r-1,n} \\ 0 & \dots & & \dots & 0 & 1 & z_{r,r+1} & \dots & z_{r,n} \\ 0 & \dots & & & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & & & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & & & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m,n}, \quad \text{Rang}(\mathbf{Z}) = r \leq \min\{m, n\} .$$

$$\begin{array}{l}
 (\mathbf{y})_{r+1:m}=0 \\
 \blacktriangleright
 \end{array}
 \mathcal{L}(\text{LGS}(\mathbf{Z}; \mathbf{y})) = \left\{ \left[\begin{array}{c} (\mathbf{y})_{1:r} \\ \mathbf{0} \end{array} \right] + \left[\begin{array}{cccccc} z_{1,r+1} & z_{1,r+2} & \cdots & \cdots & z_{1,n} \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ z_{r,r+1} & z_{r,r+2} & \cdots & \cdots & z_{r,n} \\ -1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & -1 & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & -1 \end{array} \right] \mathbf{c}, \mathbf{c} \in \mathbb{R}^{n-r} \right\} .$$

$$\blacktriangleright \mathcal{L}(\text{LGS}(\mathbf{Z}; \mathbf{0})) = \left\{ \left[\begin{array}{cccccc} z_{1,r+1} & z_{1,r+2} & \cdots & \cdots & z_{1,n} \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ z_{r,r+1} & z_{r,r+2} & \cdots & \cdots & z_{r,n} \\ -1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & -1 & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & -1 \end{array} \right] \mathbf{c}, \mathbf{c} \in \mathbb{R}^{n-r} \right\}$$

$$= \text{Span} \left\{ \begin{bmatrix} z_{1,r+1} \\ \vdots \\ z_{r,r+1} \\ -1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} z_{1,r+2} \\ \vdots \\ z_{r,r+2} \\ 0 \\ -1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}, \dots, \begin{bmatrix} z_{1,n-1} \\ \vdots \\ z_{r,n-1} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} z_{1,n} \\ \vdots \\ z_{r,n} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \right\} .$$



2.3 Matrixprodukt

Definition II.3.0.B (Matrixprodukt).

Für $m, n, k \in \mathbb{N}$ sei $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{m,k}$, $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{k,n}$. Das **Matrixprodukt** $\mathbf{B} \cdot \mathbf{S} \in \mathbb{R}^{m,n}$ ist elementweise definiert durch

$$(\mathbf{B} \cdot \mathbf{S})_{i,j} := \sum_{\ell=1}^k (\mathbf{B})_{i,\ell} (\mathbf{S})_{\ell,j}, \quad i \in \{1, \dots, m\}, j \in \{1, \dots, n\} .$$

$$\begin{array}{c}
 \begin{array}{c}
 \text{\textit{i}-te Zeile} \rightarrow \\
 \begin{pmatrix}
 * & * & * & * \\
 * & * & * & * \\
 * & * & * & * \\
 * & * & * & * \\
 * & * & * & *
 \end{pmatrix} \\
 \mathbf{B}
 \end{array}
 \end{array}
 =
 \begin{array}{c}
 \begin{array}{c}
 \text{\textit{j}-te Spalte} \\
 \downarrow \\
 \begin{pmatrix}
 * & * & * \\
 * & * & * \\
 * & * & * \\
 * & * & * \\
 * & * & *
 \end{pmatrix} \\
 \mathbf{S}
 \end{array}
 \end{array}
 =
 \begin{array}{c}
 \begin{array}{c}
 \text{\textit{j}-te Spalte} \\
 \downarrow \\
 \begin{pmatrix}
 * & * & * \\
 * & * & * \\
 * & * & * \\
 * & * & * \\
 * & * & *
 \end{pmatrix} \\
 \mathbf{A = BS}
 \end{array}
 \end{array}
 \leftarrow \begin{array}{c}
 \text{\textit{i}-te Zeile}
 \end{array}
 \end{array}$$

Schema für Rechnung mit Bleistift und Papier:

$$\begin{array}{c} \begin{pmatrix} * & * & * & * \\ * & * & * & * \\ * & * & * & * \\ * & * & * & * \end{pmatrix} \\ \mathbf{B} \end{array} \quad \begin{array}{c} \mathbf{S} \\ \begin{pmatrix} * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \end{pmatrix} \end{array} \\ \mathbf{A} = \mathbf{B} \mathbf{S} \quad \begin{array}{c} \begin{pmatrix} * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \end{pmatrix} \end{array}$$

Beispiel: $m = 2, n = 4, k = 3$

$$\mathbf{B} := \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{S} := \begin{bmatrix} 7 & -1 & 1 & 0 \\ -8 & -2 & 0 & -1 \\ 9 & -3 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

$$\begin{array}{c} \mathbf{S} \\ \left(\begin{array}{cccc} 7 & -1 & 1 & 0 \\ -8 & -2 & 0 & -1 \\ 9 & -3 & 0 & 0 \end{array} \right) \\ \\ \left(\begin{array}{ccc} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \end{array} \right) \\ \mathbf{B} \end{array} \quad \begin{array}{c} \left(\begin{array}{cccc} 18 & -14 & 1 & -2 \\ 42 & -32 & 4 & -5 \end{array} \right) \\ \mathbf{A} = \mathbf{B}\mathbf{S} \end{array}$$

Beispiel II.3.0.G (Inneres Produkt von Zeilen- und Spaltenvektor).

• $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{1,k}$ \leftrightarrow Zeilenvektor $\mathbf{a}^\top = [a_1, \dots, a_k]$

• $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{k,1} = \mathbb{R}^k$ \leftrightarrow Spaltenvektor $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix}$

$$\mathbf{a}^\top \cdot \mathbf{b} = [a_1, \dots, a_k] \cdot \begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix} = \left[\sum_{\ell=1}^k a_\ell b_\ell \right] \in \mathbb{R} .$$



Beispiel II.3.0.H (Äusseres Produkt/Tensorprodukt von Spalten- und Zeilenvektor).

• $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,1} \leftrightarrow$ Spaltenvektor $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^m$

• $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{1,n} \leftrightarrow$ Zeilenvektor $\mathbf{a}^\top = [b_1, \dots, b_n]$

$$\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}^\top = \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} \cdot [b_1, \dots, b_n] = \begin{bmatrix} a_1 b_1 & a_1 b_2 & \dots & \dots & a_1 b_n \\ a_2 b_1 & a_2 b_2 & \dots & \dots & a_2 b_n \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ a_m b_1 & a_m b_2 & \dots & \dots & a_m b_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m,n},$$

$$(\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}^\top)_{i,j} = (\mathbf{a})_i \cdot (\mathbf{b}^\top)_j, \quad i \in \{1, \dots, m\}, j \in \{1, \dots, n\}.$$

Beispiel II.3.0.J (Multiplikation mit Diagonalmatrix).

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & \dots & a_{m,n} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m,n}, \quad \mathbf{D} := \text{diag}(d_1, \dots, d_m) \in \mathbb{R}^{m,m},$$

$$\mathbf{T} := \text{diag}(t_1, \dots, t_n) \in \mathbb{R}^{n,n}.$$

$$\mathbf{D} \cdot \mathbf{A} = \begin{bmatrix} d_1 a_{1,1} & d_1 a_{1,2} & \dots & d_1 a_{1,n} \\ d_2 a_{2,1} & d_2 a_{2,2} & \dots & d_2 a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_m a_{m,1} & d_m a_{m,2} & \dots & d_m a_{m,n} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m,n}: \quad (\mathbf{D} \cdot \mathbf{A})_{i,j} = d_i(\mathbf{A})_{i,j}$$

$$\mathbf{A} \cdot \mathbf{T} = \begin{bmatrix} t_1 a_{1,1} & t_2 a_{1,2} & \dots & t_n a_{1,n} \\ t_1 a_{2,1} & t_2 a_{2,2} & \dots & t_n a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ t_1 a_{m,1} & t_2 a_{m,2} & \dots & t_n a_{m,n} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m,n}: \quad (\mathbf{A} \cdot \mathbf{T})_{i,j} = t_j(\mathbf{A})_{i,j}$$

► $\mathbf{I}_m \cdot \mathbf{A} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{I}_n = \mathbf{A}$ für **Einheitsmatrix** $\mathbf{I}_k = \text{diag}(1, \dots, 1) \in \mathbb{R}^{k,k}$.



$$\mathbf{A}' := \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & & & & & & & & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & & & & & & & 0 \\ \vdots & & \ddots & & & & & & & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & & & & & & & \vdots \\ \vdots & & & & \ddots & & & & & & \vdots \\ \vdots & & & & & \ddots & & & & & \vdots \\ \vdots & & & & & & \ddots & & & & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \alpha & 0 & \dots & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & & & & & & \ddots & & & \vdots \\ \vdots & & & & & & & & \ddots & & 0 \\ 0 & \dots & & & & & & & & \dots & 1 \end{bmatrix} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & \dots & a_{m,n} \end{bmatrix}}_{=\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}}$$

► \mathbf{A}' geht aus \mathbf{A} durch die Zeilenkombination (\rightarrow Definition I.4.2.A)

$$i. \text{ Zeile} \leftarrow i. \text{ Zeile} + \alpha \cdot j. \text{ Zeile}$$

hervor.



Satz II.3.0.L (**Assoziativität** der Matrixmultiplikation).

Für $m, n, k, \ell \in \mathbb{N}$ und beliebige $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,k}$, $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{k,\ell}$, $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{\ell,n}$ gilt

$$(\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}) \cdot \mathbf{C} = \mathbf{A} \cdot (\mathbf{B} \cdot \mathbf{C}) .$$

2.4 Matrixkalkül

Definition II.4.0.B (Grundoperationen der Matrixarithmetik).

Matrixaddition: Für beliebige Matrizen **gleicher Grösse** $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m, n \in \mathbb{N}$, definieren wir ihre **Summe** $\mathbf{A} + \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{m,n}$ elementweise durch

$$(\mathbf{A} + \mathbf{B})_{i,j} := (\mathbf{A})_{i,j} + (\mathbf{B})_{i,j}, \quad i \in \{1, \dots, n\}, j \in \{1, \dots, m\} .$$

Skalarmultiplikation: Für eine beliebige Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m, n \in \mathbb{N}$, und $\alpha \in \mathbb{R}$ definieren wir das **Produkt** $\alpha \cdot \mathbf{A} = \mathbf{A} \cdot \alpha \in \mathbb{R}^{m,n}$ elementweise wie folgt:

$$(\alpha \cdot \mathbf{A})_{i,j} = (\mathbf{A} \cdot \alpha)_{i,j} := \alpha \cdot (\mathbf{A})_{i,j}, \quad i \in \{1, \dots, n\}, j \in \{1, \dots, m\} .$$

Satz II.4.0.D (Rechenregeln für die Matrixoperationen).

Für alle $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m, n \in \mathbb{N}$, und $\alpha, \beta \in \mathbb{R}$ gilt

Matrixaddition *kommutativ*: $\mathbf{B} + \mathbf{C} = \mathbf{C} + \mathbf{B}$, (M1)

Matrixaddition *assoziativ*: $\mathbf{A} + (\mathbf{B} + \mathbf{C}) = (\mathbf{A} + \mathbf{B}) + \mathbf{C}$, (M2)

Matrixaddition, *neutrales Element*: $\mathbf{B} + \mathbf{O}_{m,n} = \mathbf{B}$, (M3)

Skalarmultiplikation *assoziativ*: $(\alpha \cdot \beta) \cdot \mathbf{B} = \alpha \cdot (\beta \cdot \mathbf{B})$, (M4)

Skalarmultiplikation, *neutrales Element*: $1 \cdot \mathbf{B} = \mathbf{B}$, (M5)

Distributivgesetze: $\alpha \cdot (\mathbf{B} + \mathbf{C}) = \alpha \cdot \mathbf{B} + \alpha \cdot \mathbf{C}$, (M6)

$(\alpha + \beta) \cdot \mathbf{B} = \alpha \cdot \mathbf{B} + \beta \cdot \mathbf{B}$. (M7)

Satz II.4.0.F (*Distributivgesetze* für Matrixmultiplikation).

Für alle $m, n, k \in \mathbb{N}$ gilt

$$(\mathbf{A} + \mathbf{B}) \cdot \mathbf{C} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{C} + \mathbf{B} \cdot \mathbf{C} \quad \forall \mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{m,k}, \mathbf{C} \in \mathbb{R}^{k,n}.$$

$$\mathbf{A} \cdot (\mathbf{B} + \mathbf{C}) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{B} + \mathbf{A} \cdot \mathbf{C} \quad \forall \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,k}, \mathbf{B}, \mathbf{C} \in \mathbb{R}^{k,n}.$$

Korollar II.4.0.G (Verträglichkeit von Matrixmultiplikation und Skalarmultiplikation).

Für alle $m, n, k \in \mathbb{N}$ und $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,k}$, $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{k,n}$ und $\alpha \in \mathbb{R}$ gilt

$$\alpha \cdot (\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}) = (\alpha \cdot \mathbf{A}) \cdot \mathbf{B} = \mathbf{A} \cdot (\alpha \cdot \mathbf{B}) .$$

2.5 Inverse Matrix

Definition II.5.0.A (Invertierbare/reguläre Matrix).

Eine quadratische Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$, heisst *invertierbar* oder *regulär*, wenn es eine Matrix $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n,n}$ so gibt, dass

$$\mathbf{AX} = \mathbf{I}_n \quad \text{oder} \quad \mathbf{XA} = \mathbf{I}_n ,$$

wobei \mathbf{I}_n die $n \times n$ -Einheitsmatrix bezeichnet.

Beispiel II.5.0.B (Inverse einer 2×2 -Matrix).

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} \\ a_{2,1} & a_{2,2} \end{bmatrix} : \quad \underbrace{\frac{1}{a_{1,1}a_{2,2} - a_{1,2}a_{2,1}} \cdot \begin{bmatrix} a_{2,2} & -a_{1,2} \\ -a_{2,1} & a_{1,1} \end{bmatrix}}_{=: \mathbf{X}} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} \\ a_{2,1} & a_{2,2} \end{bmatrix}}_{=\mathbf{A}} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}}_{=\mathbf{I}_2} . \quad (\text{II.5.0.B})$$

Notwendig: $a_{1,1}a_{2,2} - a_{1,2}a_{2,1} \neq 0!$



Satz II.5.0.C (Inverse einer Matrix).

Zu jeder invertierbaren Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ gibt es eine **eindeutig** bestimmte Matrix $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n,n}$, die **Inverse** von \mathbf{A} , so, dass

$$\mathbf{AX} = \mathbf{XA} = \mathbf{I}_n .$$

Notation: $\mathbf{A}^{-1} \in \mathbb{R}^{n,n} \hat{=}$ eindeutige Inverse von $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$

Satz II.5.0.E (Kriterien für Invertierbarkeit einer Matrix).

Für eine quadratische Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$, sind folgende Aussagen äquivalent:

- (i) \mathbf{A} hat **vollen** (maximalen) **Rang**: $\text{Rang}(\mathbf{A}) = n$.
- (ii) Das lineare Gleichungssystem $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ besitzt für jedes $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$ eine die eindeutige Lösung.
- (iii) das lineare Gleichungssystem $\mathbf{Ax} = \mathbf{0}$ hat nur die triviale Lösung $\mathbf{x} = \mathbf{0}$.
- (iv) \mathbf{A} ist invertierbar.

Satz II.5.0.F (Invertierbarkeit von Produktmatrizen).

Für quadratische Matrizen $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$, sind folgende Aussagen äquivalent:

- (i) \mathbf{A} **und** \mathbf{B} sind invertierbar,
- (ii) $\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}$ ist invertierbar,
- (iii) $\mathbf{B} \cdot \mathbf{A}$ ist invertierbar.

Treffen die Aussagen zu, dann gilt ferner

$$(\mathbf{AB})^{-1} = \mathbf{B}^{-1}\mathbf{A}^{-1} \quad \text{und} \quad (\mathbf{BA})^{-1} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{B}^{-1}. \quad (\text{II.5.0.G})$$

Satz II.5.0.J (Transformation von LGS mit invertierbaren Matrizen).

Sei $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m, n \in \mathbb{N}$, und $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{m,m}$ eine *invertierbare* quadratische Matrix. Dann gilt die Gleichheit der Lösungsmengen:

$$\mathcal{L}(\text{LGS}(\mathbf{A}; \mathbf{b})) = \mathcal{L}(\text{LGS}(\mathbf{M}\mathbf{A}; \mathbf{M}\mathbf{b})) \quad \forall \mathbf{b} \in \mathbb{R}^m .$$

2.6 Transponierte Matrix

Definition II.6.0.A (Transponierte Matrix).

Zu einer gegebenen Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m, n \in \mathbb{N}$, heisst $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n,m}$ mit

$$(\mathbf{B})_{i,j} = (\mathbf{A})_{j,i}, \quad i \in \{1, \dots, n\}, j \in \{1, \dots, m\} .$$

die *Transponierte* von \mathbf{A}

$$\begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & \dots & a_{m,n} \end{bmatrix}^{\top} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{2,1} & \dots & a_{n,1} \\ a_{1,2} & a_{2,2} & \dots & a_{n,2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{1,m} & a_{2,m} & \dots & a_{n,m} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n,m}.$$

Satz II.6.0.C (Rechenregeln für die Transponierten).

Für $m, n, k \in \mathbb{N}$ gilt

$$\begin{aligned} (\mathbf{A}^{\top})^{\top} &= \mathbf{A} & \forall \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}, & \quad (\text{T1}) \\ (\mathbf{A} + \mathbf{B})^{\top} &= \mathbf{A}^{\top} + \mathbf{B}^{\top} & \forall \mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{m,n}, & \quad (\text{T2}) \\ (\alpha \mathbf{A})^{\top} &= \alpha \cdot \mathbf{A}^{\top} & \forall \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}, \forall \alpha \in \mathbb{R}, & \quad (\text{T3}) \\ (\mathbf{A} \cdot \mathbf{B})^{\top} &= \mathbf{B}^{\top} \cdot \mathbf{A}^{\top} & \forall \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,k}, \forall \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{k,n}. & \quad (\text{T4}) \end{aligned}$$

Korollar II.6.0.F (Inverse der Transponierten).

Die Transponierte jeder invertierbaren Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ ist wiederum invertierbar und es gilt

$$\left(\mathbf{A}^\top\right)^{-1} = \left(\mathbf{A}^{-1}\right)^\top. \quad (\text{T5})$$

 Notation: Inverse der Transponierten: $\left(\mathbf{A}^{-1}\right)^\top = \mathbf{A}^{-\top}$

Definition II.6.0.J (Symmetrische und schief-symmetrische Matrizen).

Eine quadratische Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ heisst **symmetrisch**, falls $\mathbf{A}^\top = \mathbf{A}$.

Eine quadratische Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ heisst **schief-symmetrisch**, falls $\mathbf{A}^\top = -\mathbf{A}$.

Korollar II.6.0.K (Inverse (schief-)symmetrischer Matrizen).

Die Inverse einer invertierbaren (schief-)symmetrischen Matrix ist wieder (schief-)symmetrisch.

2.7 Blockmatrixoperationen

Matrixpartitionierung:

$$\mathbf{A} = \left[\begin{array}{cccc|ccc} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,l} & a_{1,l+1} & \dots & a_{1,k} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,l} & a_{2,l+1} & \dots & a_{2,k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{i,1} & a_{i,2} & \dots & a_{i,l} & a_{i,l+1} & \dots & a_{i,k} \\ \hline a_{i+1,1} & a_{i+1,2} & \dots & a_{i+1,l} & a_{i+1,l+1} & \dots & a_{i+1,k} \\ a_{i+2,1} & a_{i+2,2} & \dots & a_{i+2,l} & a_{i+2,l+1} & \dots & a_{i+2,k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & \dots & a_{m,l} & a_{m,l+1} & \dots & a_{m,k} \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c|c} (\mathbf{A})_{1:i,1:l} & (\mathbf{A})_{1:i,l+1:k} \\ \hline (\mathbf{A})_{i+1:m,1:l} & (\mathbf{A})_{i+1:m,l+1:k} \end{array} \right]$$

$$\mathbf{B} = \left[\begin{array}{cccc|ccc} b_{1,1} & b_{1,2} & \dots & b_{1,j} & b_{1,j+1} & \dots & b_{1,n} \\ b_{2,1} & b_{2,2} & \dots & b_{2,j} & b_{2,j+1} & \dots & b_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{l,1} & b_{l,2} & \dots & b_{l,j} & b_{l,j+1} & \dots & b_{l,n} \\ \hline b_{l+1,1} & b_{l+1,2} & \dots & b_{l+1,j} & b_{l+1,j+1} & \dots & b_{l+1,n} \\ b_{l+2,1} & b_{l+2,2} & \dots & b_{l+2,j} & b_{l+2,j+1} & \dots & b_{l+2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{k,1} & b_{k,2} & \dots & b_{k,j} & b_{k,j+1} & \dots & b_{k,n} \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c|c} (\mathbf{B})_{1:l,1:j} & (\mathbf{B})_{1:l,j+1:n} \\ \hline (\mathbf{B})_{l+1:k,1:j} & (\mathbf{B})_{l+1:k,j+1:n} \end{array} \right]$$

Satz II.7.0.B (Blockmatrixmultiplikation).

Es seien $m, k, n, i, \ell, j \in \mathbb{N}$ mit $i \leq m$, $\ell \leq k$, $j \leq n$. Dann gilt für beliebige Matrizen

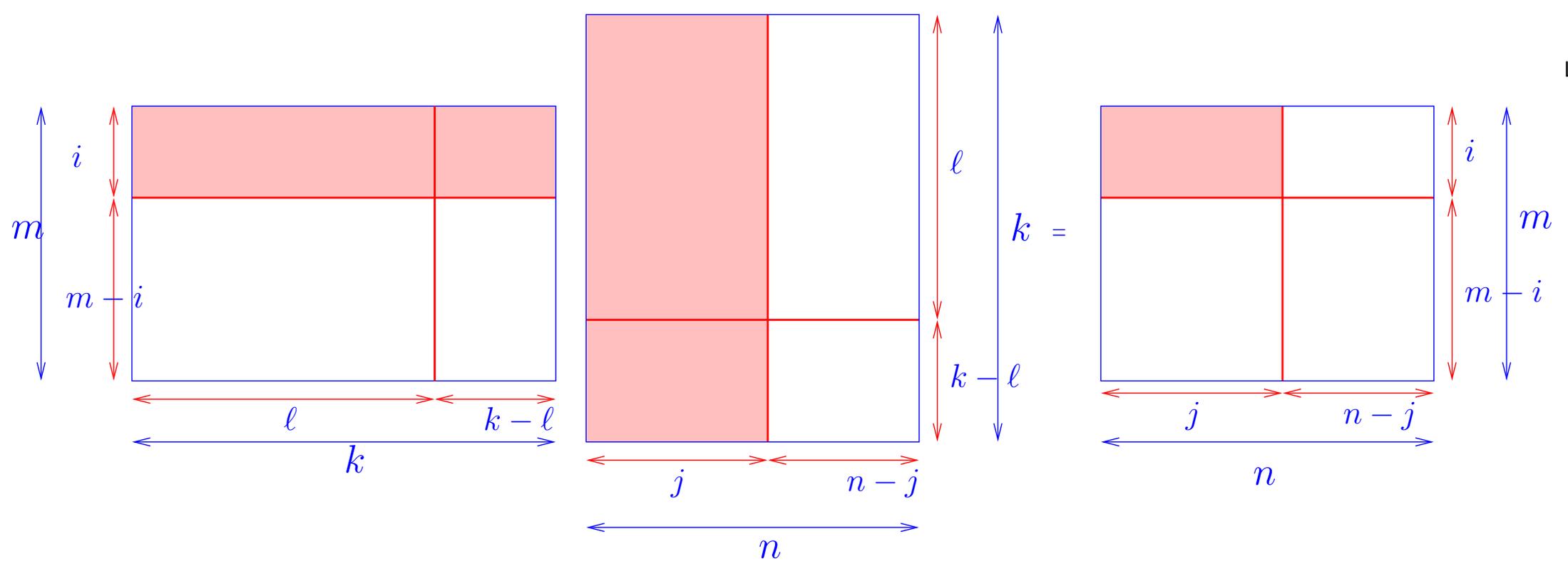
$$\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,k}, \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{k,n}$$

$$(\mathbf{A} \cdot \mathbf{B})_{1:i,1:j} = (\mathbf{A})_{1:i,1:\ell} \cdot (\mathbf{B})_{1:\ell,1:j} + (\mathbf{A})_{1:i,\ell+1:k} \cdot (\mathbf{B})_{\ell+1:k,1:j},$$

$$(\mathbf{A} \cdot \mathbf{B})_{1:i,j+1:n} = (\mathbf{A})_{1:i,1:\ell} \cdot (\mathbf{B})_{1:\ell,j+1:n} + (\mathbf{A})_{1:i,\ell+1:k} \cdot (\mathbf{B})_{\ell+1:k,j+1:n},$$

$$(\mathbf{A} \cdot \mathbf{B})_{i+1:m,1:j} = (\mathbf{A})_{i+1:m,1:\ell} \cdot (\mathbf{B})_{1:\ell,1:j} + (\mathbf{A})_{i+1:m,\ell+1:k} \cdot (\mathbf{B})_{\ell+1:k,1:j},$$

$$(\mathbf{A} \cdot \mathbf{B})_{i+1:m,j+1:n} = (\mathbf{A})_{i+1:m,1:\ell} \cdot (\mathbf{B})_{1:\ell,j+1:n} + (\mathbf{A})_{i+1:m,\ell+1:k} \cdot (\mathbf{B})_{\ell+1:k,j+1:n}$$



$$\begin{bmatrix} (\mathbf{A})_{1:i,1:l} & (\mathbf{A})_{1:i,l+1:k} \\ (\mathbf{A})_{i+1:m,1:l} & (\mathbf{A})_{i+1:m,l+1:k} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} (\mathbf{B})_{1:l,1:j} & (\mathbf{B})_{1:l,j+1:n} \\ (\mathbf{B})_{l+1:k,1:j} & (\mathbf{B})_{l+1:k,j+1:n} \end{bmatrix} = \\
 \begin{bmatrix} (\mathbf{A})_{1:i,1:l} \cdot (\mathbf{B})_{1:l,1:j} + (\mathbf{A})_{1:i,l+1:k} \cdot (\mathbf{B})_{l+1:k,1:j} & (\mathbf{A})_{1:i,1:l} \cdot (\mathbf{B})_{1:l,j+1:n} + (\mathbf{A})_{1:i,l+1:k} \cdot (\mathbf{B})_{l+1:k,j+1:n} \\ (\mathbf{A})_{i+1:m,1:l} \cdot (\mathbf{B})_{1:l,1:j} + (\mathbf{A})_{i+1:m,l+1:k} \cdot (\mathbf{B})_{l+1:k,1:j} & (\mathbf{A})_{i+1:m,1:l} \cdot (\mathbf{B})_{1:l,j+1:n} + (\mathbf{A})_{i+1:m,l+1:k} \cdot (\mathbf{B})_{l+1:k,j+1:n} \end{bmatrix}$$

Kompakte Notation für Matrixblöcke:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{A}_{1,1} &:= (\mathbf{A})_{1:i,1:l} && \in \mathbb{R}^{i,l}, \\
 \mathbf{A}_{1,2} &:= (\mathbf{A})_{1:i,l+1:k} && \in \mathbb{R}^{i,k-l}, \\
 \mathbf{A}_{2,1} &:= (\mathbf{A})_{i+1:m,1:l} && \in \mathbb{R}^{m-i,k}, \\
 \mathbf{A}_{2,2} &:= (\mathbf{A})_{i+1:m,l+1:k} && \in \mathbb{R}^{m-i,k-l},
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \mathbf{B}_{1,1} &:= (\mathbf{B})_{1:l,1:j} && \in \mathbb{R}^{\ell,j}, \\
 \mathbf{B}_{1,2} &:= (\mathbf{B})_{1:l,j+1:n} && \in \mathbb{R}^{\ell,n-j}, \\
 \mathbf{B}_{2,1} &:= (\mathbf{B})_{\ell+1:k,1:j} && \in \mathbb{R}^{k-\ell,j}, \\
 \mathbf{B}_{2,2} &:= (\mathbf{B})_{\ell+1:k,j+1:n} && \in \mathbb{R}^{k-\ell,n-j},
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \blacktriangleright \mathbf{A} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{1,1} & \mathbf{A}_{1,2} \\ \mathbf{A}_{2,1} & \mathbf{A}_{2,2} \end{bmatrix}, \\
 \blacktriangleright \mathbf{B} &= \begin{bmatrix} \mathbf{B}_{1,1} & \mathbf{B}_{1,2} \\ \mathbf{B}_{2,1} & \mathbf{B}_{2,2} \end{bmatrix}.
 \end{aligned}$$

Kompakte Notation für Blockmatrixmultiplikation:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}_{1,1} & \mathbf{A}_{1,2} \\ \mathbf{A}_{2,1} & \mathbf{A}_{2,2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{B}_{1,1} & \mathbf{B}_{1,2} \\ \mathbf{B}_{2,1} & \mathbf{B}_{2,2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{1,1}\mathbf{B}_{1,1} + \mathbf{A}_{1,2}\mathbf{B}_{2,1} & \mathbf{A}_{1,1}\mathbf{B}_{1,2} + \mathbf{A}_{1,2}\mathbf{B}_{2,2} \\ \mathbf{A}_{2,1}\mathbf{B}_{1,1} + \mathbf{A}_{2,2}\mathbf{B}_{2,1} & \mathbf{A}_{2,1}\mathbf{B}_{1,2} + \mathbf{A}_{2,2}\mathbf{B}_{2,2} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} \\ a_{2,1} & a_{2,2} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} b_{1,1} & b_{1,2} \\ b_{2,1} & b_{2,2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{1,1}b_{1,1} + a_{1,2}b_{2,1} & a_{1,1}b_{1,2} + a_{1,2}b_{2,2} \\ a_{2,1}b_{1,1} + a_{2,2}b_{2,1} & a_{2,1}b_{1,2} + a_{2,2}b_{2,2} \end{bmatrix}$$

Beispiel II.7.0.D (Multiplikation von Pfeilmatrizen).

$$\mathbf{A} := \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & c_1 \\ 0 & 1 & & \vdots & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 1 & c_n \\ d_1 & \dots & \dots & d_n & \alpha \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n+1, n+1}, \quad \mathbf{B} := \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & q_1 \\ 0 & 1 & & \vdots & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 1 & q_n \\ p_1 & \dots & \dots & p_n & \beta \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n+1, n+1}.$$

► Schnelle Berechnung von $\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}$ durch Blockmatrixmultiplikation



Blockpartitionierung des LGS $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^M$:

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{1,1} &:= (\mathbf{A})_{1:i,1:l} && \in \mathbb{R}^{i,l}, \\ \mathbf{A}_{1,2} &:= (\mathbf{A})_{1:i,l+1:n} && \in \mathbb{R}^{i,n-l}, \\ \mathbf{A}_{2,1} &:= (\mathbf{A})_{i+1:m,1:l} && \in \mathbb{R}^{m-i,k}, \\ \mathbf{A}_{2,2} &:= (\mathbf{A})_{i+1:m,l+1:n} && \in \mathbb{R}^{m-i,n-l} \end{aligned} \quad , \quad \begin{aligned} \mathbf{b}_1 &:= (\mathbf{b})_{1:i}, && \mathbf{x}_1 := (\mathbf{x})_{1:l}, \\ \mathbf{b}_2 &:= (\mathbf{b})_{i+1:m}, && \mathbf{x}_2 := (\mathbf{x})_{l+1:n}. \end{aligned}$$

$$\left[\begin{array}{c|c} \mathbf{A}_{1,1} & \mathbf{A}_{1,2} \\ \hline \mathbf{A}_{2,1} & \mathbf{A}_{2,2} \end{array} \right] \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{b}_1 \\ \mathbf{b}_2 \end{bmatrix} .$$

Wenn $i = l$ und $\mathbf{A}_{1,1}$ invertierbar:

$$\underbrace{\left(\mathbf{A}_{2,2} - \mathbf{A}_{2,1} \mathbf{A}_{1,1}^{-1} \mathbf{A}_{1,2} \right)}_{\text{Schur-Komplement-Matrix}} \mathbf{x}_2 = \mathbf{b}_2 - \mathbf{A}_{2,1} \mathbf{A}_{1,1}^{-1} \mathbf{b}_1 . \quad (\text{II.7.0.F})$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & c_1 \\ 0 & 1 & & \vdots & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 1 & c_n \\ d_1 & \dots & \dots & d_n & \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \\ x_{n+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \\ b_{n+1} \end{bmatrix}$$



3

Unterräume und Basen

 Notation: $\mathcal{V} := \mathbb{R}^{m,n} \hat{=}$ Menge von $m \times n$ -Matrizen, $m, n \in \mathbb{N}$ (in jedem Kontext sind m, n fest, aber oft nicht eigens spezifiziert)

Spezialfälle: Spaltenvektoren ($n = 1$), Zeilenvektoren ($m = 1$)

Sprachgebrauch: Elemente von \mathcal{V} werden als “**Vektoren**” bezeichnet, auch wenn es sich vielleicht um Matrizen handelt.

Definition III.1.0.A (Span/Erzeugnis).

Für gegebene Vektoren $\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k \in \mathcal{V}$, $k \in \mathbb{N}$, heisst die Menge

$$\text{Span}(\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\}) := \left\{ \sum_{j=1}^k \alpha_j \mathbf{v}^j, \alpha_1, \dots, \alpha_k \in \mathbb{R} \right\} = \left\{ [\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k] \cdot \mathbf{a}, \mathbf{a} \in \mathbb{R}^k \right\}$$

aller möglicher Linearkombinationen (\rightarrow Definition II.2.0.A) von $\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k$ der **Span** oder das **Erzeugnis** von $\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k$.

Veranschaulichung: Geraden durch $\mathbf{0}$ im \mathbb{R}^2 , Geraden & Ebenen durch $\mathbf{0}$ im \mathbb{R}^3

Konvention: $\text{Span}(\emptyset) = \{\mathbf{0}\}$

Definition III.1.0.C (Unterraum).

Eine (Teil)menge von Vektoren $\mathcal{U} \subset \mathcal{V}$ heisst **Unterraum** (UR), wenn gilt

- $\mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathcal{U} \Rightarrow \mathbf{v} + \mathbf{w} \in \mathcal{U}$,
- $\mathbf{v} \in \mathcal{U} \Rightarrow \alpha \cdot \mathbf{v} \in \mathcal{U}$ für jedes $\alpha \in \mathbb{R}$.

Korollar III.1.0.D (Schnitt von Unterräumen).

Sind $\mathcal{U}, \mathcal{W} \subset \mathcal{V}$ Unterräume von \mathcal{V} , dann ist auch $\mathcal{U} \cap \mathcal{W}$ ein Unterraum.

Die vielen Gesichter von '+':

- $\alpha + \beta$ für $\alpha, \beta \in \mathbb{R}$
- $\mathbf{v} + \mathbf{w}$ für Vektoren $\mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathcal{V}$: Vektoraddition/Matrixaddition, Definitionen II.1.0.B, II.4.0.B
- **Addition eines Vektors zu einer Menge $\mathcal{M} \subset \mathcal{V}$!**

$$\mathbf{v} \in \mathcal{V} \quad , \quad \mathcal{M} \subset \mathcal{V}: \quad \mathbf{v} + \mathcal{M} := \{ \mathbf{x} \in \mathcal{V} : \mathbf{x} = \mathbf{v} + \mathbf{m} \text{ für ein } \mathbf{m} \in \mathcal{M} \} \subset \mathcal{V} .$$

• **Addition zweier Mengen $\mathcal{U}, \mathcal{W} \subset \mathcal{V}$!**

$$\mathcal{U}, \mathcal{W} \subset \mathcal{V}: \mathcal{U} + \mathcal{W} := \{\mathbf{x} \in \mathcal{V} : \mathbf{x} = \mathbf{u} + \mathbf{w} \text{ für irgendwelche } \mathbf{u} \in \mathcal{U}, \mathbf{w} \in \mathcal{W}\} \subset \mathcal{V}.$$

Korollar III.1.0.F (Summe von Unterräumen).

Sind $\mathcal{U}, \mathcal{W} \subset \mathcal{V}$ Unterräume von \mathcal{V} , dann ist auch $\mathcal{U} + \mathcal{W}$ ein Unterraum.

Satz III.1.0.G (Erzeugnisse sind Unterräume).

Für eine Teilmenge $\mathcal{U} \subset \mathcal{V}$ sind äquivalent:

(i) Es gibt $k \in \mathbb{N}$ und Vektoren $\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k \in \mathcal{V}$, so dass $\mathcal{U} = \text{Span}(\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\})$.

(ii) \mathcal{U} ist ein **Unterraum** von \mathcal{V} .

Definition III.1.0.H (Erzeugendensystem).

Gilt für einen **Unterraum** \mathcal{U} von \mathcal{V} , dass $\mathcal{U} = \text{Span}(\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\})$ für Vektoren $\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k \in \mathcal{V}$, so heisst die Menge $\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\}$ ein **Erzeugendensystem** (ES) von \mathcal{U} .

Definition III.1.0.J (Affiner Teilraum).

Eine (Teil)menge von Vektoren $\mathcal{A} \subset \mathcal{V}$ heisst **affiner Teilraum** von \mathcal{V} , wenn es einen **Unterraum** $\mathcal{U} \subset \mathcal{V}$ von \mathcal{V} und einen Vektor $\mathbf{v} \in \mathcal{V}$ so gibt, dass $\mathcal{A} = \mathbf{v} + \mathcal{U}$.
 \mathcal{U} heisst der zu \mathcal{A} **parallele Unterraum**.

Satz III.1.0.K (Nichtleere Lösungsmengen von LGS sind affine Teilräume).

Die Lösungsmenge eines lineare Gleichungssystems $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ mit $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m, n \in \mathbb{N}$, und $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$ ist entweder leer oder eine affiner Teilraum von \mathbb{R}^n .

Definition III.2.0.B (Lineare (Un)abhängigkeit).

Eine endliche Menge von Vektoren $\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\} \subset \mathcal{V}$, $k \in \mathbb{N}$, heisst **linear unabhängig** (l.u.), falls die Vektoren sich nur trivial zu Null linear kombinieren lassen:

$$\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\} \subset \mathcal{V} \text{ l.u.} \quad :\Leftrightarrow \quad \left(\sum_{j=1}^k \alpha_j \mathbf{v}^j = \mathbf{0} \Rightarrow \alpha_j = 0 \quad \forall j \in \{1, \dots, k\} \right)$$

Andernfalls heisst $\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\}$ **linear abhängig** (l.a.).

Lemma III.2.0.C („Überflüssiger Vektor“ im Erzeugendensystem).

Ist $\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\} \subset \mathcal{V}$, $k \in \mathbb{N}$, **linear abhängig**, dann gibt es $j \in \{1, \dots, k\}$ so, dass

$$\mathbf{v}^j \in \text{Span}(\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\} \setminus \{\mathbf{v}^j\}) \quad \Leftrightarrow \quad \text{Span}(\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\}) = \text{Span}(\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\} \setminus \{\mathbf{v}^j\}) .$$

Lemma III.2.0.D (Minimales Erzeugendensystem).

Ist $\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\} \subset \mathcal{V}$, $k \in \mathbb{N}$, linear unabhängig so gilt für alle $j \in \{1, \dots, k\}$

$$\text{Span}(\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\} \setminus \{\mathbf{v}^j\}) \neq \text{Span}(\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\}) .$$

Lemma III.2.0.E. Ist $\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\} \subset \mathcal{V}$, $k \in \mathbb{N}$, linear unabhängig und

$$\mathbf{w} \in \mathcal{V} \quad \text{mit} \quad \mathbf{w} \notin \text{Span}(\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\}) ,$$

dann ist auch die Menge $\{\mathbf{w}, \mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\}$ linear unabhängig.

Lemma III.2.0.F (Transformation linear (un)abhängiger Mengen in \mathbb{R}^n).

Für jede *invertierbare* Matrix $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{n,n}$ gilt

$$\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\} \subset \mathbb{R}^n \quad \text{l.u.} \quad \iff \quad \{\mathbf{M}\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{M}\mathbf{v}^k\} \subset \mathbb{R}^n \quad \text{l.u.} .$$

Definition III.2.0.G (Basis).

Ein linear unabhängiges Erzeugendensystem eines Unterraums $\mathcal{U} \subset \mathcal{V}$ heisst eine **Basis** von \mathcal{U} .

Korollar III.2.0.H (Existenz von Basen).

Jeder nichttriviale ($\neq \{0\}$) Unterraum von \mathcal{V} besitzt eine Basis.

Satz III.2.0.J (Gleichmächtigkeit von Basen).

Alle Basen eines Unterraums $\mathcal{U} \subset \mathcal{V}$ besitzen die gleiche Anzahl von Elementen.

Definition III.2.0.K (Dimension).

Die Anzahl der Elemente einer (beliebigen) Basis eines Unterraums (\rightarrow Definition III.1.0.C) wird als dessen **Dimension** bezeichnet.

Die Dimension eines affinen Teilraums (\rightarrow Definition III.1.0.J) ist die Dimension des parallelen Unterraums.

 Notation: $\dim \mathcal{U} \hat{=}$ Dimension des Unterraums \mathcal{U}

Konvention: $\dim\{\mathbf{0}\} := 0$

Korollar III.2.0.L (Monotonie der Dimension).

Für zwei Unterräume $\mathcal{U}, \mathcal{W} \subset \mathcal{V}$ gilt

$$\mathcal{W} \subset \mathcal{U} \Rightarrow \dim \mathcal{W} \leq \dim \mathcal{U} .$$

Lemma III.2.0.M (Lineare Abhängigkeit von mehr als \dim Vektoren).

Sei $\mathcal{U} \subset \mathcal{V}$ ein Unterraum und $\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\} \subset \mathcal{U}$, $k \in \mathbb{N}$.

Ist $k > \dim \mathcal{U}$, dann ist $\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\}$ linear abhängig.

Satz III.2.0.N (Dimensionssatz für Unterräume).

Für beliebige Unterräume $\mathcal{W}, \mathcal{U} \subset \mathcal{V}$ gilt

$$\dim(\mathcal{W} + \mathcal{U}) = \dim \mathcal{W} + \dim \mathcal{U} - \dim(\mathcal{W} \cap \mathcal{U}) .$$

Satz III.2.0.P (Mächtigkeiten von Vereinigungs- und Schnittmengen).

Für beliebige endliche Teilmengen \mathcal{M}, \mathcal{L} einer Menge gilt

$$\#(\mathcal{M} \cup \mathcal{L}) = \#\mathcal{M} + \#\mathcal{L} - \#(\mathcal{M} \cap \mathcal{L}).$$

 Notation: $\#\mathcal{M} \hat{=}$ Anzahl der Elemente (Mächtigkeit) einer endlichen Menge \mathcal{M}

3.3 Bild und Kern von Matrizen, Dimensionssatz

Definition III.3.0.B (Bild und Kern einer Matrix).

Für eine Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m, n \in \mathbb{N}$, ist ihr **Kern** oder **Nullraum** definiert durch

$$\text{Kern}(\mathbf{A}) := \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0}\} = \mathcal{L}(\text{LGS}(\mathbf{A}; \mathbf{0})),$$

während ihr **Bild** oder **Spaltenraum** gegeben ist durch

$$\text{Bild}(\mathbf{A}) := \{\mathbf{A}\mathbf{c}, \mathbf{c} \in \mathbb{R}^n\} = \text{Span}(\{(\mathbf{A})_{:,1}, \dots, (\mathbf{A})_{:,n}\}).$$

Korollar III.3.0.D.

Für jede Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m, n \in \mathbb{N}$, ist $\text{Kern}(\mathbf{A})$ ein *Unterraum* von \mathbb{R}^n , und $\text{Bild}(\mathbf{A})$ ein *Unterraum* von \mathbb{R}^m .

Satz III.3.0.F (Darstellungssatz für den Kern einer Matrix).

Sei $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m, n \in \mathbb{N}$ die *Zeilenstufenform* der Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ gemäss Definition I.4.3.A, $r := \text{Rang}(\mathbf{Z})$ (\rightarrow Definition I.4.4.H).

(i) Falls $r = n$, dann ist $\text{Kern}(\mathbf{A}) = \{\mathbf{0}\}$.

(ii) Falls $r < n$, dann ist

$$\text{Kern}(\mathbf{A}) = \text{Span}(\{\mathbf{z}^1, \dots, \mathbf{z}^{n-r}\})$$

$$\text{mit } (\mathbf{z}^\ell)_j = \begin{cases} (\mathbf{Z})_{k,j_\ell} & , \text{ für } j = i_k, k \in \{1, \dots, r\} , \\ -1 & , \text{ für } j = j_\ell , \\ 0 & , \text{ für } j \notin \{i_1, \dots, i_r, j_\ell\} \end{cases} , \quad \ell \in \{1, \dots, n-r\} ,$$

wobei $\{i_1, \dots, i_r\} \subset \{1, \dots, n\}$ die geordnete ($i_1 < i_2 < \dots < i_r$) Indexmenge der *Pivotspalten*, $\{j_1, \dots, j_{n-r}\} := \{1, \dots, n\} \setminus \{i_1, \dots, i_r\}$.

Satz III.3.0.G (Darstellungssatz für das Bild einer Matrix).

Sei $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m, n \in \mathbb{N}$, die **Zeilenstufenform** der Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ gemäss Definition I.4.3.A, $r := \text{Rang}(\mathbf{Z})$ (\rightarrow Definition I.4.4.H), und $\{i_1, \dots, i_r\} \subset \{1, \dots, n\}$ die geordnete ($i_1 < i_2 < \dots < i_r$) Indexmenge der Pivotspalten von \mathbf{A} . Dann gilt

$$\text{Bild}(\mathbf{A}) = \text{Span} \left(\left\{ (\mathbf{A})_{:,i_1} \dots, (\mathbf{A})_{:,i_r} \right\} \right) .$$

Korollar III.3.0.H (Dimensionssatz für Matrizen).

Für jede Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ gilt

- (i) $\dim \text{Bild}(\mathbf{A}) = \text{Rang}(\mathbf{A})$,
- (ii) $\dim \text{Bild}(\mathbf{A}) + \dim \text{Kern}(\mathbf{A}) = n$.

Satz III.3.0.I (Invarianz des Rangs).

Für eine beliebige Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m, n \in \mathbb{N}$, und jede **invertierbare** Matrix $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{m,m}$ gilt

$$\text{Rang}(\mathbf{MA}) = \text{Rang}(\mathbf{A}) .$$

Korollar III.3.0.J (Darstellungssatz für die Lösungsmenge eines linearen Gleichungssystems).

Zu einer Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m, n \in \mathbb{N}$, einem Rechte-Seite-Vektor $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$ gebe es $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ so, dass $\mathbf{A}\mathbf{y} = \mathbf{b}$. Dann gilt

$$\mathcal{L}(\text{LGS}(\mathbf{A}; \mathbf{b})) = \mathbf{y} + \text{Kern}(\mathbf{A}) .$$

Satz III.3.0.K (Transformationen von Erzeugendensystemen).

Gegeben sei eine beliebige Menge $\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\} \subset \mathcal{V}$, $k \in \mathbb{N}$. Dann gilt

$$\text{Span}(\{\mathbf{w}^1, \dots, \mathbf{w}^k\}) = \text{Span}(\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\}) ,$$

wenn

$$(i) \quad \mathbf{w}^l = \begin{cases} \mathbf{v}^l & \text{für } l \neq j , \\ \mathbf{v}^j + \beta \mathbf{v}^i & \text{für } l = j . \end{cases} \quad \text{für beliebige } i, j \in \{1, \dots, l\}, i \neq j, \quad \text{und } \beta \in \mathbb{R} .$$

$$(ii) \quad \mathbf{w}^l = \begin{cases} \mathbf{v}^l & \text{für } l \neq j , \\ \alpha \mathbf{v}^j & \text{für } l = j . \end{cases} \quad \text{für beliebige } j \in \{1, \dots, k\} \quad \text{und } \alpha \neq 0 .$$

Korollar III.3.0.L (Invarianz des Zeilenraums unter Zeilenumformungen).

Die Matrix $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m, n \in \mathbb{N}$, gehe durch *Zeilenumformungen* gemäss Definition I.4.2.A aus der Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ hervor. Dann gilt

$$\text{Span}(\{(\mathbf{B})_{1,:}, \dots, (\mathbf{B})_{m,:}\}) = \text{Span}(\{(\mathbf{A})_{1,:}, \dots, (\mathbf{A})_{m,:}\}) \Leftrightarrow \text{Bild}(\mathbf{B}^\top) = \text{Bild}(\mathbf{A}^\top) .$$

Satz III.3.0.M (Zeilenrang einer Matrix).

Für eine beliebige Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ gilt

$$\dim \text{Bild}(\mathbf{A}^\top) = \dim \text{Span}(\{(\mathbf{A})_{1,:}, \dots, (\mathbf{A})_{m,:}\}) = \text{Rang}(\mathbf{A}) .$$

Satz III.3.0.P (Kriterien für Invertierbarkeit, vgl. Satz II.5.0.E).

Für eine quadratische Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$, sind äquivalent:

- (i) \mathbf{A} ist invertierbar,
- (ii) \mathbf{A} hat vollen (maximalen) Rang: $\text{Rang}(\mathbf{A}) = n$,
- (iii) $\text{Kern}(\mathbf{A}) = \{\mathbf{0}\}$ (\Leftrightarrow Matrixspalten linear unabhängig)
- (iv) $\text{Kern}(\mathbf{A}^\top) = \{\mathbf{0}\}$, (\Leftrightarrow Matrixzeilen linear unabhängig)
- (v) $\text{Bild}(\mathbf{A}) = \mathbb{R}^n$.

Korollar III.4.0.B (Eindeutigkeit der Basisdarstellung).

Sei $\mathcal{B} := \{\mathbf{b}^1, \dots, \mathbf{b}^k\}$, $k \in \dim \mathcal{U}$, eine **Basis** des Unterraums $\mathcal{U} \subset \mathcal{V}$.

Dann gibt es zu jedem $\mathbf{u} \in \mathcal{U}$ **eindeutige** Koeffizienten $c_1, \dots, c_k \in \mathbb{R}$ so, dass

$$\mathbf{u} = \sum_{j=1}^k c_j \mathbf{b}^j . \quad (\text{III.4.0.C})$$

Definition III.4.0.D (Koordinaten/Koeffizienten).

Die eindeutigen Zahlen $c_1, \dots, c_k \in \mathbb{R}$ aus Korollar III.4.0.B heißen die **Koordinaten** oder **Koeffizienten** des Vektors $\mathbf{u} \in \mathcal{U}$ bezüglich der Basis \mathcal{B} .

Der **Spaltenvektor** $\mathbf{c} := \begin{bmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_k \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^k$ heisst der **Koordinatenvektor** oder **Koeffizientenvektor** von \mathbf{u} bzgl. \mathcal{B} und (III.4.0.C) seine Basisdarstellung.

Satz III.4.0.F (Basiswechselmatrix).

Seien $\mathcal{B} := \{\mathbf{b}^1, \dots, \mathbf{b}^n\}$ und $\tilde{\mathcal{B}} := \{\tilde{\mathbf{b}}^1, \dots, \tilde{\mathbf{b}}^n\}$ *Basen* des n -dimensionalen Unterraums $\mathcal{U} \subset \mathcal{V}$.

Dann ist die *Basiswechselmatrix* $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{n,n}$, definiert durch

$$\tilde{\mathbf{b}}^j = \sum_{i=1}^n (\mathbf{S})_{i,j} \mathbf{b}^i, \quad (\text{III.4.0.E})$$

invertierbar.

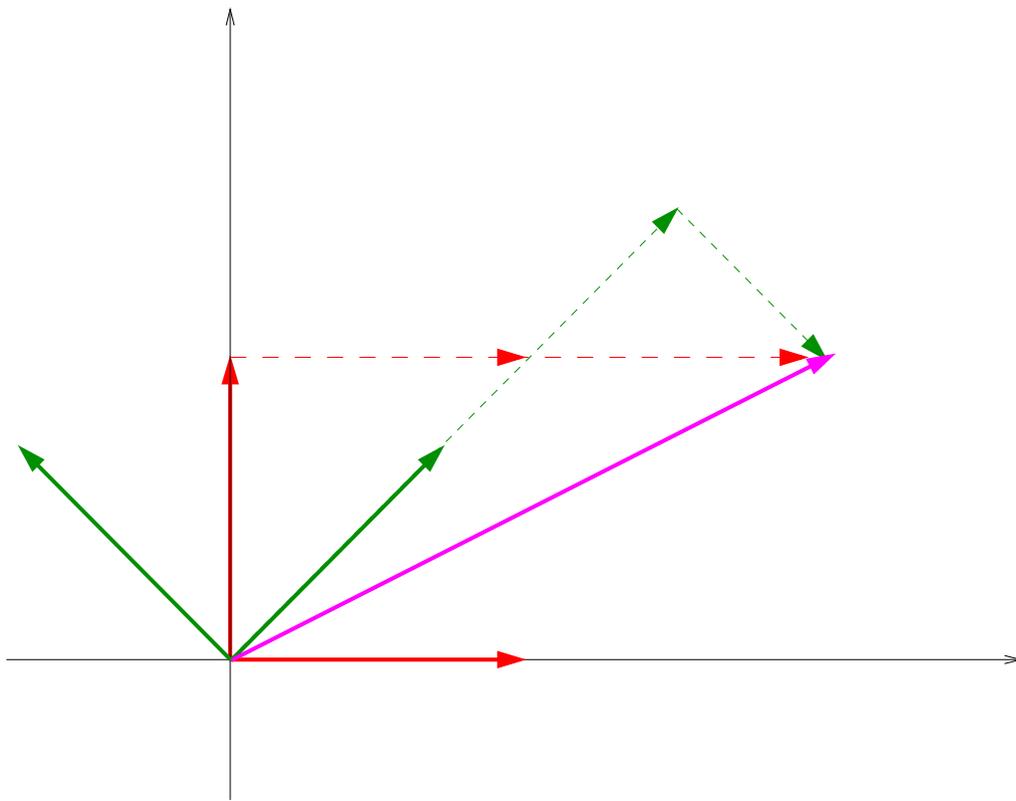
Satz III.4.0.H (Basiswechsel).

Seien $\mathcal{B} := \{\mathbf{b}^1, \dots, \mathbf{b}^n\}$ und $\tilde{\mathcal{B}} := \{\tilde{\mathbf{b}}^1, \dots, \tilde{\mathbf{b}}^n\}$ zwei *Basen* des n -dimensionalen Unterraums $\mathcal{U} \subset \mathcal{V}$ mit zugehöriger Basiswechselmatrix $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{n,n}$.

Dann besteht zwischen den Koordinatenvektoren $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^n$ und $\tilde{\mathbf{c}} \in \mathbb{R}^n$ eines Vektors $\mathbf{u} \in \mathcal{U}$ bzgl. \mathcal{B} bzw. $\tilde{\mathcal{B}}$ die Beziehung

$$\tilde{\mathbf{c}} = \mathbf{S}^{-1} \mathbf{c}.$$

(Koordinaten in der „neuen Basis“ $\tilde{\mathcal{B}}$ erhält man aus den Koordinaten bzgl. der „alten Basis“ durch Lösen eines linearen Gleichungssystems mit der Koeffizientenmatrix \mathbf{S} .)



◁ Zwei Basen (rot/grün) von \mathbb{R}^2 und die Darstellung eines Vektors durch Linearkombinationen von Basisvektoren.

Clickerfrage 3.4.1 (Kern und Bild von Matrizen).

Für $\mathbf{A} := \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ gilt $\text{Kern}(\mathbf{A}) = \text{Bild}(\mathbf{A})$.

richtig

falsch

Clickerfrage 3.4.2 (Dimensionssatz).

Es gibt eine 3×3 -Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{3,3}$ so, dass $\text{Kern}(\mathbf{A}) = \text{Bild}(\mathbf{A})$.

richtig

falsch

Clickerfrage 3.4.3 (Kern und Bild von Matrizen).

Für $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ ist bekannt, dass $\mathbf{A}^2 = \mathbf{O}$. Dann ist $\dim \text{Kern}(\mathbf{A}) > \dim \text{Bild}(\mathbf{A})$.

Clickerfrage 3.4.4 (Kern und Bild von Matrizen).

Für $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ ist bekannt, dass $\mathbf{A}^2 = \mathbf{O}$. Dann ist $\text{Rang } \mathbf{A} \leq \frac{n}{2}$.

richtig

falsch

4

Der Euklidische Raum \mathbb{R}^n

4.1 Das Euklidische Skalarprodukt

4.1.1 Definition und Eigenschaften

Definition IV.1.1.A (Euklidisches Skalarprodukt).

Das *Euklidische Skalarprodukt* (ESP) im \mathbb{R}^n , $n \in \mathbb{N}$, ist eine Abbildung, die jedem Paar (\mathbf{v}, \mathbf{w}) von Vektoren aus \mathbb{R}^n eine reelle Zahl zuordnet gemäss der Vorschrift

$$(\mathbf{v}, \mathbf{w}) \mapsto \langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle := \sum_{\ell=1}^n v_{\ell} w_{\ell} \in \mathbb{R}$$

wenn $\mathbf{v} = \begin{bmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix}$, $\mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix}$.

$$\langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle = \mathbf{v}^T \mathbf{w}$$

▶ vgl. Bsp. II.3.0.G (inneres Produkt):

Satz IV.1.1.C (Eigenschaften des Euklidischen Skalarprodukts).

Für alle $\mathbf{v}, \mathbf{w}, \mathbf{u} \in \mathbb{R}^n$, $\alpha \in \mathbb{R}$ gilt:

Skalarprodukt kommutativ: $\langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle = \langle \mathbf{w}, \mathbf{v} \rangle$, (ESP1)

distributiv bzgl. \cdot : $\langle \alpha \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle = \alpha \langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle = \langle \mathbf{v}, \alpha \mathbf{w} \rangle$, (ESP2)

distributiv bzgl. $+$: $\langle \mathbf{v} + \mathbf{u}, \mathbf{w} \rangle = \langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle + \langle \mathbf{u}, \mathbf{w} \rangle$, (ESP3)

Positive Definitheit: $\mathbf{v} \neq \mathbf{0} \Leftrightarrow \langle \mathbf{v}, \mathbf{v} \rangle > 0$. (ESP4)

Korollar IV.1.1.D (Linearität des Euklidischen Skalarprodukts in jedem Argument).

Für das Euklidische Skalarprodukt gelten die Rechenregeln:

(i) (*Linearität im ersten Argument*)

$$\langle \alpha \mathbf{v} + \beta \mathbf{u}, \mathbf{w} \rangle = \alpha \langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle + \beta \langle \mathbf{u}, \mathbf{w} \rangle \quad \forall \mathbf{v}, \mathbf{w}, \mathbf{u} \in \mathbb{R}^n, \quad \forall \alpha, \beta \in \mathbb{R}.$$

(ii) (*Linearität im zweiten Argument*)

$$\langle \mathbf{w}, \alpha \mathbf{v} + \beta \mathbf{u} \rangle = \alpha \langle \mathbf{w}, \mathbf{v} \rangle + \beta \langle \mathbf{w}, \mathbf{u} \rangle \quad \forall \mathbf{v}, \mathbf{w}, \mathbf{u} \in \mathbb{R}^n, \quad \forall \alpha, \beta \in \mathbb{R}.$$

Korollar IV.1.1.F (Transponierte Matrix und Skalarprodukt).

$$\langle \mathbf{A} \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle = \langle \mathbf{v}, \mathbf{A}^T \mathbf{w} \rangle \quad \forall \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}, \quad \mathbf{v} \in \mathbb{R}^n, \quad \mathbf{w} \in \mathbb{R}^m.$$

Definition IV.1.2.A (Länge/(Euklidische) Vektornorm).

Die **Länge** oder (Euklidische) **Vektornorm** eines Vektors $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$, $n \in \mathbb{N}$, ist definiert durch

$$\|\mathbf{v}\| := \sqrt{\langle \mathbf{v}, \mathbf{v} \rangle}.$$

Definition IV.1.2.B (Normierter Vektor).

Ein Vektor $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$ heisst **normiert**, wenn $\|\mathbf{v}\| = 1$.

Satz IV.1.2.C (Cauchy-Schwarz-Ungleichung (CSU)).

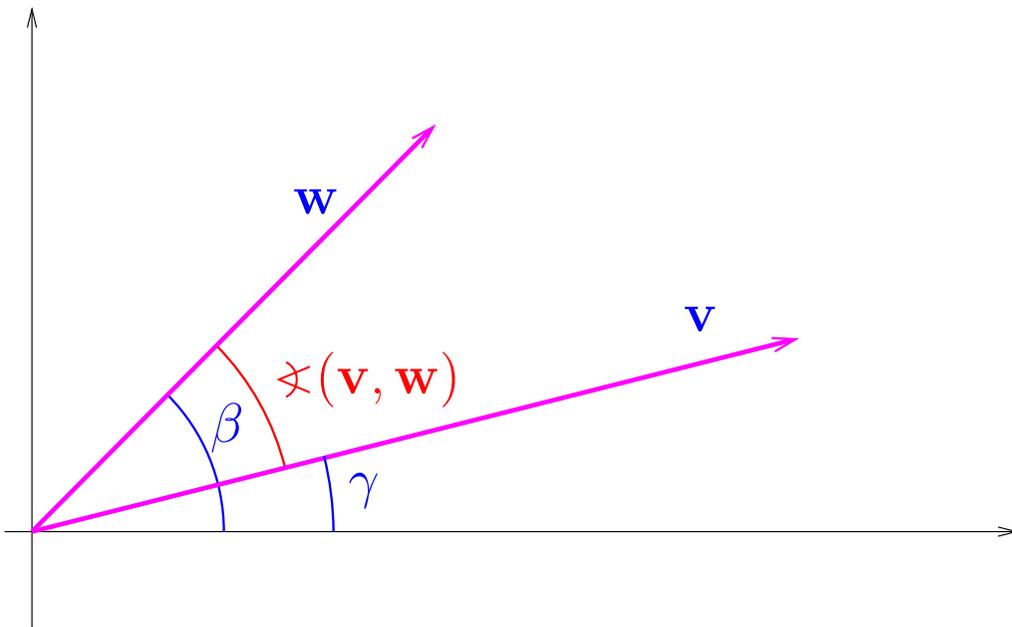
$$|\langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle| \leq \|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\| \quad \forall \mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^n. \quad (\text{CSU})$$

Gleichheit gilt genau dann, wenn \mathbf{v} und \mathbf{w} linear abhängig sind.

Satz IV.1.2.E (Dreiecksungleichung für Vektornorm).

$$\|\mathbf{v} + \mathbf{w}\| \leq \|\mathbf{v}\| + \|\mathbf{w}\| \quad \forall \mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^n. \quad (\Delta\text{-UG})$$

4.1.3 Winkel

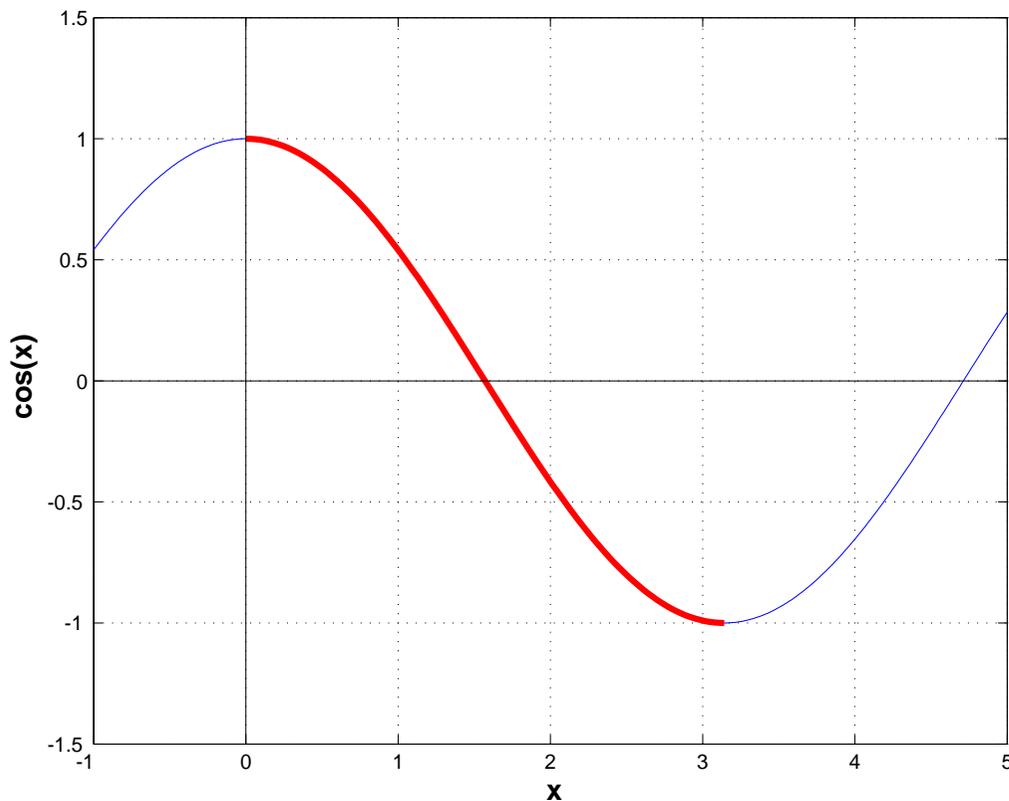


$$\mathbf{v} = \|\mathbf{v}\| \begin{bmatrix} \cos \gamma \\ \sin \gamma \end{bmatrix}, \quad \mathbf{w} = \|\mathbf{w}\| \begin{bmatrix} \cos \beta \\ \sin \beta \end{bmatrix},$$

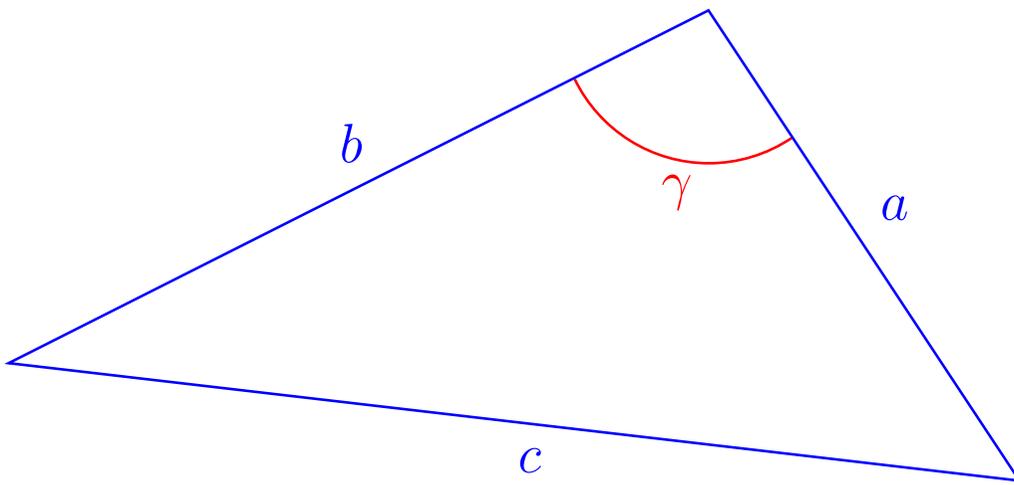
Definition IV.1.3.A (Winkel zwischen Vektoren).

Der Winkel $\sphericalangle(\mathbf{v}, \mathbf{w}) \in [0, \pi]$ (im Bogenmass) zwischen zwei Vektoren $\mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^n \setminus \{\mathbf{0}\}$ ist definiert durch

$$\cos(\sphericalangle(\mathbf{v}, \mathbf{w})) := \frac{\langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle}{\|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\|} = \left\langle \frac{\mathbf{v}}{\|\mathbf{v}\|}, \frac{\mathbf{w}}{\|\mathbf{w}\|} \right\rangle.$$



◁ Kosinus ist umkehrbar im für die Winkelberechnung relevanten Bereich.



Im Dreieck:

$$c^2 = a^2 + b^2 - 2ab \cos \gamma .$$

Satz IV.1.3.C (Kosinussatz).

$$\|\mathbf{v} + \mathbf{w}\|^2 = \|\mathbf{v}\|^2 + \|\mathbf{w}\|^2 + 2\|\mathbf{v}\|\|\mathbf{w}\| \cos(\angle(\mathbf{v}, \mathbf{w})) \quad \forall \mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^n \setminus \{\mathbf{0}\} .$$

Definition IV.1.3.E (Senkrecht/orthogonal).

Zwei Vektoren $\mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^n$ heissen *senkrecht* oder *orthogonal*, wenn $\langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle = 0$:

$$\mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^n : \quad \mathbf{v} \perp \mathbf{w} \quad :\Leftrightarrow \quad \langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle = 0 .$$

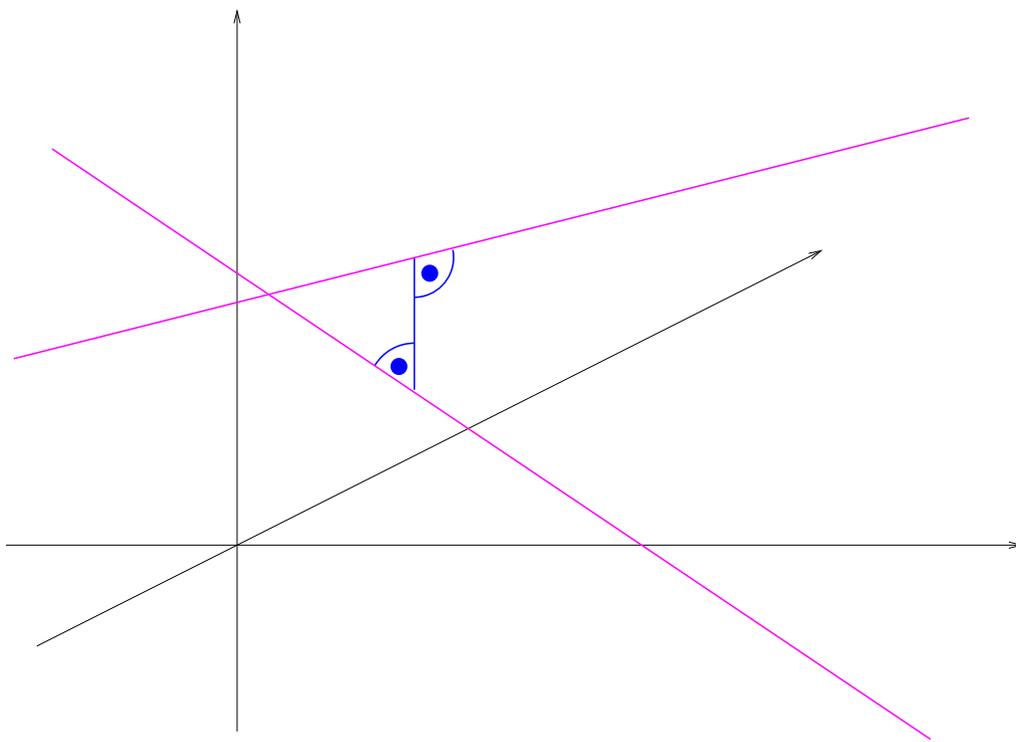
Zwei Teilmengen $\mathcal{F} \subset \mathbb{R}^n$ und $\mathcal{G} \subset \mathbb{R}^n$ heissen sind *orthogonal*, in Zeichen $\mathcal{F} \perp \mathcal{G}$, wenn

$$\forall \mathbf{v} \in \mathcal{F}, \forall \mathbf{w} \in \mathcal{G}: \quad \langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle = 0 .$$

4.2.1 Abstandsbegriff

Definition IV.2.1.B (Abstand von affinen Teilräumen). Der *Abstand* von zwei affinen Teilräumen \mathcal{F}, \mathcal{G} von \mathbb{R}^n , $n \in \mathbb{N}$, ist definiert durch

$$\text{dist}(\mathcal{G}, \mathcal{F}) = \min\{\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| : \mathbf{x} \in \mathcal{G}, \mathbf{y} \in \mathcal{F}\} .$$



Abstand zweier Geraden im dreidimensionalen Raum:

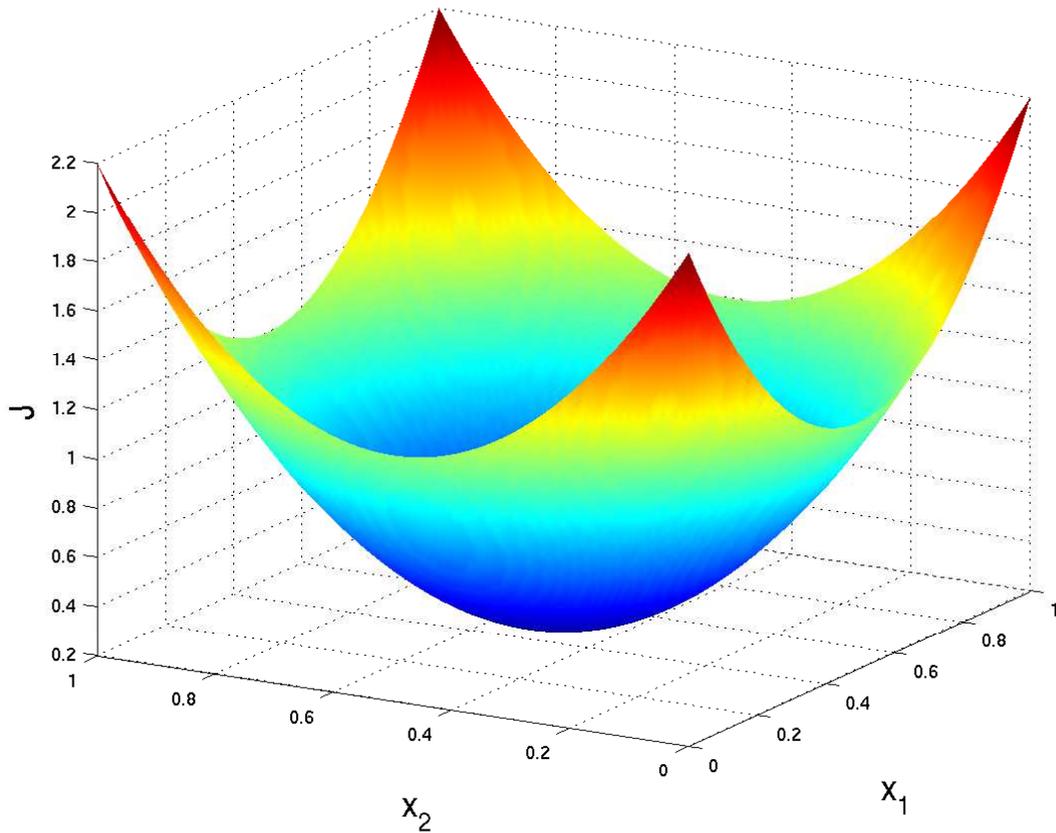
Verbindungsstrecke der „nächsten Punkte“ **orthogonal** zu beiden Geraden.

4.2.2 Ergänzung: Quadratische Formen

Definition IV.2.2.D (Quadratische Form).

Eine Funktion $\varphi : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, $n \in \mathbb{N}$, heisst eine **quadratische Form** auf \mathbb{R}^n , wenn es eine Matrix $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{n,n}$, einen Vektor $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$ und eine Zahl $\gamma \in \mathbb{R}$ so gibt, dass

$$\varphi(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{M} \mathbf{x} - \mathbf{b}^T \mathbf{x} + \gamma, \quad \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n.$$



Graph einer quadratischen Form $\varphi : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$

(Jeder Schnitt entlang einer Geraden ist eine Parabel!)

Definition IV.2.2.F (Positiv (semi-)definite Matrix).

Für eine *quadratische* Matrix $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{n,n}$ definieren wir:

- (i) \mathbf{M} *positive semidefinit* $:\iff \mathbf{x}^\top \mathbf{M} \mathbf{x} \geq 0 \quad \forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$,
- (ii) \mathbf{M} *positive definit* $:\iff \mathbf{x}^\top \mathbf{M} \mathbf{x} > 0 \quad \forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \setminus \{\mathbf{0}\}$.

Lemma IV.2.2.H (Invertierbarkeit positiv definiter Matrizen).

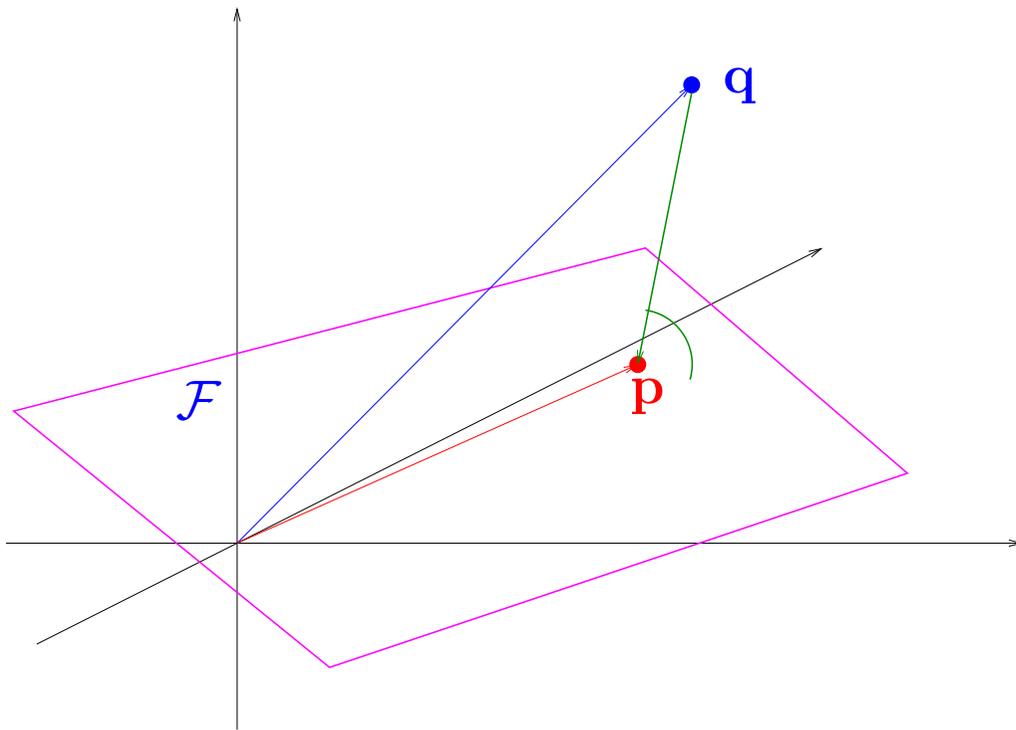
Jede positiv definite Matrix $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{n,n}$ ist invertierbar (\rightarrow Definition II.5.0.A).

Satz IV.2.2.J (Normalgleichungsmatrizen).

Hat $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,k}$, $k, n \in \mathbb{N}$, $k \leq n$, *vollen Rang k* , dann ist $\mathbf{A}^\top \mathbf{A}$ positiv definit:

$$\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,k}, \quad k \leq n : \quad \text{Rang}(\mathbf{A}) = k \iff \mathbf{A}^\top \mathbf{A} \text{ positiv definit .}$$

4.2.3 Orthogonale Projektion



Affiner Teilraum $\mathcal{F} \subset \mathbb{R}^n$, $k < n$,

$$\mathcal{F} = \mathbf{y} + \mathcal{U} \quad , \quad \mathcal{U} = \text{Span}\{\mathbf{b}^1, \dots, \mathbf{b}^k\} \quad ,$$

$\{\mathbf{b}^1, \dots, \mathbf{b}^k\} = \text{Basis von } \mathcal{U}$

$$\mathbf{p} \in \mathcal{F} \quad , \quad \boxed{\mathbf{q} - \mathbf{p} \perp \mathcal{U}} \quad .$$

$$\rightarrow \hat{=} \mathbf{q} - \mathbf{p}$$

Lemma IV.2.3.K (Normalengleichungsmatrizen II).

Hat $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n,k}$, $k, n \in \mathbb{N}$, $k \leq n$, vollen Rang k , dann ist $\mathbf{B}^\top \mathbf{B}$ invertierbar (\rightarrow Definition II.5.0.A).

Satz IV.2.3.L (Orthogonale Projektion eines Vektors).

Sei \mathcal{F} ein affiner Teilraum (\rightarrow Definition III.1.0.J) von \mathbb{R}^n parallel zum Unterraum \mathcal{U} , d.h. $\mathcal{F} = \mathbf{y} + \mathcal{U}$ für ein $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$, und $\mathbf{q} \in \mathbb{R}^n$ ein Vektor.

(i) Es gibt es einen **eindeutigen** Vektor $\mathbf{p} \in \mathcal{F}$, die **orthogonale Projektion von \mathbf{q} auf \mathcal{F}** , so, dass

$$\|\mathbf{q} - \mathbf{p}\| = \text{dist}(\mathbf{q}, \mathcal{F}) = \min\{\|\mathbf{q} - \mathbf{w}\| : \mathbf{w} \in \mathcal{F}\} .$$

(ii) $\mathbf{p} \in \mathcal{F}$ ist genau dann die orthogonale Projektion von \mathbf{q} auf \mathcal{F} , wenn $\langle \mathbf{q} - \mathbf{p}, \mathbf{u} \rangle = 0$ für alle $\mathbf{u} \in \mathcal{U}$ (d.h. wenn $\mathbf{q} - \mathbf{p} \perp \mathcal{U}$).

4.3.1 Orthogonale Vektoren

Definition IV.3.1.A (Orthogonale (Mengen von) Vektoren).

Ein endliche Menge von Vektoren $\mathcal{Q} := \{\mathbf{q}^1, \dots, \mathbf{q}^k\} \subset \mathbb{R}^n$, $k \in \mathbb{N}$, heisst *orthogonal*, wenn

$$i, j \in \{1, \dots, k\}, i \neq j \Rightarrow \langle \mathbf{q}^i, \mathbf{q}^j \rangle = 0 .$$

Die Menge \mathcal{Q} heisst *orthonormal*, wenn zusätzlich

$$\|\mathbf{q}^j\|^2 = \langle \mathbf{q}^j, \mathbf{q}^j \rangle = 1 \quad \forall j \in \{1, \dots, k\} .$$

Satz IV.3.1.C (Lineare Unabhängigkeit orthogonaler Vektoren).

Eine *orthogonale* Menge von Vektoren $\neq \mathbf{0}$ ist linear unabhängig (\rightarrow III.2.0.B).

Satz IV.3.1.D (“Satz von Pythagoras”).

Für eine orthogonale Menge $\mathcal{Q} := \{\mathbf{q}^1, \dots, \mathbf{q}^k\} \subset \mathbb{R}^n$, $k \in \mathbb{N}$, gilt

$$\left\| \sum_{j=1}^k \gamma_j \mathbf{q}^j \right\|^2 = \sum_{j=1}^k \gamma_j^2 \|\mathbf{q}^j\|^2 \quad \forall \gamma_1, \dots, \gamma_k \in \mathbb{R} .$$

4.3.2 Orthogonale Komplemente

Definition IV.3.2.B (Orthogonales Komplement).

Sei \mathcal{U} ein **Unterraum** (\rightarrow Definition III.1.0.C) von \mathbb{R}^n der Dimension (\rightarrow Definition III.2.0.K) $k \in \{0, \dots, n\}$.

Das **orthogonale Komplement** von \mathcal{U} (in \mathbb{R}^n) ist die Menge

$$\mathcal{U}^\perp := \{\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n : \langle \mathbf{v}, \mathbf{u} \rangle = 0 \quad \forall \mathbf{u} \in \mathcal{U}\} .$$

Korollar IV.3.2.D (Orthogonales Komplement als Unterraum).

Sei \mathcal{U} ein *Unterraum* von \mathbb{R}^n der Dimension $k \in \{0, \dots, n\}$.

Dann ist das orthogonale Komplement \mathcal{U}^\perp ebenfalls ein *Unterraum* und hat die Dimension $n - k$.

Satz IV.3.2.F (Komplementeigenschaft von \mathcal{U} und \mathcal{U}^\perp).

Für jeden Unterraum $\mathcal{U} \subset \mathbb{R}^n$ gilt

$$\mathcal{U} \cap \mathcal{U}^\perp = \{\mathbf{0}\} \quad \text{und} \quad \mathcal{U} + \mathcal{U}^\perp = \mathbb{R}^n .$$

4.3.3 Orthogonale Matrizen

Definition IV.3.3.B (Orthogonale Matrix).

Eine quadratische Matrix $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$, heisst *orthogonal*, wenn $\mathbf{Q}\mathbf{Q}^T = \mathbf{I}_n$.

Korollar IV.3.3.D (Produkte und Inverse orthogonaler Matrizen).

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}, \mathbf{P} \in \mathcal{O}(n) &\Rightarrow \mathbf{QP} \in \mathcal{O}(n), \\ \mathbf{Q} \in \mathcal{O}(n) &\Rightarrow \mathbf{Q}^{-1} \in \mathcal{O}(n). \end{aligned}$$

Lemma IV.3.3.F (Längenerhaltung bei Multiplikation mit orthogonaler Matrix).

$$\mathbf{Q} \in \mathcal{O}(n) \Rightarrow \|\mathbf{Q}\mathbf{x}\| = \|\mathbf{x}\| \quad \forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n.$$

Lemma IV.3.4.A (Orthogonale Projektion mit orthonormalen Basen).

Sei $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^n$ und $\{\mathbf{q}^1, \dots, \mathbf{q}^k\}$ eine *orthonormale Basis (ONB)* des Unterraums $\mathcal{U} \subset \mathbb{R}^n$. Dann ist die orthogonale Projektion \mathbf{p} von \mathbf{z} auf \mathcal{U} (\rightarrow Satz IV.2.3.L) gegeben durch

$$\mathbf{p} = \sum_{j=1}^k \langle \mathbf{z}, \mathbf{q}^j \rangle \mathbf{q}^j .$$

Gram-Schmidt Orthonormalisierungsalgorithmus:

Gegeben: Endliche Menge von Vektoren $\{\mathbf{a}^1, \dots, \mathbf{a}^k\} \subset \mathbb{R}^n \setminus \{\mathbf{0}\}$, $k \leq n$.

```

1:  $\mathbf{q}^1 := \frac{\mathbf{a}^1}{\|\mathbf{a}^1\|}$   % Erster der orthonormalen Vektoren
2: for  $j = 2, \dots, k$  do
    { % Orthogonale Projektion auf das Erzeugnis der bisher berechneten Vektoren
3:    $\mathbf{q}^j := \mathbf{a}^j$ 
4:   for  $\ell = 1, 2, \dots, j - 1$  do
5:     {  $\mathbf{q}^j \leftarrow \mathbf{q}^j - \langle \mathbf{a}^j, \mathbf{q}^\ell \rangle \mathbf{q}^\ell$  }
6:   if (  $\mathbf{q}^j = \mathbf{0}$  ) then Abbruch
7:   else {  $\mathbf{q}^j \leftarrow \frac{\mathbf{q}^j}{\|\mathbf{q}^j\|}$  }
    }

```

Ausgabe (wenn kein Abbruch):

Orthonormale Vektoren $\mathbf{q}^1, \dots, \mathbf{q}^k$ mit

$$\text{Span}\{\mathbf{q}^1, \dots, \mathbf{q}^\ell\} = \text{Span}\{\mathbf{a}^1, \dots, \mathbf{a}^\ell\} \quad \forall \ell \in \{1, \dots, k\}. \quad (\text{IV.3.4.C})$$

Lemma IV.3.4.D (Abbruch des Gram-Schmidt-Orthonormalisierungsalgorithmus).

Ist $\{\mathbf{a}^1, \dots, \mathbf{a}^\ell\}$, $\ell \leq k$, linear unabhängig, so bricht der Gram-Schmidt-Orthonormalisierungsalgorithmus frühestens nach dem $\ell + 1$. Schritt ab (oder gar nicht).

Satz IV.3.4.F (QR-Zerlegung einer Matrix).

Zu jeder Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,k}$ mit $\text{Rang}(\mathbf{A}) = k$ gibt es

(i) eine eindeutige Matrix $\mathbf{Q}_0 \in \mathbb{R}^{n,k}$, die erfüllt $\mathbf{Q}_0^\top \mathbf{Q}_0 = \mathbf{I}_k$, und eine eindeutige Matrix $\mathbf{R}_0 \in \mathbb{R}^{k,k}$ mit $(\mathbf{R}_0)_{i,j} = 0$ für $i > j$ und $(\mathbf{R}_0)_{i,i} > 0$, $i \in \{1, \dots, k\}$ so, dass

$$\mathbf{A} = \mathbf{Q}_0 \cdot \mathbf{R}_0 \quad (\text{„sparsame“ QR-Zerlegung}),$$

(ii) eine eindeutige *orthogonale* Matrix $\mathbf{Q} \in \mathcal{O}(n)$ und eine eindeutige Matrix $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{n,k}$ mit $(\mathbf{R})_{i,j} = 0$ für $i > j$ und $(\mathbf{R})_{i,i} > 0$, $i \in \{1, \dots, n\}$ so, dass

$$\mathbf{A} = \mathbf{Q} \cdot \mathbf{R} \quad (\text{volle QR-Zerlegung}).$$

„sparsame“ QR-Zerlegung: $Q_0^T Q_0 = I_k$,

$$\begin{bmatrix} \boxed{A} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boxed{Q_0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boxed{R_0} \end{bmatrix}, \quad A = Q_0 R_0, \quad \begin{matrix} Q_0 \in \mathbb{R}^{n,k}, \\ R_0 \in \mathbb{R}^{k,k}, \end{matrix} \quad \text{(IV.3.4.H)}$$

volle QR-Zerlegung: $Q^T Q = I_n$,

$$\begin{bmatrix} \boxed{A} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boxed{Q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boxed{R} \end{bmatrix}, \quad A = QR, \quad \begin{matrix} Q \in \mathbb{R}^{n,n}, \\ R \in \mathbb{R}^{n,k}, \end{matrix} \quad \text{(IV.3.4.J)}$$

4.3.5 Vektorprodukt in \mathbb{R}^3

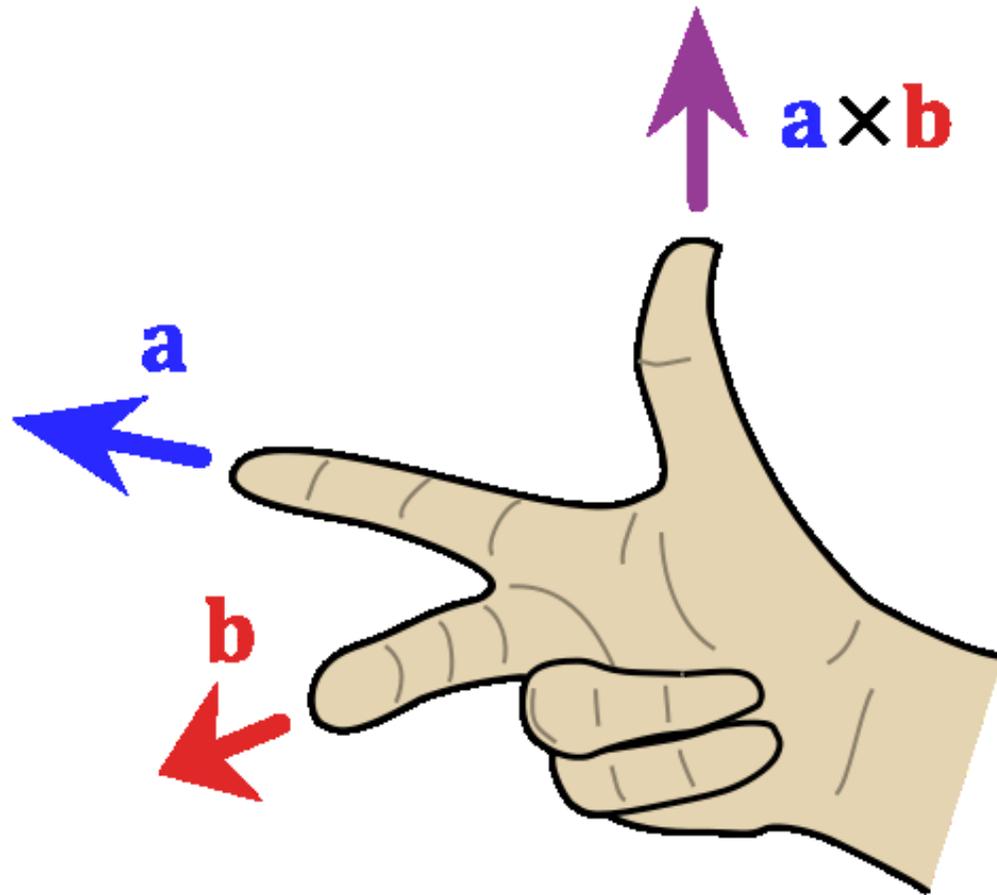
Definition IV.3.5.A (Vektorprodukt).

Das **Vektorprodukt** zweier Vektoren $\mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^3$ ist eine Abbildung $\times : \mathbb{R}^3 \times \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$ definiert durch

$$\mathbf{v} \times \mathbf{w} = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \end{bmatrix} := \begin{bmatrix} v_2 w_3 - v_3 w_2 \\ v_3 w_1 - v_1 w_3 \\ v_1 w_2 - v_2 w_1 \end{bmatrix} .$$

Satz IV.3.5.C (Orthogonalität des Vektorprodukts).

$$\forall \mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^n: \langle \mathbf{v} \times \mathbf{w}, \mathbf{v} \rangle = \langle \mathbf{v} \times \mathbf{w}, \mathbf{w} \rangle = 0 . \quad (\text{VP1})$$



◁ „Rechte-Hand-Regel“

Satz IV.3.5.E (Länge des Vektorprodukts).

$$\forall \mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^n: \quad \|\mathbf{v} \times \mathbf{w}\| = \|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\| \sin \angle(\mathbf{v}, \mathbf{w}) . \quad (\text{VP2})$$

Satz IV.3.5.G (Rechenregeln für das Vektorprodukt).

Für das Vektorprodukt von Definition IV.3.5.A gelten die Rechenregeln:

(i) (*Antikommutativität*)

$$\mathbf{v} \times \mathbf{w} = -\mathbf{w} \times \mathbf{v} \quad \forall \mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^3. \quad (\text{VP3})$$

(ii) (*Linearität im ersten Argument*)

$$(\alpha \mathbf{v} + \beta \mathbf{w}) \times \mathbf{u} = \alpha(\mathbf{v} \times \mathbf{u}) + \beta(\mathbf{w} \times \mathbf{u}) \quad \forall \mathbf{v}, \mathbf{w}, \mathbf{u} \in \mathbb{R}^3, \forall \alpha, \beta \in \mathbb{R}. \quad (\text{VP4})$$

(iii) (*Linearität im zweiten Argument*)

$$\mathbf{u} \times (\alpha \mathbf{v} + \beta \mathbf{w}) = \alpha(\mathbf{u} \times \mathbf{v}) + \beta(\mathbf{u} \times \mathbf{w}) \quad \forall \mathbf{v}, \mathbf{w}, \mathbf{u} \in \mathbb{R}^3, \forall \alpha, \beta \in \mathbb{R}. \quad (\text{VP5})$$

(iv) (*Dreifaches Vektorprodukt*)

$$\mathbf{u} \times (\mathbf{v} \times \mathbf{w}) = \mathbf{v} \langle \mathbf{u}, \mathbf{w} \rangle - \mathbf{w} \langle \mathbf{u}, \mathbf{v} \rangle. \quad (\text{VP6})$$

4.4.1 Überbestimmte lineare Gleichungssysteme: Beispiele

LINK zu Präsentationsfolien für Abschnitt 4.4.1.

Korollar IV.4.1.A (Existenz von Lösungen überbestimmter linearer Gleichungssysteme).

Eine Lösung des linearen Gleichungssystems $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ mit $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$, existiert genau dann, wenn $\mathbf{b} \in \text{Bild}(\mathbf{A})$.

Definition IV.4.2.B (Kleinste-Quadrate-Lösung).

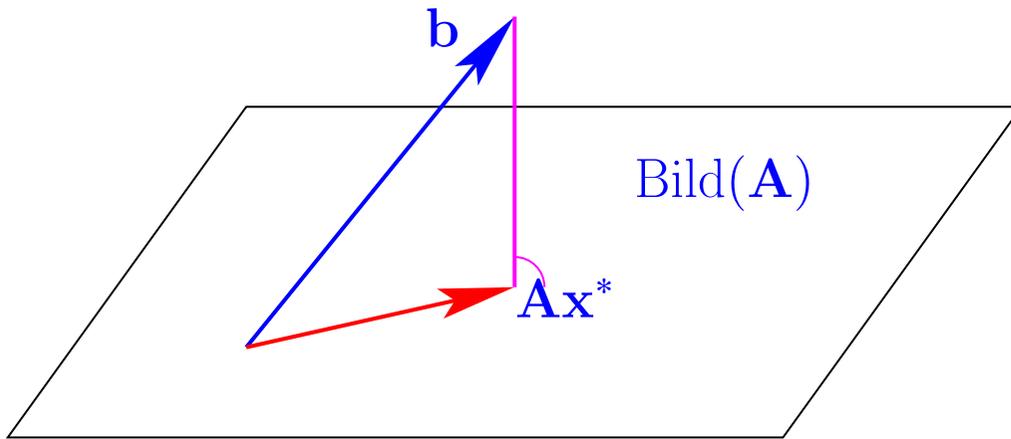
$\mathbf{x}^* \in \mathbb{R}^n$ heisst **Kleinste-Quadrate-Lösung** (KQL) von $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$, $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$, wenn gilt

$$\|\mathbf{b} - \mathbf{Ax}^*\| = \min\{\|\mathbf{b} - \mathbf{Ax}\| : \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n\} \quad (\text{IV.4.2.C})$$

$$\Updownarrow$$

$$\sum_{i=1}^m \left(b_i - \sum_{j=1}^n (\mathbf{A})_{i,j} (\mathbf{x}^*)_j \right)^2 = \min \left\{ \sum_{i=1}^m \left(b_i - \sum_{j=1}^n (\mathbf{A})_{i,j} x_j \right)^2 : \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n \right\},$$

d.h. die kleinste-Quadrate-Lösung realisiert ein **Residuum** $\mathbf{r} := \mathbf{b} - \mathbf{Ax}^*$ mit minimaler Norm.



Geometrische Perspektive:

\mathbf{Ax}^* ist zu \mathbf{b} nächster Punkt $\in \text{Bild}(\mathbf{A})$.



$\mathbf{Ax}^* \hat{=} \text{Orthogonale Projektion of } \mathbf{b} \text{ auf } \text{Bild}(\mathbf{A})$
[Satz IV.2.3.L].

Satz IV.4.3.B (Normalgleichungen).

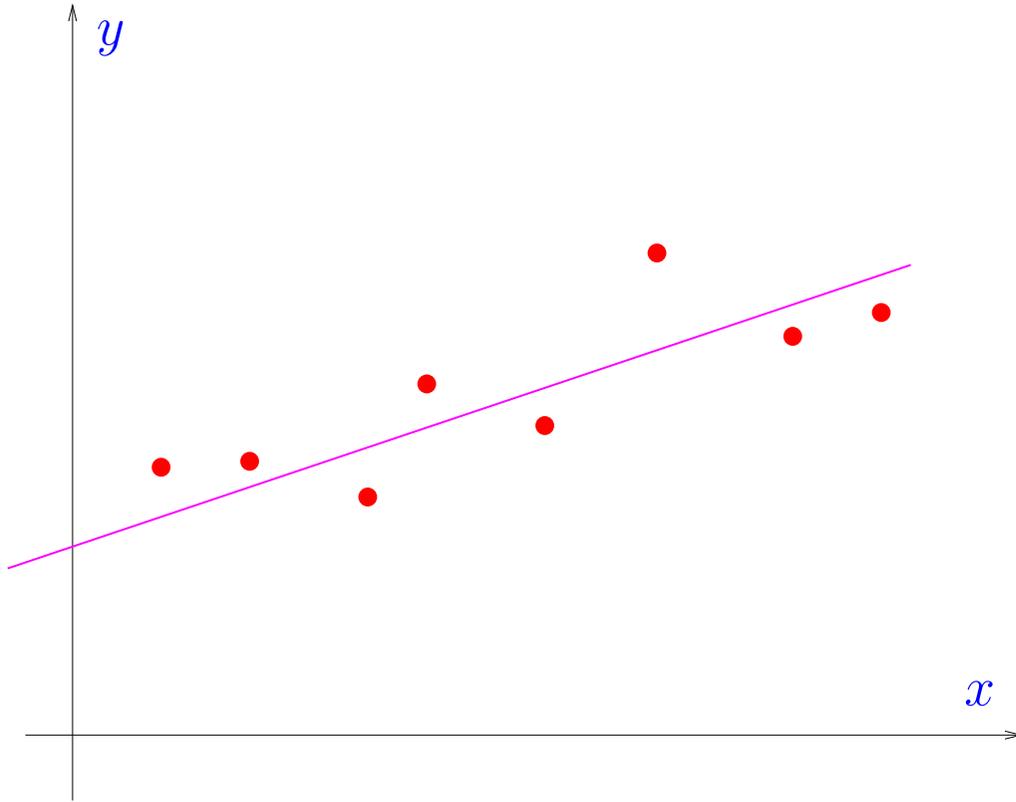
Jede Kleinste-Quadrate-Lösung von $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$, erfüllt die **Normalgleichungen** (NGL)

$$\mathbf{A}^\top \mathbf{Ax} = \mathbf{A}^\top \mathbf{b} .$$

Beispiel IV.4.3.D (Lineare Regression).

Gegeben: m Datenpunkte (x_j, y_j) , $j = 1, \dots, m$

Gesucht: „Möglichst gut passende $(*)$ “ Gerade durch die Datenpunkte



Gerade: $\{(x, y) \in \mathbb{R}^2: y = \alpha x + \beta, \alpha, \beta \in \mathbb{R}\}$.

(*) : α, β so, dass

$$\sum_{j=1}^m (\alpha x_j + \beta - y_j)^2 \text{ minimal.}$$

Korollar IV.4.3.F (Lösbarkeit der Normalgleichungen, vgl. Lemma IV.2.3.K).

Für $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ gilt

$$\text{Kern}(\mathbf{A}) = \text{Kern}(\mathbf{A}^T \mathbf{A}).$$

Ist insbesondere $\text{Rang}(\mathbf{A}) = n$, dann ist $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ invertierbar.

4.4.4 Orthogonalisierungstechniken

QR-Zerlegung von $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ (\rightarrow Satz IV.3.4.F): $\mathbf{A} = \mathbf{Q}\mathbf{R}$, $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{m,m}$ orthogonal, $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{m,n}$
 ($n < m$, $\text{Rang}(\mathbf{A}) = n$)

$$\blacktriangleright \quad \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}\| = \|\mathbf{R}\mathbf{x} - \mathbf{c}\|, \quad \mathbf{c} := \mathbf{Q}^T \mathbf{b}.$$

$$\mathbf{R}\mathbf{x} - \mathbf{c} \longleftrightarrow \begin{array}{|c|} \hline \mathbf{R}_1 \\ \hline \mathbf{O} \\ \hline \end{array} \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_n \\ c_{n+1} \\ \vdots \\ c_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * \\ \vdots \\ * \\ -c_{n+1} \\ \vdots \\ -c_m \end{bmatrix}, \quad \mathbf{R}_1 \in \mathbb{R}^{n,n} \text{ invertierbar.}$$

\blacktriangleright Die Wahl von \mathbf{x} kann die letzten $m - n$ Komponenten von $\mathbf{R}\mathbf{x} - \mathbf{c}$ nicht beeinflussen, kann jedoch so getroffen werden, dass die ersten n Komponenten zu Null werden.

Ein solches \mathbf{x} minimiert dann $\|\mathbf{R}\mathbf{x} - \mathbf{c}\|$ und ist gegeben durch $\mathbf{x} = \mathbf{R}_1^{-1} \begin{bmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix}$!

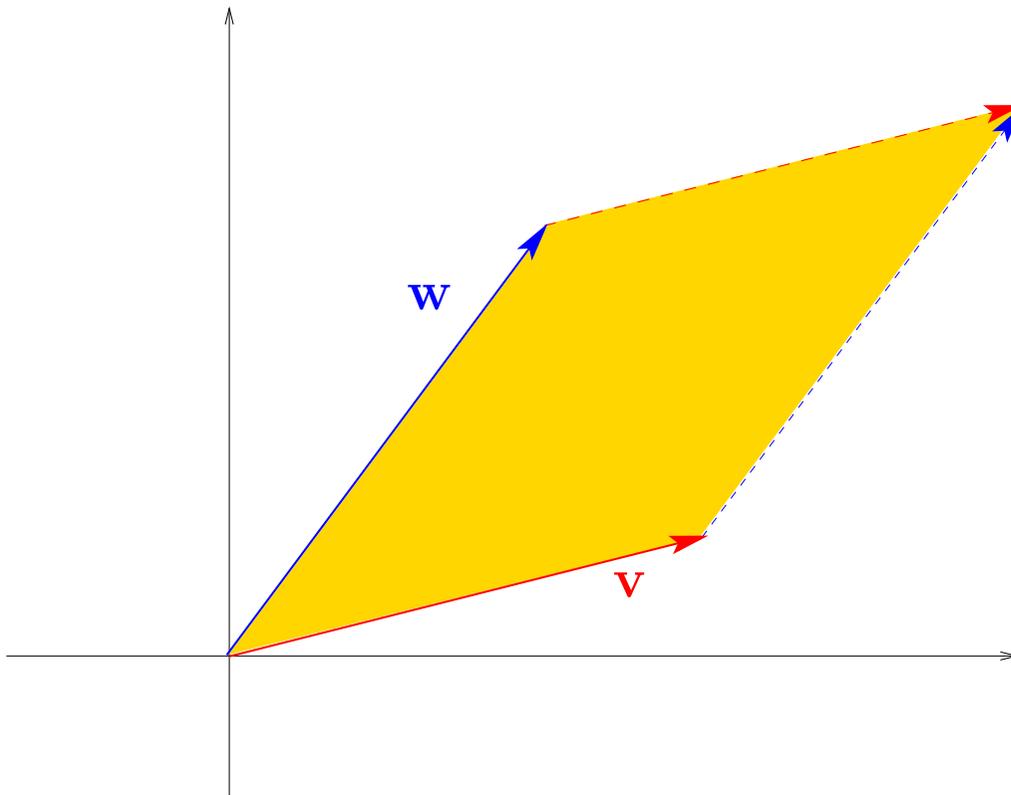
Satz IV.4.4.B (Kleinste-Quadrate-Lösung durch QR-Zerlegung).

Sei $\mathbf{A} = \mathbf{QR}$ die (volle) QR-Zerlegung von $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ gemäss Satz IV.3.4.F, mit $\text{Rang}(\mathbf{A}) = n$, wobei $\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_1 \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m,n}$ mit $\mathbf{R}_1 \in \mathbb{R}^{n,n}$ und $\mathbf{Q} = [\mathbf{Q}_1 \ \mathbf{Q}_2]$, $\mathbf{Q}_1 \in \mathbb{R}^{m,n}$.

Dann ist die kleinste-Quadrate-Lösung von $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$, gegeben durch $\mathbf{x}^* = \mathbf{R}_1^{-1} \mathbf{Q}_1^\top \mathbf{b}$.

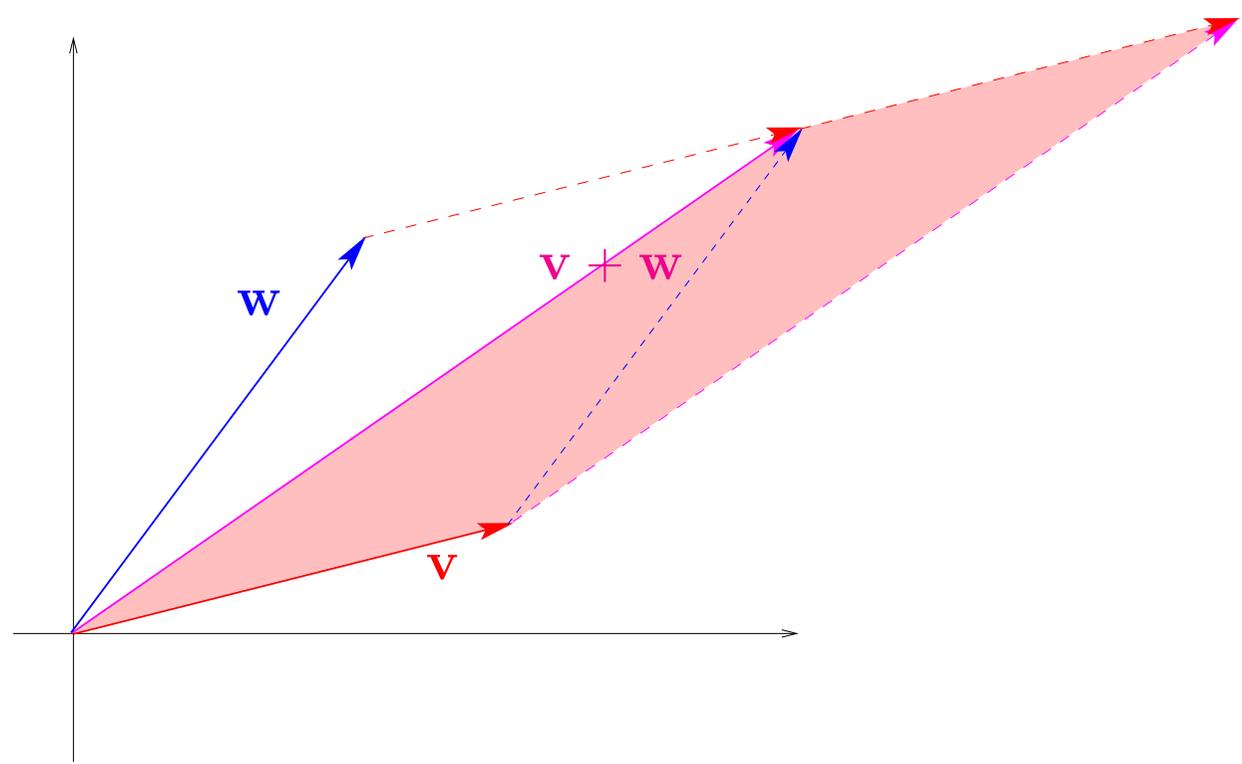
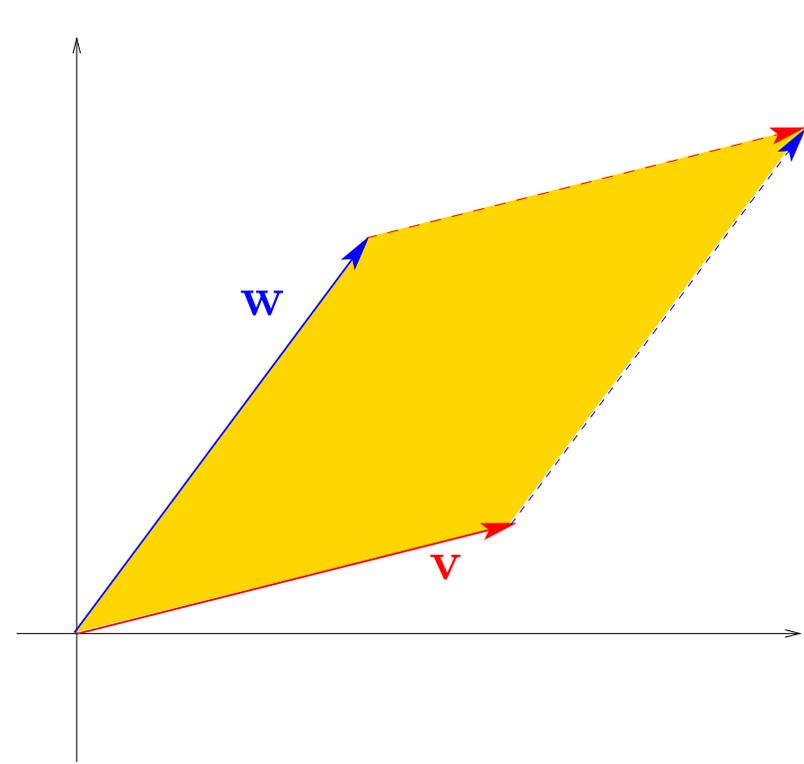
4.5 Volumenformen und Determinanten

4.5.1 Volumen

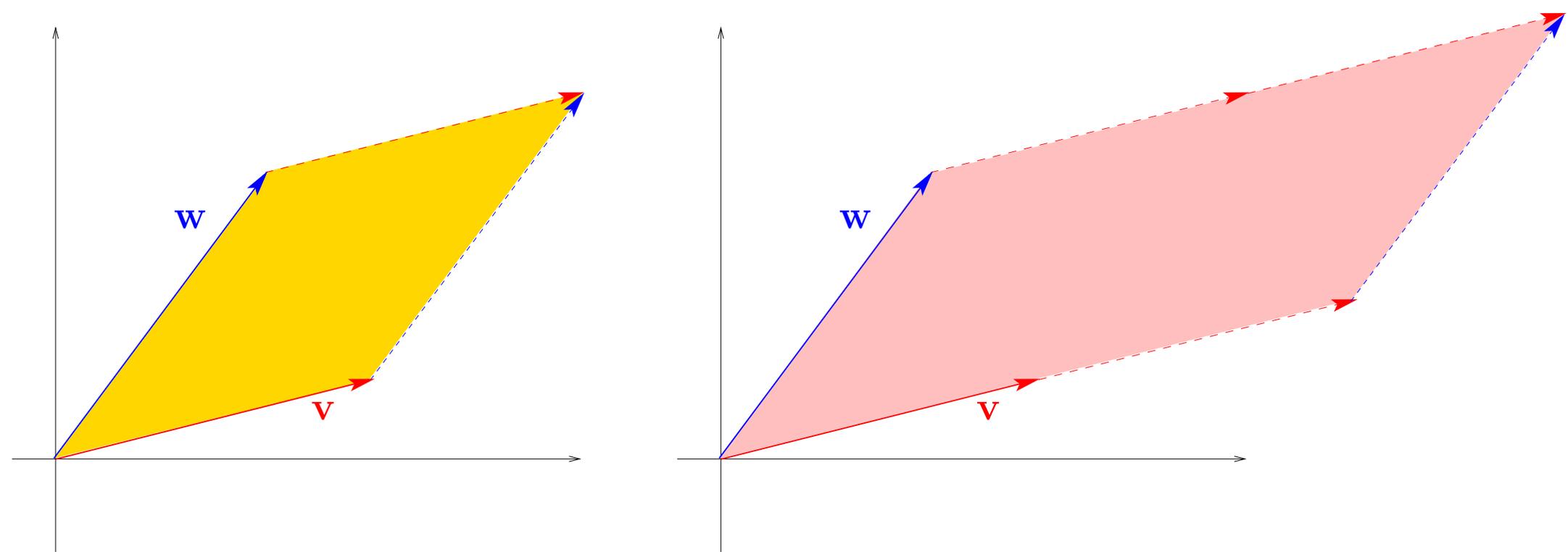


◁ Von $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^2$ und $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^2$ aufgespanntes Parallelogramm.

$$\parallel(\mathbf{v}, \mathbf{w})$$



Gleiche Flächen!



Doppelte Fläche!

Eigenschaften des Flächenmasses (= 2-dimensionales Volumen)

$$\begin{aligned}
 \text{vol} \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \right) &= 1, \\
 \text{vol}(\mathbf{v}, \mathbf{w}) &= \text{vol}(\mathbf{w}, \mathbf{v}), \\
 \text{vol}(\mathbf{v}, \mathbf{w}) &= \text{vol}(\mathbf{v} + \mathbf{w}, \mathbf{w}), \\
 \text{vol}(\alpha \mathbf{v}, \mathbf{w}) &= |\alpha| \text{vol}(\mathbf{v}, \mathbf{w})
 \end{aligned}
 \quad \forall \mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^2 \quad \forall \alpha \in \mathbb{R}. \quad (\text{IV.5.1.V})$$

$$\text{vol}(\mathbf{v}, \mathbf{w}) = 0 \quad \Leftrightarrow \quad \{\mathbf{v}, \mathbf{w}\} \text{ linear unabhängig}$$

Begriff IV.5.1.A (Volumen).

Ein sinnvolles **Volumen** (eines Parallelepipeds) in \mathbb{R}^n ist eine Abbildung (Funktion),

$$\text{vol} : \underbrace{\mathbb{R}^n \times \cdots \times \mathbb{R}^n}_{n \text{ Vektoren}} \rightarrow \mathbb{R}_0^+,$$

die erfüllen muss

- (i) $\text{vol}(\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_n) = 1$ ($\mathbf{e}_\ell \hat{=} l$. Einheitsvektor)
- (ii) $\text{vol}(\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^j, \dots, \mathbf{v}^k, \dots, \mathbf{v}^n) = \text{vol}(\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^j + \mathbf{v}^k, \dots, \mathbf{v}^k, \dots, \mathbf{v}^n)$
für alle $\mathbf{v}^\ell \in \mathbb{R}^n$, $k, j \in \{1, \dots, n\}$, $k \neq j$,
- (iii) $\text{vol}(\mathbf{v}^1, \dots, \alpha \mathbf{v}^j, \dots, \mathbf{v}^n) = |\alpha| \text{vol}(\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^j, \dots, \mathbf{v}^n)$
für alle $\mathbf{v}^\ell \in \mathbb{R}^n$, $\alpha \in \mathbb{R}$, $j \in \{1, \dots, n\}$.

Definition IV.5.2.A (Determinantenform).

Eine **Determinantenform** auf \mathbb{R}^n ist eine (multilineare) Abbildung

$$\det : \underbrace{\mathbb{R}^n \times \cdots \times \mathbb{R}^n}_{n \text{ Mal}} \rightarrow \mathbb{R},$$

(d.h. \det nimmt n verschiedene Spaltenvektoren als Argumente) für die gilt

- (i) $\det \neq 0$, das heisst es gibt Vektoren $\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^n \in \mathbb{R}^n$ so, dass $\det(\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^n) \neq 0$.
- (ii) $\det(\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^j + \mathbf{w}, \dots, \mathbf{v}^n) = \det(\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^j, \dots, \mathbf{v}^n) + \det(\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{w}, \dots, \mathbf{v}^n)$
für alle $\mathbf{v}^l \in \mathbb{R}^n$, $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^n$, $j \in \{1, \dots, n\}$
- (iii) $\det(\mathbf{v}^1, \dots, \alpha \cdot \mathbf{v}^j, \dots, \mathbf{v}^n) = \alpha \cdot \det(\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^j, \dots, \mathbf{v}^n)$
für alle $\mathbf{v}^l \in \mathbb{R}^n$, $\alpha \in \mathbb{R}$, $j \in \{1, \dots, n\}$,
- (iv) $\det(\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^j, \dots, \mathbf{v}^k, \dots, \mathbf{v}^n) = \det(\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^j + \mathbf{v}^k, \dots, \mathbf{v}^k, \dots, \mathbf{v}^n)$
für alle $\mathbf{v}^l \in \mathbb{R}^n$, $k, j \in \{1, \dots, n\}$, $k \neq j$,

Zu (i) sagt man „ \det ist nichttrivial“

Zu (ii), (iii) sagt man „ \det ist linear in jedem Argument“ oder „**multilinear**“

Korollar IV.5.2.X (Linearität der Determinante in jedem Argument).

Eine Determinante auf \mathbb{R}^n erfüllt für jedes $k \in \{1, \dots, n\}$, $m \in \mathbb{N}$

$$\det(\mathbf{w}^1, \dots, \mathbf{w}^{k-1}, \sum_{\ell=1}^m \gamma_\ell \mathbf{v}^\ell, \mathbf{w}^{k+1}, \dots, \mathbf{w}^n) = \sum_{\ell=1}^m \gamma_\ell \det(\mathbf{w}^1, \dots, \mathbf{w}^{k-1}, \mathbf{v}^\ell, \mathbf{w}^{k+1}, \dots, \mathbf{w}^n),$$

für beliebige Spaltenvektoren $\mathbf{w}^1, \dots, \mathbf{w}^n, \mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^m \in \mathbb{R}^n$ und $\gamma_\ell \in \mathbb{R}$, $\ell \in \{1, \dots, m\}$

Satz IV.5.2.B (Invarianzeigenschaft von Determinanten).

Eine Determinante auf \mathbb{R}^n erfüllt für jedes $k, i \in \{1, \dots, n\}$, $i \neq k$,

$$\det(\mathbf{w}^1, \dots, \mathbf{w}^{k-1}, \mathbf{w}^k + \alpha \mathbf{w}^i, \mathbf{w}^{k+1}, \dots, \mathbf{w}^n) = \det(\mathbf{w}^1, \dots, \mathbf{w}^{k-1}, \mathbf{w}^k, \mathbf{w}^{k+1}, \dots, \mathbf{w}^n)$$

für beliebige Spaltenvektoren $\mathbf{w}^1, \dots, \mathbf{w}^n \in \mathbb{R}^n$, $\alpha \in \mathbb{R}$.

Korollar IV.5.2.C.

Beim Vertauschen zweier Argumente einer Determinante wechselt deren Vorzeichen.

Satz IV.5.2.D (Determinante linear abhängiger Vektoren).

Für beliebige Vektoren $\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^n \in \mathbb{R}^n$ gilt

$$\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^n\} \text{ linear unabhängig} \Leftrightarrow \det(\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^n) \neq 0.$$

4.5.3 Determinantenformeln

Satz IV.5.3.E (Eindeutigkeit der Determinante).

Ist $\{\mathbf{b}^1, \dots, \mathbf{b}^n\}$ eine Basis des \mathbb{R}^n , so ist eine Determinante \det auf \mathbb{R}^n bereits eindeutig durch den Wert $\det(\mathbf{b}^1, \dots, \mathbf{b}^n)$ festgelegt.

Definition IV.5.3.F ((Standard)determinante im \mathbb{R}^n).

Die *(Standard-)Determinante auf \mathbb{R}^n* ist die Determinante mit

$$\det \left(\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right) = 1 .$$

► **Volumen** des von $\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^n \in \mathbb{R}^n$ aufgespannten Parallelepipeds im Euklidischen Raum \mathbb{R}^n :

$$\text{vol}(\llbracket \mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^n \rrbracket) := \left| \det(\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^n) \right| .$$

Definition IV.5.3.G (Determinante einer quadratischen Matrix).

Die *Determinante einer Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$* , in Zeichen $\det(\mathbf{A})$, ist die Determinante ihrer Spalten, aufgefasst als Vektoren im \mathbb{R}^n .

Formel für $\mathbf{A} = [\mathbf{a}^1, \dots, \mathbf{a}^n] \in \mathbb{R}^{n,n}$

$$\mathbf{a}^j = \sum_{i=1}^n a_{i,j} \mathbf{e}_i, \quad a_{i,j} := (\mathbf{A})_{i,j}, \quad i, j \in \{1, \dots, n\}.$$

► $\det(\mathbf{A}) = \det(\mathbf{a}^1, \dots, \mathbf{a}^n)$

$$= \det \left(\sum_{i_1=1}^n a_{i_1,1} \mathbf{e}_{i_1}, \dots, \sum_{i_n=1}^n a_{i_n,n} \mathbf{e}_{i_n} \right)$$

$$= \sum_{i_1=1}^n \cdots \sum_{i_n=1}^n \det(a_{i_1,1} \mathbf{e}_{i_1}, \dots, a_{i_n,n} \mathbf{e}_{i_n})$$

$$= \sum_{i_1=1}^n \cdots \sum_{i_n=1}^n a_{i_1,1} \cdots a_{i_n,n} \det(\mathbf{e}_{i_1}, \dots, \mathbf{e}_{i_n})$$

$$= \sum_{i_1=1}^n \cdots \sum_{i_n=1}^n a_{i_1,1} \cdots a_{i_n,n} \underbrace{\sigma(i_1, \dots, i_n)}_{\in \{-1, 0, +1\}} \underbrace{\det(\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_n)}_{=1}$$

$$= \sum_{i_1=1}^n \cdots \sum_{i_n=1}^n \underbrace{a_{i_1,1} \cdots a_{i_n,n}}_{n\text{-faches Produkt}} \sigma(i_1, \dots, i_n)$$

• $n = 2$:

$$\det \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} \\ a_{2,1} & a_{2,2} \end{pmatrix} = a_{1,1} \cdot a_{2,2} - a_{2,1} \cdot a_{1,2} .$$

• $n = 3$ (Regel vom Sarrus)

$$\det \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & a_{1,3} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & a_{2,3} \\ a_{3,1} & a_{3,2} & a_{3,3} \end{pmatrix} = a_{1,1}a_{1,2}a_{1,3} + a_{2,1}a_{3,2}a_{1,3} + a_{3,1}a_{1,2}a_{2,3} - a_{1,3}a_{2,2}a_{3,1} - a_{2,3}a_{3,2}a_{1,1} - a_{3,3}a_{1,2}a_{2,1} .$$

Determinante von **Blockstufenmatrizen**:

$$\det \left(\left[\begin{array}{c|c} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ \mathbf{O} & \mathbf{C} \end{array} \right] \right) = \det(\mathbf{A}) \cdot \det(\mathbf{C}) , \quad \begin{array}{l} \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{k,k}, \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{k,m}, \\ \mathbf{C} \in \mathbb{R}^{m,m}, \mathbf{O} \hat{=} \text{Nullmatrix} . \end{array} \quad (\text{IV.5.3.L})$$

Lemma IV.5.3.H (Determinante der transponierten Matrix).

Für alle $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ gilt:

$$\det(\mathbf{A}) = \det(\mathbf{A}^T)$$

Satz IV.5.3.I (Determinante als Sonde für Invertierbarkeit).

Eine Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ ist genau dann invertierbar, wenn $\det(\mathbf{A}) \neq 0$.

4.5.4 Determinante und Matrixprodukt

Satz IV.5.4.J (Determinantenmultiplikationssatz).

Für beliebige Matrizen $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n,n}$ gilt

$$\det(\mathbf{AB}) = \det(\mathbf{A}) \det(\mathbf{B}) .$$

Bemerkung IV.5.4.K (Algorithmus zur Berechnung von Determinanten).

Determinantenberechnung mittels Gram-Schmidt-Orthonormalisierung von $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$,
siehe Unterabschnitt 4.3.4

❶ Falls Abbruch \Rightarrow Spalten von \mathbf{A} linear abhängig $\Rightarrow \det(\mathbf{A}) = 0$

❷ Sonst QR-Zerlegung von $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ (\rightarrow Satz IV.3.4.F)

$\mathbf{A} = \mathbf{QR}$, $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{n,n}$ orthogonal , $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{n,n}$ obere Dreiecksmatrix.

▶ $\det(\mathbf{A}) = \det(\mathbf{Q}) \cdot \det(\mathbf{R}) = \pm (\mathbf{R})_{1,1} \cdot \cdots \cdot (\mathbf{R})_{n,n} \cdot$



Clickerfrage 4.5.1 (Orthogonalität).

Für die folgenden Aussagen ist jeweils zu entscheiden, ob Sie wahr oder falsch sind:

- (i) Für $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ ist $\text{Kern}(\mathbf{A}) + \text{Bild}(\mathbf{A}) = \mathbb{R}^n$
- (ii) Ist $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ symmetrisch, so gilt $\text{Kern}(\mathbf{A})^\perp = \text{Bild}(\mathbf{A})$.
- (iii) Für jede symmetrische Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ ist $\text{Kern}(\mathbf{A}) + \text{Bild}(\mathbf{A}) = \mathbb{R}^n$.
- (iv) Für jede symmetrische Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ gilt

$$\mathbf{A}^2 = \mathbf{O} \Leftrightarrow \mathbf{A} = \mathbf{O} .$$

- (v) Für jede Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ gilt

$$\left(\text{Bild}(\mathbf{A})^\perp\right)^\perp = \text{Bild}(\mathbf{A}) .$$

- (vi) Für jede Teilmenge $\mathcal{M} \subset \mathbb{R}^n$ ist das orthogonale Komplement

$$\mathcal{M}^\perp := \{\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n : \langle \mathbf{v}, \mathbf{m} \rangle = 0 \ \forall \mathbf{m} \in \mathcal{M}\}$$

ein Unterraum von \mathbb{R}^n .

Clickerfrage 4.5.2 (Eigenschaften der Flächenfunktion).

Es bezeichne $\text{vol} : \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}_0^+$ ($\mathbb{R}_0^+ := \{\xi \in \mathbb{R} : \xi \geq 0\}$) die Funktion, die zwei Vektoren die *Fläche* des von ihnen aufgespannten Parallelogramms zuordnet.

Welche der folgenden Rechenregeln gelten für alle Vektoren $\mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^2$, $\alpha \in \mathbb{R}$?

- (i) $\text{vol}(\mathbf{v}, \mathbf{w}) = \text{vol}(\mathbf{w}, \mathbf{v})$
- (ii) $\text{vol}(\mathbf{v}, \mathbf{v}) = \|\mathbf{v}\|^2$
- (iii) $\text{vol}(\alpha\mathbf{v}, \mathbf{w}) = \alpha \text{vol}(\mathbf{v}, \mathbf{w})$
- (iv) $\text{vol}(\mathbf{v} + \mathbf{w}, \mathbf{w}) = \text{vol}(\mathbf{v}, \mathbf{w})$
- (v) $\text{vol}(\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2) = 1$ ($\mathbf{e}_i \hat{=} i$. Einheitsvektor)
- (vi) $\{\mathbf{v}, \mathbf{w}\}$ linear abhängig $\Leftrightarrow \text{vol}(\mathbf{v}, \mathbf{w}) = 0$

Es bezeichnet \det die Standarddeterminante in \mathbb{R}^n , und \mathbf{e}_i den i . Einheitsvektor im \mathbb{R}^n .

Welchen Wert hat

$$\det(\mathbf{e}_n, \mathbf{e}_{n-1}, \dots, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_1) ?$$

(i) 1, wenn n gerade, sonst -1

(ii) 1 in jedem Fall

(iii)

$$\begin{cases} 1 & , \text{ wenn } n \text{ durch } 4 \text{ teilbar,} \\ -1 & , \text{ wenn } n \text{ gerade, aber nicht durch } 4 \text{ teilbar,} \\ 1 & , \text{ wenn } n \text{ ungerade und } (n-1)/2 \text{ gerade,} \\ -1 & , \text{ wenn } n \text{ und } (n-1)/2 \text{ ungerade.} \end{cases}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} 1 \quad , \text{ wenn } n \text{ durch } 4 \text{ teilbar,} \\ -1 \quad , \text{ wenn } n \text{ gerade, aber nicht durch } 4 \text{ teilbar,} \\ -1 \quad , \text{ wenn } n \text{ ungerade und } (n - 1)/2 \text{ gerade,} \\ 1 \quad , \text{ wenn } n \text{ ungerade und } (n - 1)/2 \text{ ungerade.} \end{array} \right.$$

Clickerfrage 4.5.4 (Determinante der zweifachen Matrix).

Es sei $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$.

Welche Aussage ist für jedes $n \in \mathbb{N}$ richtig?

(i) $\det(2\mathbf{A}) = 2 \det(\mathbf{A})$

(ii) $\det(2\mathbf{A}) = \det(\mathbf{A} + \mathbf{A}) = \det(\mathbf{A})$

(iii) $\det(2\mathbf{A}) = 2^n \det(\mathbf{A})$

(iv) $\det(2\mathbf{A}) = (-1)^n 2^n \det(\mathbf{A})$

5

Numerische lineare Algebra mit MATLAB

LINK zu MATLAB-Codes, die für die Vorlesung verwendet wurden.

5.1 MATLAB: Grundlagen

MATLAB-Kenntnisse werden aus der Informatikvorlesung von M. Hirt bekannt *vorausgesetzt*, siehe Vorlesungsunterlagen Informatik I. Bei Unklarheiten bieten die MATLAB-Hilfe-Funktionen

- `help <Funktionsname>`
- `doc <Funktionsname>`

detaillierte und umfassende Informationen.

5.1.1 Operationen mit Vektoren und Matrizen in MATLAB

In MATLAB (wie in der Vorlesung):

Alles is Matrix !

Listing 5.1: (buildmat.m) Erzeugen von Matrizen in MATLAB

```
1 % Demonstration: Initialization and creation of matrices (and vectors) in
  MATLAB
2 u = [1,2,3], % row vector; comma is optional and may be replaced with a
  blank
3 v = [4;5;6], % column vector: ';' starts a new row
4 A = [1 2 3;4 5 6;7 8 9], % Initializing a matrix rowwise
5 B = [[0;1;2],[2;1;0],[0;2;1]], % Initializing a matrix columnwise
6 alpha = -1; C = [A,v;u,alpha], % Matrix assembly kit, Matrixbaukasten"
7
8 % Special initialization functions
9 Z = zeros(2,3), % Zero matrix O
10 I = eye(3), % Identity matrix I3
11 E = ones(3,2), % Matrix all filled with 1
12 R = rand(2,2), % Matrix with random entries, uniformly distributed in [0,1]
```

R. Hiptmair
SAM, ETHZ

Listing 5.2: (accessmatcomp.m) Zugriff auf Matrixdaten in MATLAB

```
1 % Demonstration: Access of matrix components in MATLAB
2 % Initialization of a real matrix. There are many special commands in MATLAB
  for creating special matrices. Please refer to the MATLAB documentation for
  details.
3 A = magic(5), % comma at the end of line: output result of assignment
```

```

4 % size: requesting number of rows and columns of a matrix
5 [m,n] = size(A);
6 % Access to individual entries of a matrix, end references maximal possible
  value of index
7 A(2,1), A(floor(m/2),n-1), A(1,end),
8 % Access to submatrices through index ranges
9 A(2:4,1:3)
10 % Most general access through index (row or column) vectors; submatrix
  selection is a special case!
11 A([1,3,4],[2,5]),
12
13 % All these ways to access matrix entries can also be used for assignments!
14 A(2,1) = -1; disp(A); % Setting a single matrix entry to a new value
15 A(2:2:end, [2,5]) = [-1,-2;-3,-4]; disp(A); % Replacing a submatrix
16 A([2,3], :) = A([3,2], :); disp(A); % Swap two rows
17
18 % Special access functions; cannot be used for assignments!
19 D = diag(A), % extract (generalized) diagonal of matrix as a column vector
20 L = tril(A), % obtain (generalized) lower triangular part
21 U = triu(A), % access (generalized) upper triangular part

```

Listing 5.3: (vecop.m) Vektoroperationen in MATLAB

```

1 % MATLAB script: vector operations in MATLAB
2 v = [1;2;3;4;5], % Initialize a column vector with five components
3 alpha = 0.5; alpha*v, % Scalar multiplication
4 w = [v(1:2:end);-v(2:2:end)], % Build another vector from v.

```

```

5 u = v + w; % Addition of vectors
6 z = alpha*v + (1-alpha)*w, % Scalar multiplication and vector addition
7
8 % Many MATLAB functions can be applied to a vector and the result is the
9 % vector, whose components give the function evaluated for the components
10 % of the input vector
11 s = arrayfun (@(x) sin(x), v), % Compute [sin(1);sin(2);...;sin(5)]
12 s = sin(v), % the same for elementary mathematical functions
13 m = abs(w), % take the modulus of each component
14
15 sp = dot(v,w), % Scalar product
16 cp = cross([1;2;3],[4;5;6]); % vector product = cross product
17 dot(cp,[1;2;3]), dot(cp,[4;5;6]),
18
19 % Componentwise operations, preceded by a dot:
20 p = v.*w, %  $p(k) = v(k) * w(k)$ 
21 p = v./w, %  $p(k) = v(k) / w(k)$ 
22 p = v.^w, %  $p(k) = v(k) ^ w(k)$ : taking the power (ger.: Potenz)
23
24 % Special functions that operate on vectors
25 mx = max(w) % Maximum of components
26 mn = min(w) % Minimum of components

```

Listing 5.4: (gramschmidt.m) Gram-Schmidt-Orthogonalisierung, siehe Unterabschnitt 4.3.4

```
1 function Q = gramschmidt(A)
2 % Gram-Schmidt orthogonalization of column vectors
3 % Arguments: Matrix A passes vectors in its columns
4 % Return values: Matrix Q contains the orthonormal basis in its columns
5 [n,k] = size(A); % Get number k of vectors and dimension n of space
6 Q = A(:,1)/norm(A(:,1)); % First basis vector
7 for j=2:k
8     q = A(:,j) - Q*(Q'*A(:,j)); % Orthogonal projection; loop-free
9     % implementation
10    nq = norm(q); % Check premature termination
11    if (nq < (1E-9)*norm(A(:,j))), break; end % Safe check for == 0
12    Q = [Q,q/nq]; % Add new basis vector as another column of Q
end
```

5.1.2 Visualisierung in MATLAB

MATLAB bietet eine grosse Palette von Visualisierungsfunktionen, mit denen man ansprechende 2D und 3D Grafiken und Plots erzeugen kann:

Die Verwendung dieser Routinen wird in der MATLAB-Hilfe erklärt.

Listing 5.5: (visvecs.m) Plots/Liniengrafik in MATLAB

```
1 % MATLAB script: demonstration plot() functions
2
3 % Plots in 2D
4 figure;
5 % Plot a point in 2D, marker is a red plus sign
6 x = 0.5; y = 0.7; plot(x,y,'r+');
7 axis([-1 1 -1 1]); % Set axis
8 hold on; % Use the same coordinate system for following plot commands
9 % Plot a number of points
0 vx = [1;2;3;4;5]/10; wy = vx.^2; plot(vx,wy,'m*');
1 % Plot a blue closed polygon
2 N = 10;
3 x = []; y = []; z = []; % Initialize empty vectors
4 for i=1:N
5     x = [x;cos((i-1)/N*2*pi)]; y = [y;sin((i-1)/N*2*pi)]; z =
6     [z;i/N];
7 end
8 X = 0.5*[x;x(1)]; Y = 0.5*[y;y(1)]; % Ensure that polygon is closed
9 plot(X,Y,'b-');
```

```

9 pause; % Wait for a key being pressed
0
1
2 % Plot vector arrows
3 quiver (vx (1:end-1), wy (1:end-1), ...
4         vx (2:end) - vx (1:end-1), wy (2:end) - wy (1:end-1), 'r');
5
6 pause; % Wait for a key being pressed
7
8 % Plots in 3D: a red spiral
9 figure; plot3 (x, y, z, 'r-*');

```

5.2 Rundungsfehler

Bemerkung V.2.0.A (QR-Zerlegung/Gram-Schmidt in MATLAB).

Gram-Schmidt-Orthonormalisierung \leftrightarrow Berechnung der QR-Zerlegung einer Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ (\rightarrow Satz IV.3.4.F) in MATLAB

$[Q, R] = \mathbf{qr}(A)$ (volle QR-Zerlegung, $Q \in \mathbb{R}^{m,m}$)

$[Q, R] = \mathbf{qr}(A, 0)$ („sparsame“ QR-Zerlegung, $Q \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m \geq n$)

Listing 5.6: (gsroundoff.m) Verlust an Orthogonalität bei Gram-Schmidt-Orthogonalisierung, siehe Listing 5.4

```
1 % MATLAB script demonstrating the effect of roundoff on the result of
  % Gram-Schmidt orthogonalization
2 format short; % Print only a few digits in outputs
3 % Create special matrix the so-called Hilbert matrix:  $(\mathbf{A})_{i,j} = (i + j - 1)^{-1}$ 
4  $\mathbf{A} = \mathbf{hilb}(10), \mathbf{pause};$  % 10x10 Hilbert matrix
5  $\mathbf{Q} = \mathbf{gramschmidt}(\mathbf{A});$  % Gram-Schmidt orthogonalization of columns of A
6 % Test orthonormality of column of Q, which should be an orthogonal matrix
  % according to theory
7  $\mathbf{I} = \mathbf{Q}' * \mathbf{Q}, \mathbf{pause};$  % Should be the unit matrix, but isn't !
8
9 % MATLAB's internal Gram-Schmidt orthogonalization
10  $[\mathbf{Q1}, \mathbf{R1}] = \mathbf{qr}(\mathbf{A}), \mathbf{pause};$ 
11  $\mathbf{D} = \mathbf{A} - \mathbf{Q1} * \mathbf{R1}, \mathbf{pause};$  % Check whether we get the expected result
12  $\mathbf{I1} = \mathbf{Q1}' * \mathbf{Q1}, \mathbf{pause};$  % Test orthonormality
```

Listing 5.7: Eingabefehler und Rundungsfehler

LA & NM

```
1 >> format long;  
2 >> a = 4/3; b = a-1; c = 3*b; e = 1-c  
3 e = 2.220446049250313e-16  
4 >> a = 1012/113; b = a-9; c = 113*b; e = 5+c  
5 e = 6.750155989720952e-14  
6 >> a = 83810206/6789; b = a-12345; c = 6789*b; e = c-1  
7 e = -1.607986632734537e-09  
8 >> s = sin (10^16*pi)  
9 s = -0.375212890012334
```

Computer rechnen intern nicht in \mathbb{R} , sondern mit endlich vielen Maschinenzahlen

R. Hiptmair
SAM, ETHZ

▶ Unvermeidlich: Rundungsfehler bei '+', '-', '*', '/' und Funktionen

Gefahr: Verstärkung der kleinen relativen Fehler (Größenordnung 10^{-16}) bei '+', '-', '*', '/' !

Beispiel V.2.0.R (Rundungsfehler bei Schnittpunktberechnung).

Listing 5.8: (intersection.m) Fehlerhafte Berechnung des Schnittpunkts zweier Geraden im Raum

LA & NM

```
1 function x = intersection(p1,d1,p2,d2)
2 % MATLAB function purporting to compute the intersection of two lines in 3D
3 % p1,d1 (p2,d2) pass a point and the direction vector of first (second) line
4 % returns the empty matrix in case the lines do not have a common point
5 % BEWARE: this is a FLAWED implementation
6 b = p2-p1; A = [d1,-d2]; xi = A\b; % Solve least squares problem
7 if (norm(b-A*xi) ~= 0), % A numerical crime !
8     x = [];
9     disp('No intersection!');
10 else
11     x = p1+xi(1)*d1; % compute intersection point
12 end
```

R. Hiptmair
SAM, ETHZ

Listing 5.9: (interstbisectors.m) Berechnung des Inkreismitelpunktes eines Raumdreiecks

LA & NM

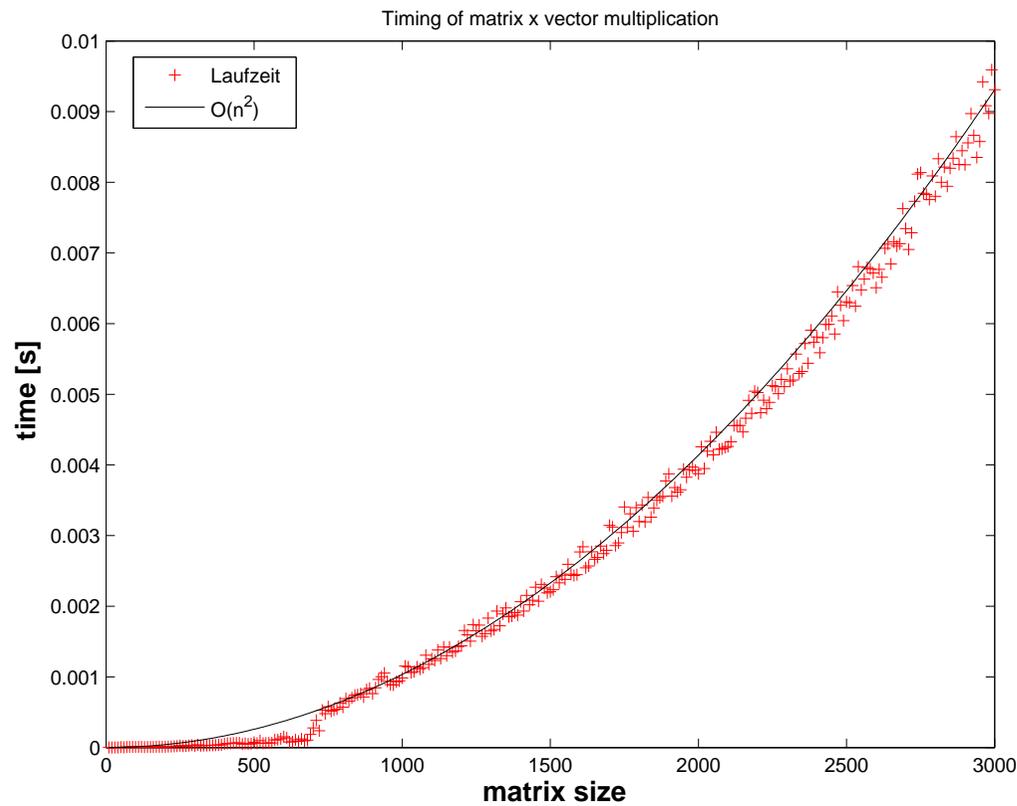
```
1 % MATLAB script for computing the intersection of the angular bisectors of
2 % a triangle in space
3 T = [1 2 3;1 0 1;4 5 6]; % vertex coordinates in columns of 3x3 matrix
4 % Compute angular bisectors (directions in d1 and d2)
5 p1 = T(:,1); e12 = T(:,2)-T(:,1); e13 = T(:,3)-T(:,1);
6 d1 = e12/norm(e12)+e13/norm(e13);
7 p2 = T(:,2); e21 = T(:,1)-T(:,2); e23 = T(:,3)-T(:,2);
8 d2 = e21/norm(e21)+e23/norm(e23);
9 % Computer intersection (center of incircle of triangle)
10 x = intersection(p1,d1,p2,d2),
```



R. Hiptmair
SAM, ETHZ

Listing 5.10: (matvectiming.m) **Rechenzeitmessung** für Matrix \times Vektor

```
1 % Timing of matrix×vector operation for dense matrices
2 N = 3000; % maximum size of matrix
3 B = rand(N,N); % initialize random matrix
4 v = rand(N,1); % initialize random column vector
5
6 res = []; % matrix for collecting the results
7 for n=10:10:N
8     A = B(1:n,1:n); % extract submatrix
9     x = v(1:n);
10    t = realmax;
11    for j=1:3, tic; z = A*x; t = min(toc,t); end
12    res = [res; n, t];
13 end
14
15 figure; plot(res(:,1),res(:,2),'r+',...
16             res(:,1),res(:,1).^2/(res(end,1)^2)*res(end,2),'k-');
17 xlabel('\bf matrix size','fontsize',14);
18 ylabel('\bf time [s]','fontsize',14);
19 title('Timing of matrix x vector multiplication');
20 legend('Laufzeit','O(n^2)','location','best');
```



◁ Rechenzeit für Matrix \times Vektor-Multiplikation,
Listing 5.10

Mac OS X 10.6, MATLAB R2012a,
Intel Core i7, 2.66 GHz,

Listing 5.11: (matmul.m) Matrix \times Vektor-Multiplikation: Demoimplementierung mit Schleifen

```

1 function z = matmul(A, x)
2 % loop based matrix-vector multiplication, equivalent to *
3 [m, n] = size (A);
4 z = zeros (m, 1);
5 for i=1:m
6     for j=1:n, z(i) = z(i) + A(i, j) * x(j); end
7 end

```


Asymptotischer Rechenaufwand für Matrix \times Vektor = $O(n^2)$

(Hier: Problemgrößenparameter n = Vektorlänge)

Listing 5.12: (mlmatprod.m) Matrixprodukt mit MATLABs *

```
1 function C = mlmatprod(A,B)
2 % Standard matrix product in MATLAB
3     C = A*B;
4 end
```

Listing 5.13: (loopmatprod.m) Direkte Implementierung des Matrixprodukts mit Schleifen

LA & NM

```
1 function C = loopmatprod(A,B)
2 % Nested loop implementation of matrix multiplication
3 [n,k] = size (A); % A is an n x k-matrix
4 [kb,m] = size (B); % B is an k x m-matrix
5 if (k ~= kb), error ('Mismatch of matrix dimensions'); end
6 C = zeros (n,m);
7 for i=1:n
8     for j=1:m
9         C(i,j) = 0;
10        for l=1:k
11            C(i,j) = C(i,j) + A(i,l) * B(l,j);
12        end
13    end
14 end
15 end
```

R. Hiptmair
SAM, ETHZ

Listing 5.14: (dotmatprod.m) Matrixprodukt mit Schleifen und Innenprodukt

LA & NM

```

1 function C = dotmatprod(A,B)
2 % Direct computation of entries of C by forming scalar products of columns
3 % of B and rows of A.
4 [n,k] = size (A); % A is an n x k-matrix
5 [kb,m] = size (B); % B is an k x m-matrix
6 if (k ~= kb), error ('Mismatch of matrix dimensions'); end
7 C = zeros (n,m);
8 for i=1:n
9     for j=1:m
10        C(i,j) = dot (A(i,:), B(:,j)); % Note: access to rows and columns
11                                     through
12                                     % range operator :
13     end
14 end

```

R. Hiptmair
SAM, ETHZ

$$\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}, \mathbf{S} \in \mathbb{R}^{n,k} \quad \blacktriangleright \quad \text{Rechenaufwand}(\mathbf{A} * \mathbf{B}) = O(mnk)$$

Speziell: $\mathbf{A}, \mathbf{S} \in \mathbb{R}^{n,n} \quad \blacktriangleright \quad \text{Rechenaufwand}(\mathbf{A} * \mathbf{B}) = O(n^3)$

Listing 5.15: (matprodtiming.m) Verschieden effiziente Implementierungen des Matrixprodukts

5.3

```

1 % Measurement of runtimes for different implementations of matrix products

```

p. 163

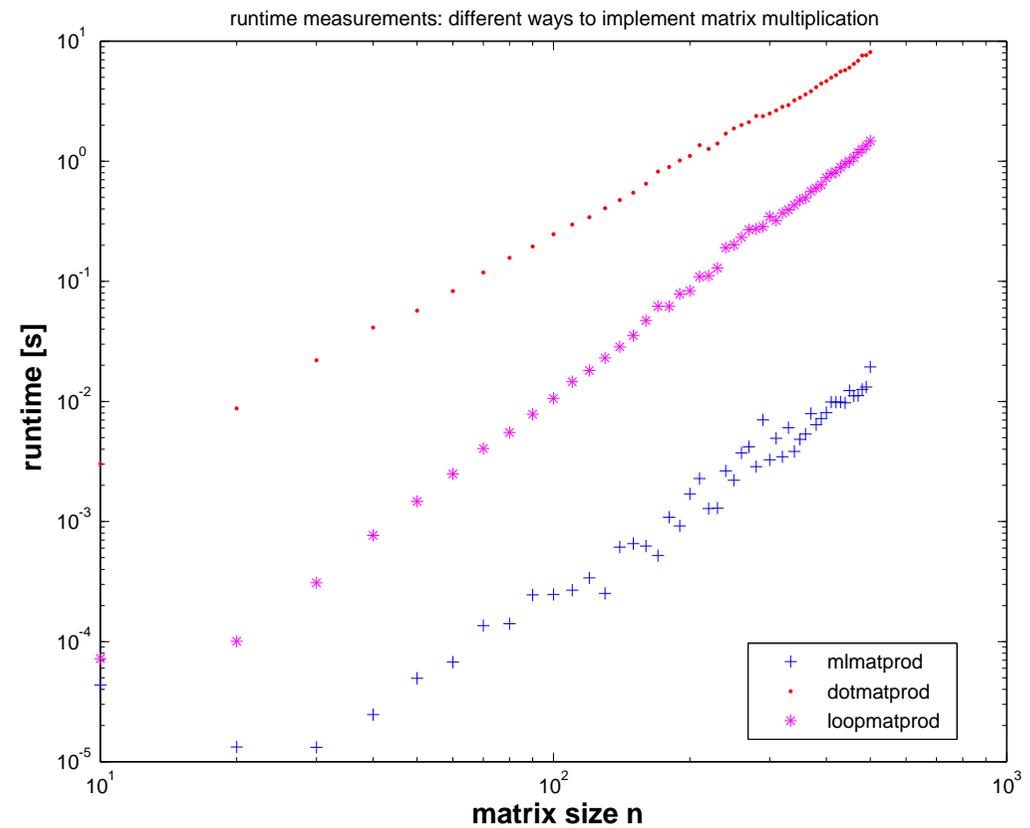
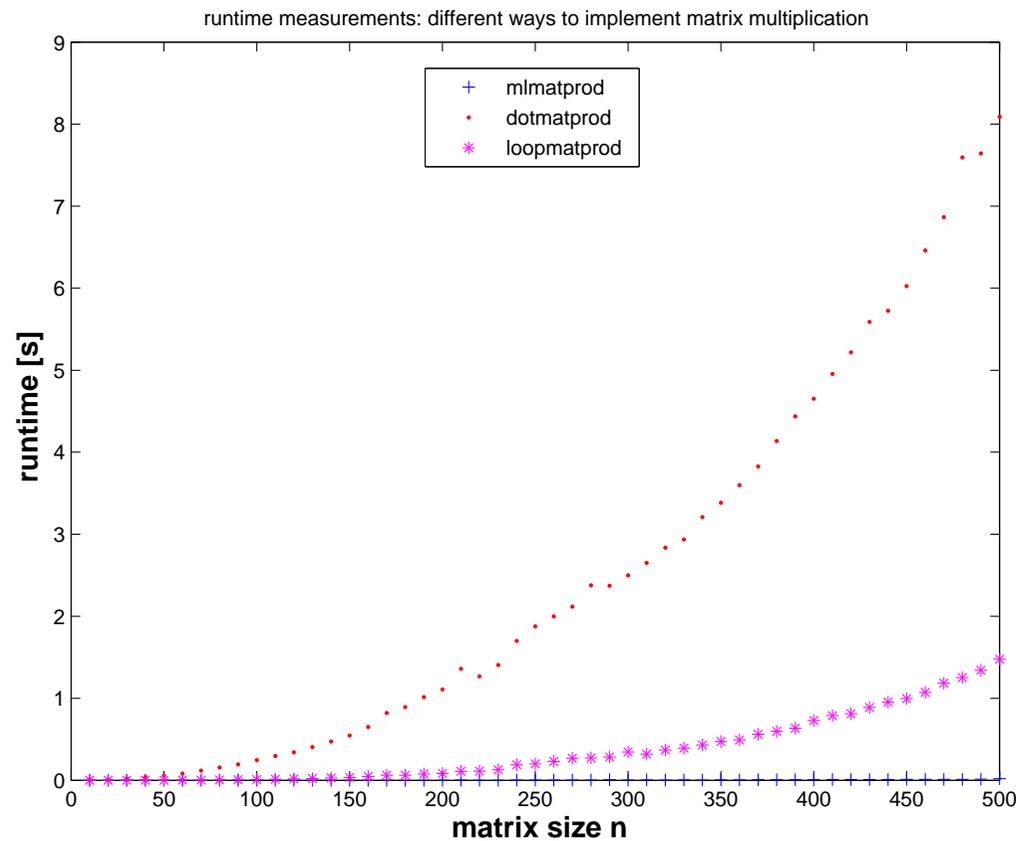
```

2 N = 500;
3 A = rand(N,N); B = rand(N,N); % Initialize random matrices
4
5 res = [];
6 % When measuring runtimes, take the minimum over several runs, because other
  % jobs running at the same time may delay execution
7 for n=10:10:N
8     An = A(1:n,1:n); Bn = B(1:n,1:n);
9     t1 = realmax; for j=1:3, tic; C1 = mpmatprod(An,Bn); t1 =
      min(toc,t1); end
0     t2 = realmax; for j=1:3, tic; C2 = dotmatprod(An,Bn); t2 =
      min(toc,t2); end
1     t3 = realmax; for j=1:3, tic; C3 = loopmatprod(An,Bn); t3 =
      min(toc,t3); end
2     fprintf('%d: %f, %f\n',n,norm(C1-C2), norm(C1-C3));
3     res = [res; n, t1, t2, t3];
4 end
5
6 figure;
7 plot(res(:,1),res(:,2),'b+',res(:,1),res(:,3),'r.',res(:,1),res(:,4)),
8 xlabel('{\bf matrix size n}','fontsize',14);
9 ylabel('{\bf runtime [s]}','fontsize',14);
0 title('runtime measurements: different ways to implement matrix
  multiplication');
1 legend('mlmatprod','dotmatprod','loopmatprod','location','best');

```

```
2 print -depsc2 ' ../../LANMFigures/matprodtiming.eps';
3
4
5 figure;
6 loglog(res(:,1),res(:,2),'b+',res(:,1),res(:,3),'r.',res(:,1),res(:,4),'g'));
7 xlabel('{\bf matrix size n}','fontsize',14);
8 ylabel('{\bf runtime [s]}','fontsize',14);
9 title('runtime measurements: different ways to implement matrix
10 multiplication');
11 legend('mlmatprod','dotmatprod','loopmatprod','location','best');
12
13 print -depsc2 ' ../../LANMFigures/matprodtiminglog.eps';
```

Rechenzeiten: Verschieden effiziente Implementierungen des Matrixprodukts (Code 5.15, Mac OS X 10.6, MATLAB R2012a, Intel Core i7, 2.66 GHz)



Beispiel V.3.0.F (Effiziente Multiplikation mit Rang-1-Matrizen).

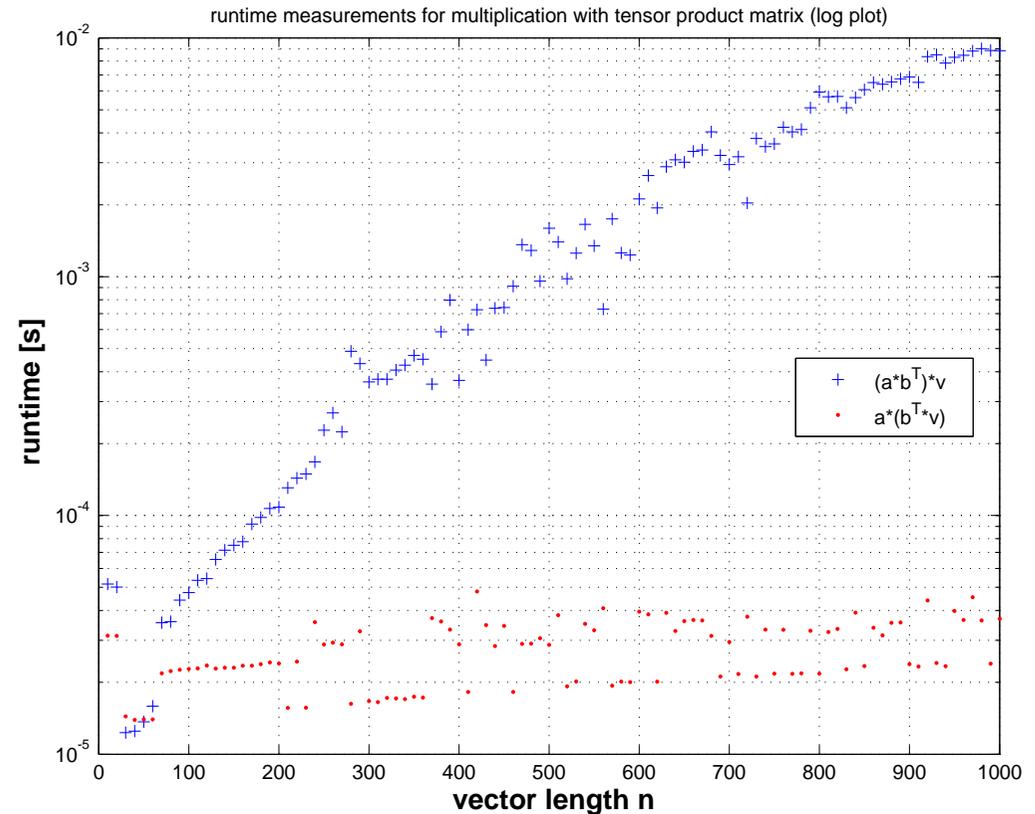
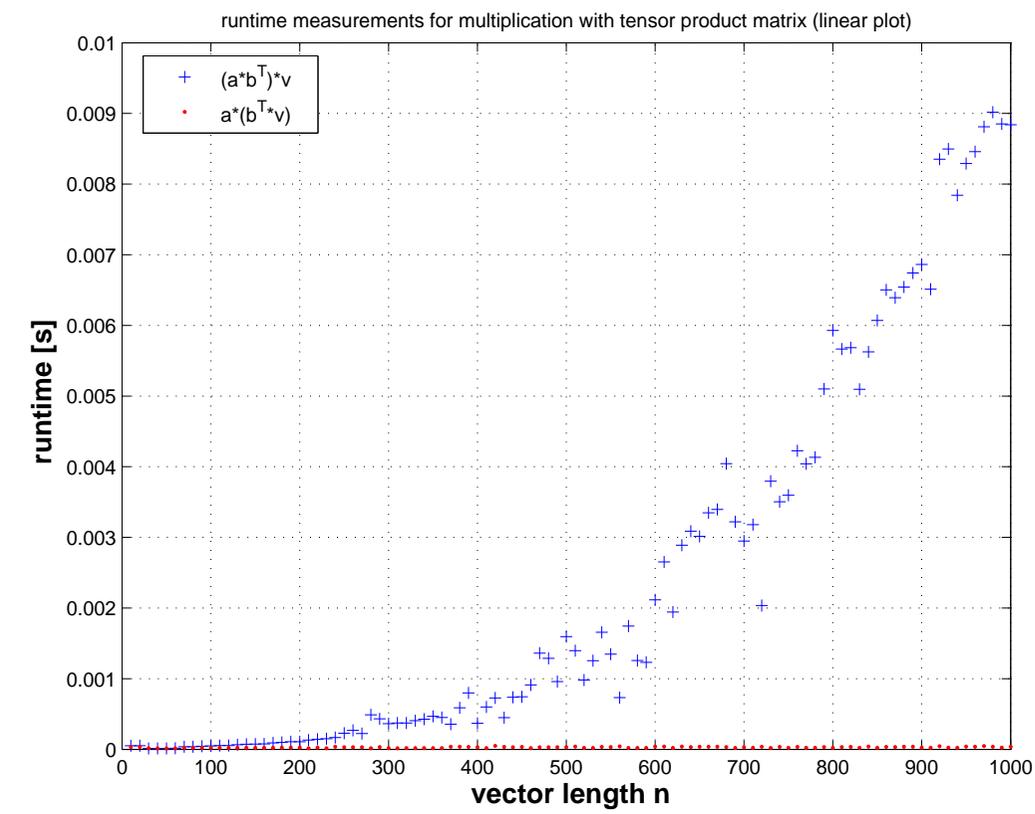
Listing 5.16: Verschieden effiziente Implementierungen des Matrix-Vektor-Produkts für Rang-1-Matrizen

```

1 function w = rankonemultslow(a,b,v), w = a*b'*v; end
2 function w = rankonemultfast(a,b,v), w = a*(b'*v); end

```

Laufzeitmessung für Multiplikation mit Tensorproduktmatrix (Mac OS X 10.6, MATLAB R2012a, Intel Core i7, 2.66 GHz)



Wenn $a, b, v \leftrightarrow \mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{v} \in \mathbb{R}^n, n \in \mathbb{N}$:

$$w = \mathbf{a} * \mathbf{b}' * \mathbf{v}$$

Asymptotische Komplexität $O(n^2)$

$$w = \mathbf{a} * (\mathbf{b}' * \mathbf{v}) ;$$

Asymptotische Komplexität $O(n)$



Begriff V.4.0.A (Dünnbesetzte Matrix).

Eine Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ heisst **dünnbesetzt**, wenn

$$\text{nnz}(\mathbf{A}) := \# \left\{ (i, j) \in \{1, \dots, m\} \times \{1, \dots, n\} : (\mathbf{A})_{i,j} \neq 0 \right\} \ll m \cdot n .$$

Beispiel V.4.0.B (Typische dünnbesetzte Matrizen).

- Diagonalmatrizen, siehe Definition I.2.2.J
- **Bandmatrizen** mit **Bandbreite** $p \in \mathbb{N}$: $(\mathbf{A})_{i,j} = 0$, falls $|i - j| \geq p$
(Nur Diagonale und wenige Nebendiagonalen sind besetzt),
- Pfeilmatrizen, siehe Beispiel II.7.0.D,
- Blockmatrizen mit dünnbesetzten Blöcken, siehe Unterabschnitt 1.3.3.

► Dünnbesetzte Matrizen haben meist eine spezielle **Struktur**

(d.h. Einträge $\neq 0$ befinden sich an ganz speziellen Positionen).

MATLAB bietet **spezielle Datenstrukturen** für dünnbesetzte Matrizen, die verwendet werden *müssen*, damit MATLAB-Funktionen die spezielle Struktur von Matrizen ausnutzen können.

Initialisierung einer dünnbesetzten $m \times n$ -Matrix in MATLAB

$$A = \text{sparse}(I, J, a, m, n)$$

- $I \hat{=}$ Array von Zeilenindices potentieller Nicht-Null-Einträge
- $J \hat{=}$ Array von Spaltenindices potentieller Nicht-Null-Einträge
- $a \hat{=}$ Array von Werten potentieller Nicht-Null-Einträge
- $m, n \hat{=}$ Anzahl von Zeilen und Spalten

- Notwendig:
- gleiche Anzahl von Elementen in I , J und a !
 - Einträge von I , J sind positive ganze Zahlen
 - $I(l) \leq m$ und $J(l) \leq n$ für alle möglichen l
(sonst „Index exceeds matrix dimension“)

Listing 5.17: (mysparse.m) Zu MATLAB-sparse *algebraisch äquivalente* Funktion (liefert aber A in der Datenstruktur einer standard vollbesetzten Matrix zurück!)

```

1 function A = mysparse(I, J, a, m, n)
2     k = numel(I);
3     if ((numel(J) ~= k) || (numel(a) ~= k))
4         error('Length mismatch'); end
5     if ((min(I) < 1) || (max(I) > m) || (min(J) < 1) || (max(J) > n))
6         error('Index out of range'); end
7     A = zeros(m, n);
8     for l=1:k, A(I(l), J(l)) = A(I(l), J(l)) + a(l); end

```

Listing 5.18: MATLAB-Skript: Matrix \times Vektor-Multiplikation mit dünnbesetzten Matrizen

```

1 function sparsemvtiming
2 % Measurement of runtimes for matrix $\times$ vector multiplication with
3 % a sparse matrix.
4 N = 2000; % Maximal size of matrix
5 % Initialize random column vectors of length N and N-1, respectively.
6 d = rand(N,1); d1 = rand(N-1,1); du = rand(N-1,1); v = rand(N,1);
7 % Initialize dense triadiagonal matrix, see the documntation of the MATLAB
8 % diag for details.
9 T_dense = diag(d)+diag(d1,-1)+diag(du,1);
10 % Initialize sparse triadiagonal matrix
11 T_sparse = sparse([1:N,1:N-1,2:N],[1:N,2:N,1:N-1],[d;du;d1],N,N);

```

```

3 res = []; % matrix for recording times
4 % conduct timings for vectors of different size n
5 for n=10:10:N
6     % Extract sub-matrices, which will be sparse and dense matrices again
7     Td = T_dense(1:n,1:n); Ts = T_sparse(1:n,1:n);
8     t1 = realmax; for j=1:3, tic; w1 = Td*v(1:n); t1 = min(toc,t1); end
9     t2 = realmax; for j=1:3, tic; w2 = Ts*v(1:n); t2 = min(toc,t2); end
10    norm(w1-w2), % Check for agreement of results
11    res = [res; n, t1, t2];
12 end
13
14 % Create plots of runtimes.
15 figure;
16 plot(res(:,1),res(:,2),'b+',res(:,1),res(:,3),'r.');
```

xlabel ('{\bf matrix size n}','fontsize',14);

ylabel ('{\bf runtime [s]}','fontsize',14);

title (['runtime measurements for matrix-vector multiplication for sparse and '

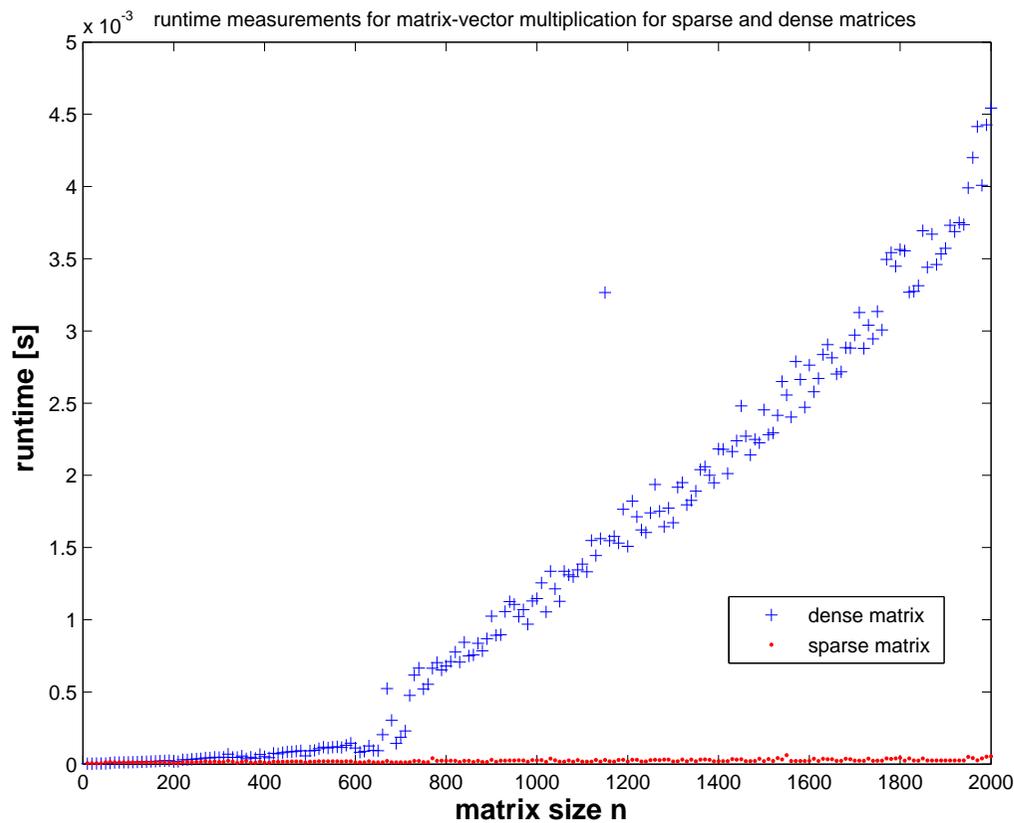
...

'dense matrices']);

legend ('dense matrix','sparse matrix','location','best');

print -depsc2 '../..//LANMFigures/sparsemvtiming.eps';

end



◁ Rechenzeiten gemessen mit Code 5.18

Mac OS X 10.6, MATLAB R2012a,
Intel Core i7, 2.66 GHz,

Initialisierung spezieller dünnbesetzter Matrizen in MATLAB:

speye: Einheitsmatrix als dünnbesetzte Matrix

sparse(m,n): $m \times n$ -Nullmatrix als dünnbesetzte Matrix

MATLAB-Matrixbaukasten:

Matrixblock sparse \implies Resultat sparse

5.5 Lösen linearer Gleichungssysteme und linearer Ausgleichs- probleme

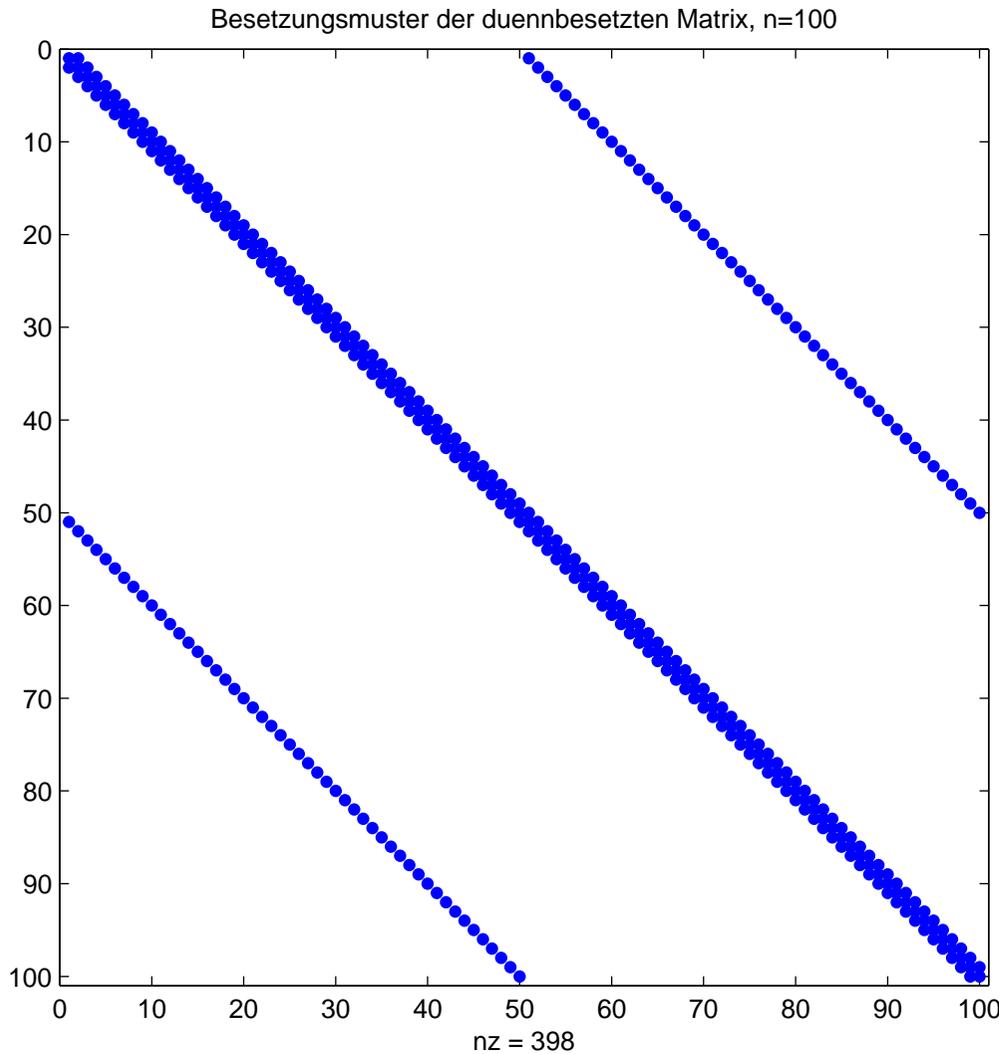
\-Operator:

- ① $A \in \mathbb{R}^{n,n}$ invertierbar: $x = A \setminus b$ berechnet $x = A^{-1}b$ für $b \in \mathbb{R}^n$

Rechenaufwand für $x = A \setminus b$: i.a. $O(n^3)$

- ② $A \in \mathbb{R}^{m,n}$, $m > n$: $x = A \setminus b$ berechnet **Kleinste-Quadrate-Lösung** von $Ax = b$.

Rechenaufwand für $x = A \setminus b$: i.a. $O(mn^2)$



$\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$, n gerade mit

$$(\mathbf{A})_{i,j} = \begin{cases} 4 & , \text{ falls } i = j , \\ 1 & , \text{ falls } i = j \pm 1 , \\ 1 & , \text{ falls } i = j \pm \frac{n}{2} , \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases}$$

◁ “spy-plot” der Matrix für $n = 100$.

(erzeugt mit MATLAB-Funktion `spy`)

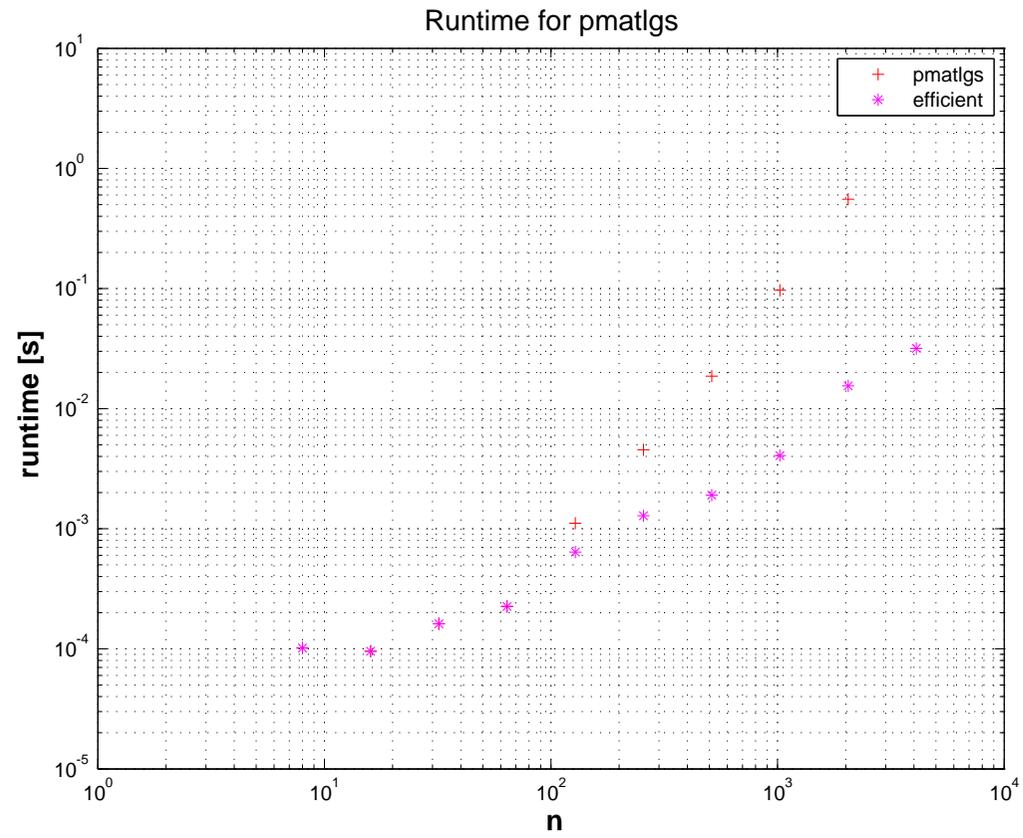
Listing 5.19: MATLAB-Skript: Messung der Laufzeit für das Lösen eines linearen Gleichungssystems mit dünnbesetzter Koeffizientenmatrix

```
1 % MATLAB script for timing the solution of a sparse linear system
2
```

```

3 % Outer timing loop: measure runtime of backslash solve for sparse coefficient
  matrices of increasing size
4 res = []; % Matrix for storing runtimes along with matrix sizes
5 for n = 10:10:3000
6     % I: Build sparse diagonal dominant tridiagonal matrix of size  $n \times n$ ,  $n$  even.
7     I = [1:n,1:n-1,2:n,1:(n/2), (n/2+1):n];
8     J = [1:n,2:n,1:n-1, (n/2+1):n,1:(n/2)];
9     A = sparse(I,J,[4*ones(n,1);ones(3*n-2,1)],n,n);
0     b = rand(n,1); % Initialize random right hand side vector
1     % Runtime measurement using MATLAB's tic-toc functions
2     t = realmax; for j=1:3, tic; x = A\b; t = min(toc,t); end
3     % record measured times
4     res = [res; n t];
5 end
6 % Doubly logarithmic plot of runtimes
7 figure; plot(res(:,1),res(:,2),'r+');
8 xlabel('{\bf n}','fontsize',14);
9 ylabel('{\bf runtime [s]}','fontsize',14);
0 title('Runtime for solution of sparse linear
  system','fontsize',14);
1 print -depsc2 '../LANMfigures/sparselinsolvetiming.eps';

```



◁ Rechenzeiten gemessen mit Code 5.19

Mac OS X 10.6, MATLAB R2012a,
Intel Core i7, 2.66 GHz,

Beobachtung: empirischer Rechenaufwand $O(n)$!



5.6 MATLAB-Projekte

LINK zu einführender Präsentation.

Genauere Projektbeschreibungen und für die Bearbeitung der Projekte erforderliche Dateien finden Sie hier.

5.6.1 Projekt: Ideale statische Fachwerke

Siehe Vorlesungspräsentation für Hintergrundinformation und Projektverzeichnis "Fachwerksimulator" für die Projektbeschreibung und Dateien.

5.6.2 Projekt: Entrauschen eines Bildes

LINK zu Projektbeschreibung und Dateien.

5.6.3 Projekt: Netzglättung

LINK auf Projektbeschreibung und MATLAB-Dateien.

5.6.4 Projekt: Rekonstruktion eines Dreiecksnetzes

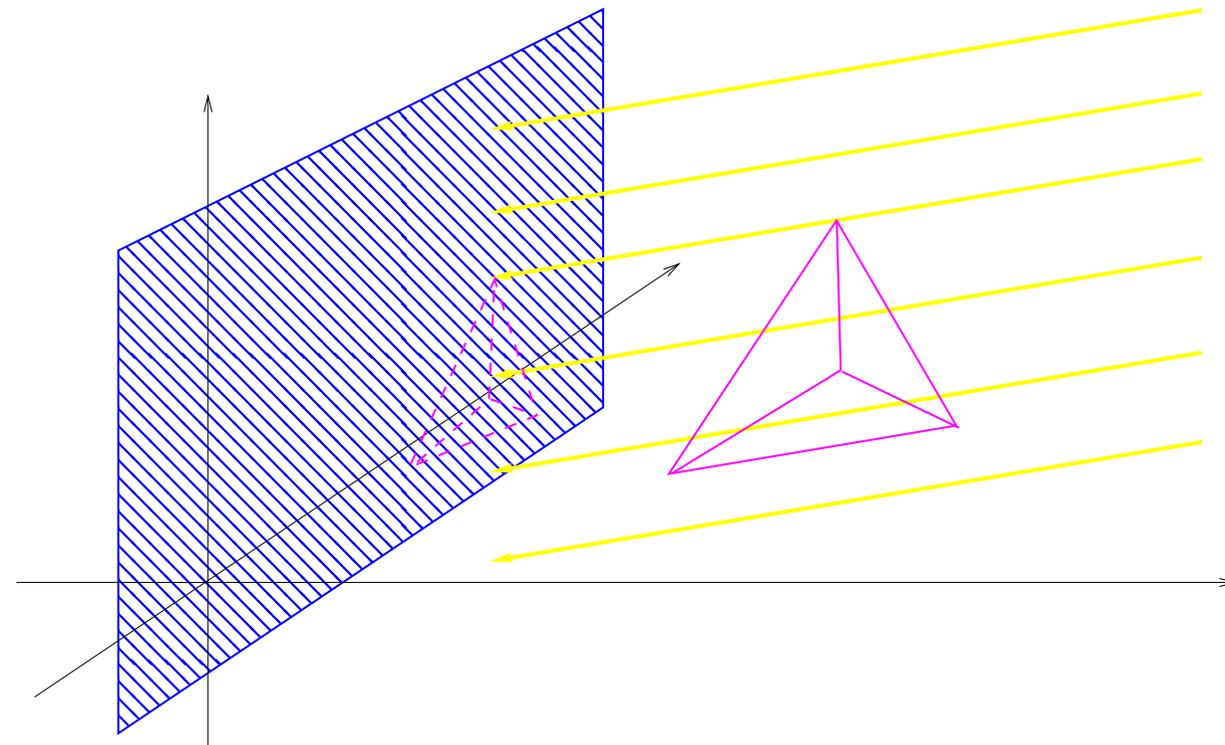
LINK zu Projektbeschreibung (PDF-Datei) und Dateien.

Listing 5.20: Diese Funktion lässt sich auch durch ein **einziges** MATLAB-Statement ersetzen. Welches?

```
1 function y = sparseact(ridx, cidx, val, n, x)
2   y = zeros(n, 1);
3   for k=1:numel(I), y(ridx(k)) = y(ridx(k)) + val(k)*x(cidx(k));
   end
```

6

Lineare Abbildungen



Computergraphik:

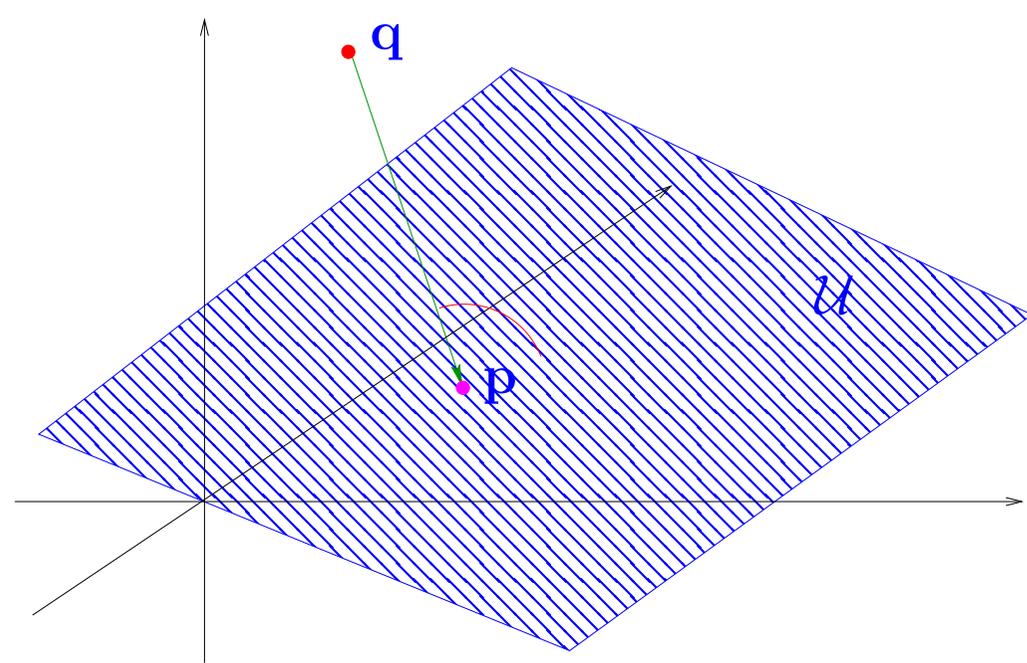
Projektion auf Bildebene

Punkte im Raum \mapsto Punkte in der Ebene

R. Hiptmair
SAM, ETHZ

Orthogonale Projektion auf Unterraum \mathcal{U} :
 (→ Abschnitt 4.2.3)

Abbildung $\mathbf{q} \in \mathcal{V} \mapsto \mathbf{p} \in \mathcal{U}$



Listing 6.1: Animation eines rotierenden Tetraeders

```

1 % MATLAB visualization of the projection of a rotating tetrahedron
2 % axis of rotation
3 a = [1;1;2];
4 % Planar rotation matrix parameterized by rotation angle and implemented as
5 % a MATLAB function handle
6 D = @(phi) [ cos(phi), -sin(phi); sin(phi) , cos(phi)];
7 % Corner points of tetrahedron
8 T = [0 1 0 0;0 0 1 0;0 0 0 1];
9 % Compute parameterized transformation matrix for rotation, see rotmatrix.m for
  details
10 [Q,R] = qr(a); M = @(phi) Q*[[1 0 0];[0;0] D(phi)]*Q';
11
12 figure('name','rotating tetrahedron');
13 % Main loop for rotating the tetrahedron
14 for phi=0:pi/180:(2*pi)
15     Tmap = M(phi)*T;
16     cla; axis([-1 1.5 -1 1.5]); hold on;
  
```

```

17 for j=2:4
18     for k=1:j-1
19         plot ( [Tmap (1, j) , Tmap (1, k) ] , [Tmap (2, j) , Tmap (2, k) ] , 'm-' ) ;
20     end
21 end
22 drawnow; hold off;
23 end

```

Wie in Kapitel 3:

 Notation: $\mathcal{V}, \mathcal{W}, \mathcal{U} \hat{=}$ Menge („Räume“) aller Matrizen einer bestimmten Grösse,
(Grösse fest, aber oft nicht eigens spezifiziert)

Spezialfälle: Räume von Spaltenvektoren/Zeilenvektoren ($\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m$)

Sprachgebrauch: Elemente von \mathcal{V} und \mathcal{W} werden als **“Vektoren”** bezeichnet, auch wenn es sich vielleicht um Matrizen handelt.

6.1 Wiederholung: Vektoren und Koordinaten

Erinnerung an Abschnitt 3.4:

Nach Wahl einer **Basis**:

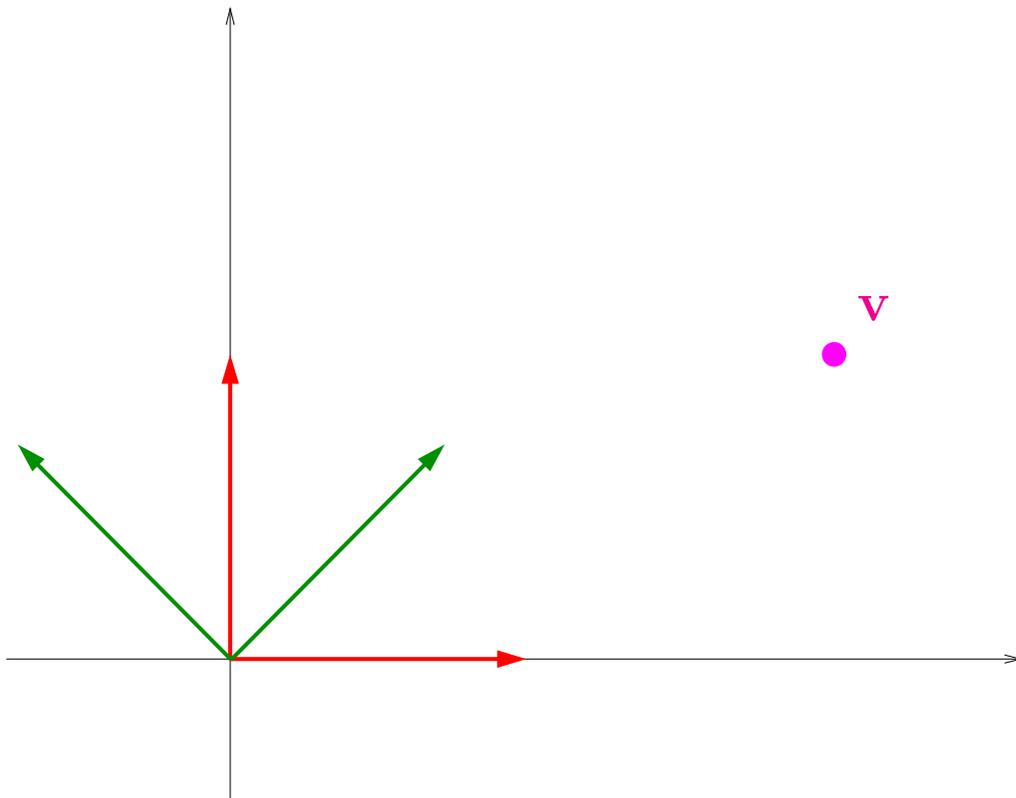
Vektor $\in \mathcal{V}$ \longleftrightarrow Koordinatenvektor $\in \mathbb{R}^n$, $n := \dim \mathcal{V}$
(ein Spaltenvektor, **basisabhängig!**)

Unterscheide:

Vektor (Punkt, Kraftvektor, etc.)

\neq

Koordinatenvektor



„rote Basis“: $\left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \right\}$

„güne Basis“: $\left\{ \begin{bmatrix} \frac{1}{2}\sqrt{2} \\ \frac{1}{2}\sqrt{2} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}\sqrt{2} \\ \frac{1}{2}\sqrt{2} \end{bmatrix} \right\}$

Koordinatenvektoren des Punktes/Vektors \mathbf{v} :

$$\begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} \longleftrightarrow \begin{bmatrix} \frac{3}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$$

Definition VI.1.0.A (Koordinatenabbildung).

Sei $\dim \mathcal{V} = n$ und $\mathfrak{B}_V := \{\mathbf{b}^1, \dots, \mathbf{b}^n\}$ eine **Basis** von \mathcal{V} . Dann heisst die Abbildung

$$K_{\mathfrak{B}_V} : \begin{cases} \mathcal{V} \rightarrow \mathbb{R}^n \\ \mathbf{v} \mapsto \begin{bmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix} \end{cases} \quad \text{so, dass} \quad \mathbf{v} = \sum_{j=1}^n c_j \mathbf{b}^j$$

die **Koordinatenabbildung/Koeffizientenabbildung** zur Basis \mathfrak{B}_V .

Korollar III.4.0.B \Rightarrow Koordinatenabbildungen sind umkehrbar (**bijektiv**)

Erinnerung an Satz III.4.0.H \Rightarrow **Transformation** von Koordinatenvektoren bei **Basiswechsel**

Definition VI.2.0.A (Lineare Abbildung).

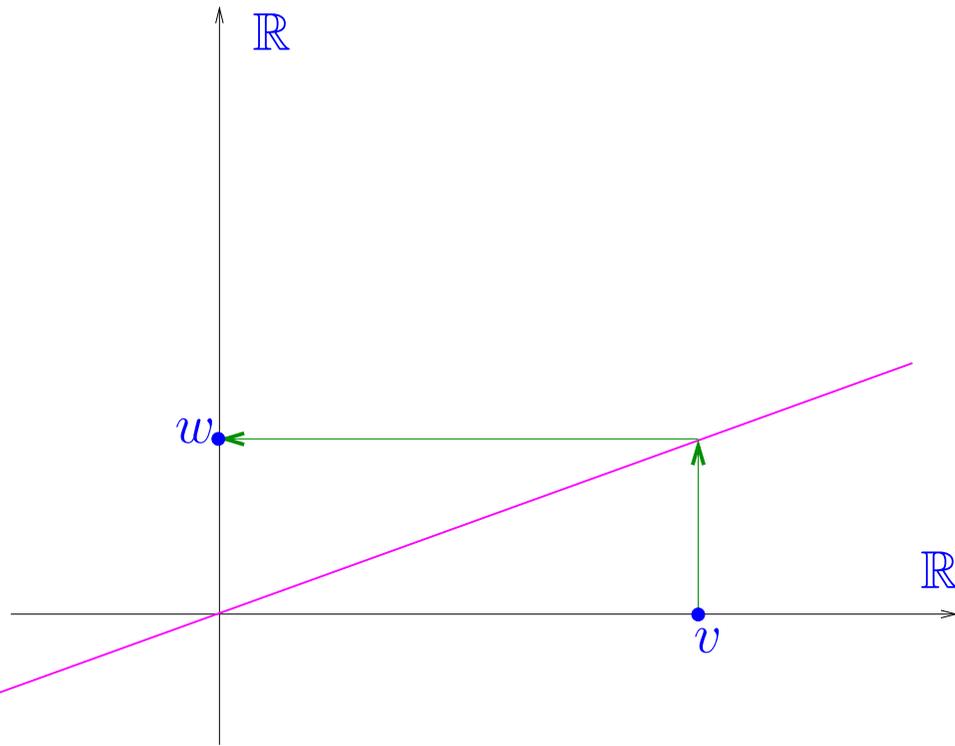
Eine Abbildung (Funktion, siehe [1, Abschnitt 2.1]) $L : \mathcal{V} \rightarrow \mathcal{W}$ ist *linear*, falls

$$L(\mathbf{x} + \mathbf{y}) = L(\mathbf{x}) + L(\mathbf{y}) \quad \text{für alle } \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{V}, \quad (\text{L1})$$

$$L(\alpha \mathbf{v}) = \alpha L(\mathbf{v}) \quad \text{für alle } \mathbf{v} \in \mathcal{V}, \alpha \in \mathbb{R}. \quad (\text{L2})$$

Notation: $\mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W}) \hat{=}$ Menge der linearen Abbildungen $\mathcal{V} \rightarrow \mathcal{W}$.

Beispiel VI.2.0.B (Lineare Abbildung $\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$).



$$\mathcal{V} = \mathcal{W} = \mathbb{R}, \dim \mathcal{V} = \dim \mathcal{W} = 1$$

◁ Funktionsgraph einer linearen Abbildung $\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$: Gerade durch 0 („lineare Funktion“)

$$w = \gamma v, \quad \gamma \in \mathbb{R}.$$



Beispiel VI.2.0.C („Standardbeispiel“ für lineare Abbildung).

Für

$$\mathcal{V} = \mathbb{R}^n, \quad \mathcal{W} = \mathbb{R}^m,$$

und eine *gegebene* Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ definiert

$$L_{\mathbf{A}} : \begin{cases} \mathbb{R}^n & \rightarrow \mathbb{R}^m \\ \mathbf{x} & \mapsto \mathbf{A}\mathbf{x} \end{cases}$$

eine lineare Abbildung.



Ist $\dim \mathcal{V} = n$ und \mathcal{B}_V eine Basis von \mathcal{V} , so ist die zugeordnete Koordinatenabbildung $K_{\mathcal{B}_V}$ eine **bijektive** (eindeutige, umkehrbare) lineare Abbildung zwischen \mathcal{V} und \mathbb{R}^n !

Klar:

$$\begin{aligned} K_{\mathcal{B}_V}(\mathbf{v} + \mathbf{w}) &= K_{\mathcal{B}_V}(\mathbf{v}) + K_{\mathcal{B}_V}(\mathbf{w}) && \forall \mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathcal{V}, \\ K_{\mathcal{B}_V}(\alpha \mathbf{v}) &= \alpha K_{\mathcal{B}_V}(\mathbf{v}) && \forall \mathbf{v} \in \mathcal{V}, \forall \alpha \in \mathbb{R}. \end{aligned}$$

linke Seite („**Vektorseite**“):

rechte Seite („**Koordinatenseite**“):

Rechenoperationen in \mathcal{V}

Vektorkalkül in \mathbb{R}^n



► Lineare Abbildungen vertauschen mit der Bildung von Linearkombinationen:

$$L\left(\sum_{j=1}^m c_j \mathbf{v}^j\right) = \sum_{j=1}^m c_j L(\mathbf{v}^j) \quad \text{für } \mathbf{v}^j \in \mathcal{V}, c_j \in \mathbb{R}. \quad (\text{VI.2.0.E})$$

Aus (VI.2.0.E) ergeben sich spezielle Abbildungseigenschaften:

Notation: **Bildmenge**: für $L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$ und $\mathcal{M} \subset \mathcal{V}$ setze

$$L(\mathcal{M}) := \{\mathbf{w} \in \mathcal{W} : \exists \mathbf{v} \in \mathcal{V} \text{ so, dass } L(\mathbf{v}) = \mathbf{w}\} \subset \mathcal{W} .$$

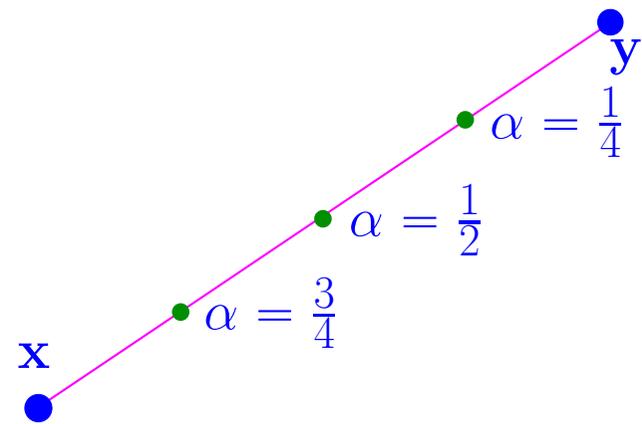
Satz VI.2.0.L (Abbildungseigenschaften linearer Abbildungen).

Sei $L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$ eine lineare Abbildung zwischen \mathcal{V} und \mathcal{W} . Dann gilt

- (i) Ist $\mathcal{U} \subset \mathcal{V}$ ein Unterraum (\rightarrow Definition III.1.0.C) von \mathcal{V} , so ist $L(\mathcal{U})$ ein Unterraum von \mathcal{W} .
- (ii) Ist $\mathcal{A} \subset \mathcal{V}$ ein affiner Teilraum (\rightarrow Definition III.1.0.J) von \mathcal{V} , so ist $L(\mathcal{A})$ ein affiner Teilraum von \mathcal{W} .

Anschauung: Lineare Abbildungen bilden Geraden/Ebenen auf Punkte/Geraden/Ebenen ab.

Eine spezielle Abbildungseigenschaft:



Definition VI.2.0.M (Verbindungsstrecke).

Für $x, y \in \mathcal{V}$ heisst die Menge

$$[[x, y]] := \{v \in \mathcal{V} : \exists \alpha \in [0, 1] : v = \alpha x + (1 - \alpha)y\} \subset \mathcal{V}$$

die Verbindungsstrecke von x und y .

Korollar VI.2.0.P („Verbindungsstrecke auf Verbindungsstrecke“).

Jede lineare Abbildung $L : \mathcal{V} \rightarrow \mathcal{W}$ bildet die Verbindungsstrecke zweier beliebiger Vektoren $x, y \in \mathcal{V}$ auf die Verbindungsstrecke ihrer Bildvektoren ab:

$$L([[x, y]]) = [[L(x), L(y)]] .$$

► Visualisierung linearer Abbildungen $x \mapsto Ax$, $A \in \mathbb{R}^{2,2}$, in 2D:

Image of star under [0 1;1 0]

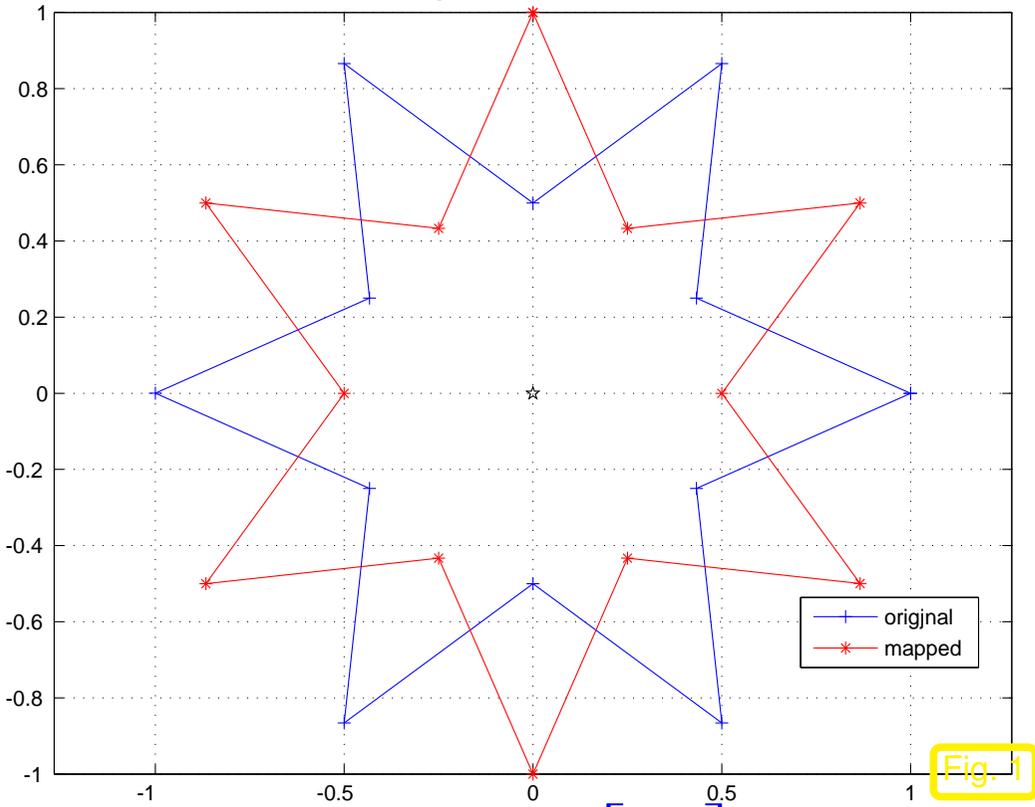


Abb. 5: $A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$

Image of star under [0.25 0.5;0.75 1]

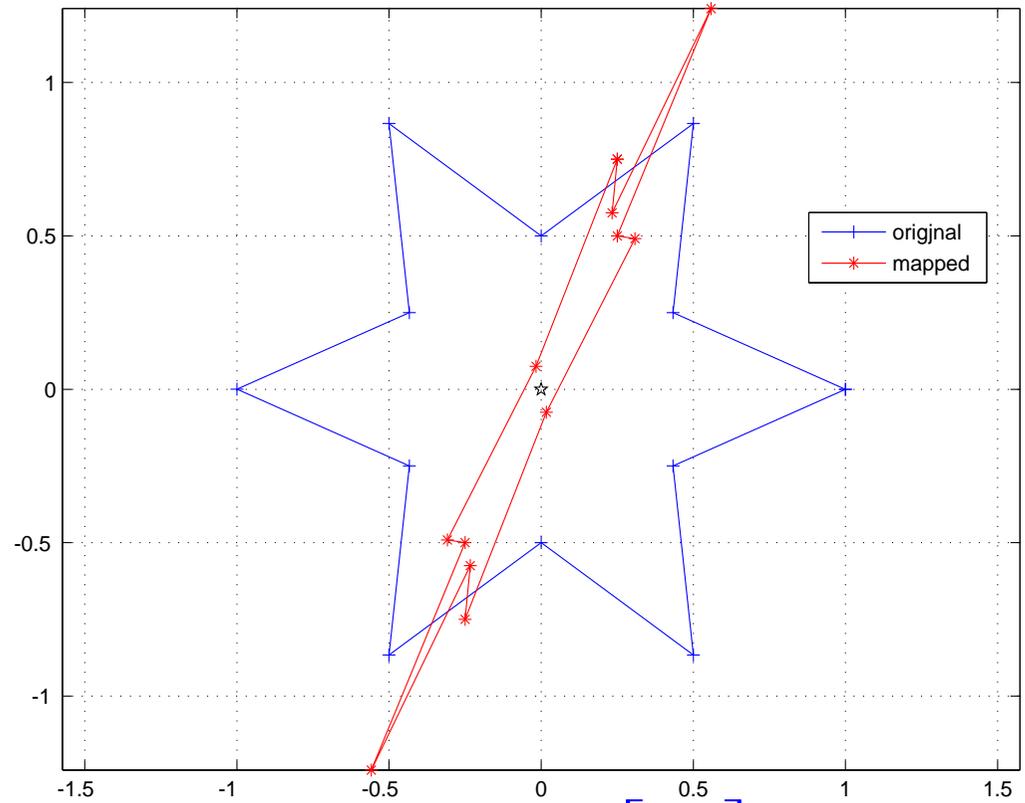


Abb. 6: $A = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix}$

Image of star under [0.25 0.5;0.5 1]

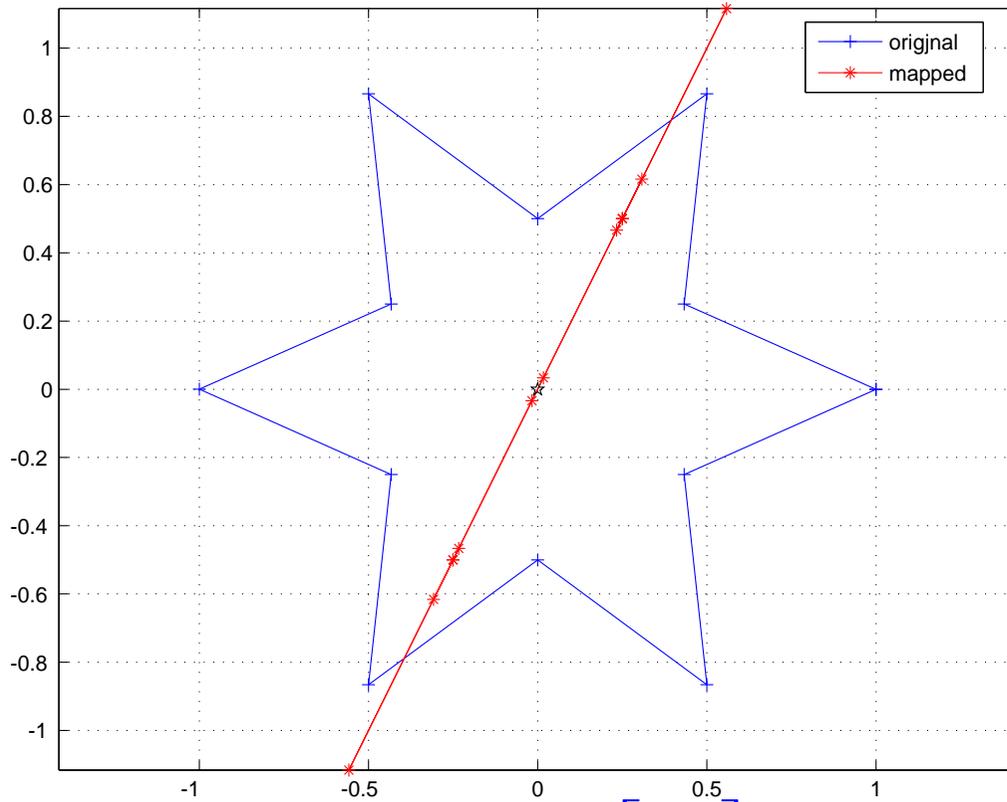


Abb. 7: $\mathbf{A} = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 4 \end{bmatrix}$

Image of star under [0.3333333333333333 0;1 0.3333333333333333]

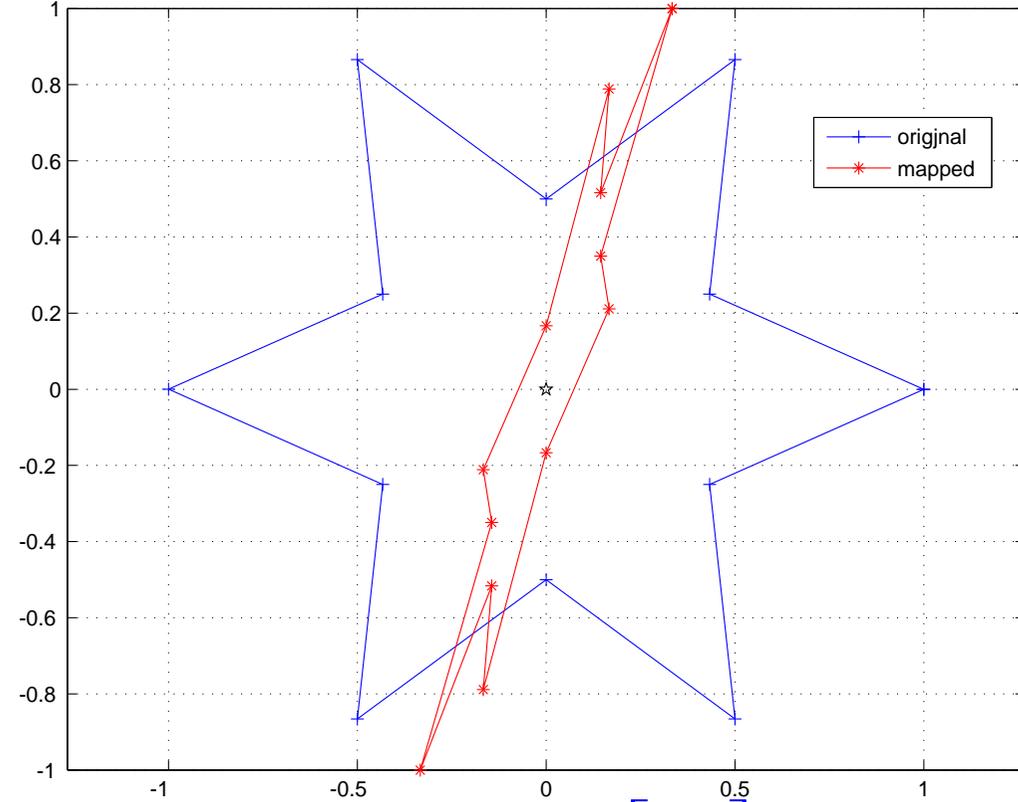


Abb. 8: $\mathbf{A} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 3 & 1 \end{bmatrix}$

Listing 6.2: Visualisierung linearer Abbildungen in 2D

```

1 function linmapvis(A)
2 % Visualizes the action of the linear mapping described by matrix A by applying
3 % it to a star.
4
5 % Create a 2x13-matrix x whose columns contain the coordinates of the
6 % vertices of the star
7 x_outer = [cos(2*pi*(0:6)/6); sin(2*pi*(0:6)/6)];
8 x_inner = 0.5*[cos(2*pi*(0:5)/6+pi/6); sin(2*pi*(0:5)/6+pi/6)];
9 x = zeros(2,13); x(:,1:2:13) = x_outer; x(:,2:2:12) = x_inner;

```

```

11 % Map the star
12 y = A*x;
13
14 % Plot the original star and its image under A
15 figure('name','image of star');
16 plot(x(1,:),x(2:),'b-+',y(1,:),y(2:),'r-*',[0],[0],'kp'); hold on;
17 legend('original','mapped','location','best'); grid on;
18 axis equal; title(['Image of star under ' mat2str(A)]);

```

Komposition

Erinnerung: Hintereinanderausführung/Verkettung/**Komposition** von Abbildungen:

$$\begin{array}{l}
 F: \mathcal{V} \rightarrow \mathcal{W}, \\
 G: \mathcal{W} \rightarrow \mathcal{U}
 \end{array}
 \quad : \quad
 G \circ F: \begin{cases} \mathcal{V} \rightarrow \mathcal{U} \\ \mathbf{v} \mapsto (G \circ F)(\mathbf{v}) := G(F(\mathbf{v})) \end{cases} .$$

Satz VI.2.0.F (Komposition linearer Abbildungen).

Die Hintereinanderausführung (Komposition) zweier linearer Abbildungen ist wieder eine lineare Abbildung:

$$L \in \mathcal{L}(V, W), S \in \mathcal{L}(W, U) \Rightarrow S \circ L \in \mathcal{L}(V, U) .$$

Definition VI.2.0.G (Nullraum/Kern und Bild einer linearen Abbildung).

Für eine lineare Abbildung $L : \mathcal{V} \rightarrow \mathcal{W}$ ist ihr **Nullraum/Kern** definiert durch

$$\text{Kern}(L) := \{ \mathbf{v} \in V : L(\mathbf{v}) = 0 \} ,$$

und ihr **Bild**

$$\text{Bild}(L) := \{ L(\mathbf{v}), \mathbf{v} \in V \}$$

Satz VI.2.0.J (Unterräume zu linearen Abbildungen).

Für eine lineare Abbildung $L : \mathcal{V} \rightarrow \mathcal{W}$ ist $\text{Kern}(L)$ ein Unterraum (\rightarrow Definition III.1.0.C) von \mathcal{V} und $\text{Bild}(L)$ ein Unterraum von \mathcal{W} .

Definition VI.2.0.K (Rang einer linearen Abbildung).

$L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$ ist ihr **Rang** die Dimension des Bildes:

$$\text{Rang } L := \dim \text{Bild}(L) .$$

Affine Abbildungen

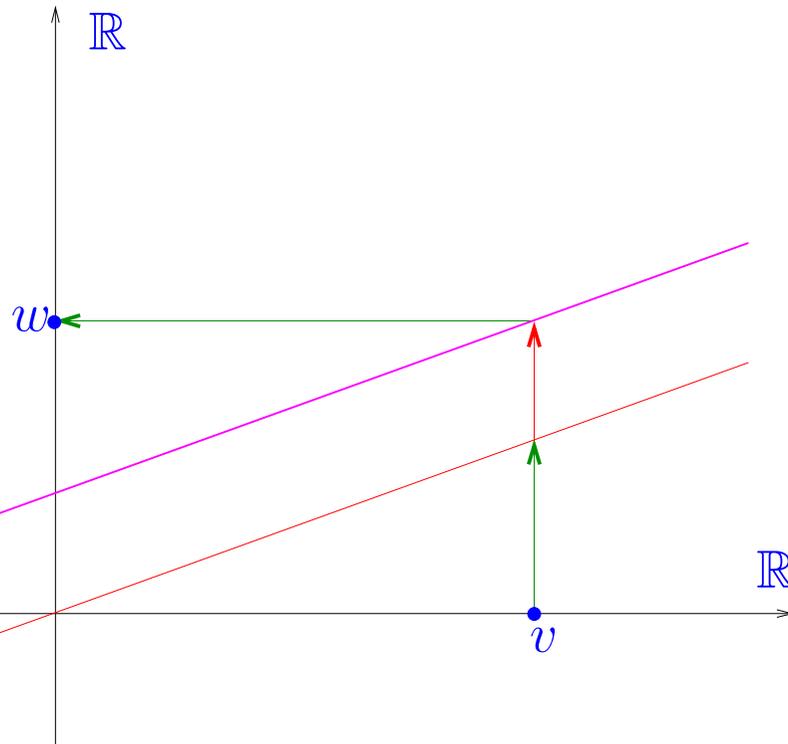
Verallgemeinerung linearer Abbildungen:

Definition VI.2.0.Q (Affine Abbildung).

Eine Abbildung $M : \mathcal{V} \rightarrow \mathcal{W}$ ist eine **affine Abbildung**, wenn es eine lineare Abbildung $L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$ und einen **Verschiebungsvektor** $\mathbf{t} \in \mathcal{W}$ so gibt, dass

$$M(\mathbf{v}) = L(\mathbf{v}) + \mathbf{t} \quad \forall \mathbf{v} \in \mathcal{V} .$$

Beispiel VI.2.0.T (Affine Abbildung $\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$).



$$\mathcal{V} = \mathcal{W} = \mathbb{R}, \dim \mathcal{V} = \dim \mathcal{W} = 1$$

◁ Funktionsgraph einer affinen Abbildung $\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$: beliebige Gerade

$$w = \gamma v + \tau, \quad \gamma, \tau \in \mathbb{R}.$$



Beachte: Eine affine Abbildung bildet immer noch affine Teilräume von \mathcal{V} wieder auf solche von \mathcal{W} ab, Verbindungsstrecken auf Verbindungsstrecken, jedoch nicht mehr Unterräume auf Unterräume!

6.3.1 Definition

Satz VI.3.1.B (Festlegung einer linearen Abbildung).

Eine lineare Abbildung $L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$ ist eindeutig durch ihre Wirkung auf die Vektoren einer Basis von \mathcal{V} bestimmt.

Ist $\mathcal{B}_V := \{\mathbf{b}^1, \dots, \mathbf{b}^n\}$, $n := \dim \mathcal{V}$, eine Basis von \mathcal{V}
und $\mathcal{B}_W := \{\mathbf{q}^1, \dots, \mathbf{q}^m\}$, $m := \dim \mathcal{W}$, eine Basis von \mathcal{W} , so ist die

Matrixdarstellung (“Koordinatendarstellung”) $\mathbf{A} := K_{\mathcal{B}_W}^{\mathcal{B}_V}(L) \in \mathbb{R}^{m,n}$ von $L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$

bzüglich der Basen \mathcal{B}_V und \mathcal{B}_W definiert durch

$$(\mathbf{A})_{\ell,j} := a_{\ell,j}, \quad \ell \in \{1, \dots, m\}, \quad j \in \{1, \dots, n\} \quad \text{wobei} \quad L(\mathbf{b}^j) = \sum_{\ell=1}^m a_{\ell,j} \mathbf{q}^\ell, \quad (\text{VI.3.1.C})$$

d.h. in der j . Spalte der Darstellungsmatrix \mathbf{A} stehen die Koordination des Bildes des j . Basisvektors von \mathcal{V} .

Satz VI.3.1.D (Vektorseite und Koordinatenseite).

Sind $\mathcal{B}_V, \mathcal{B}_W$ Basen von \mathcal{V} und \mathcal{W} und \mathbf{A} die Matrixdarstellung von $L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$ bzgl. $\mathcal{B}_V, \mathcal{B}_W$, dann gilt

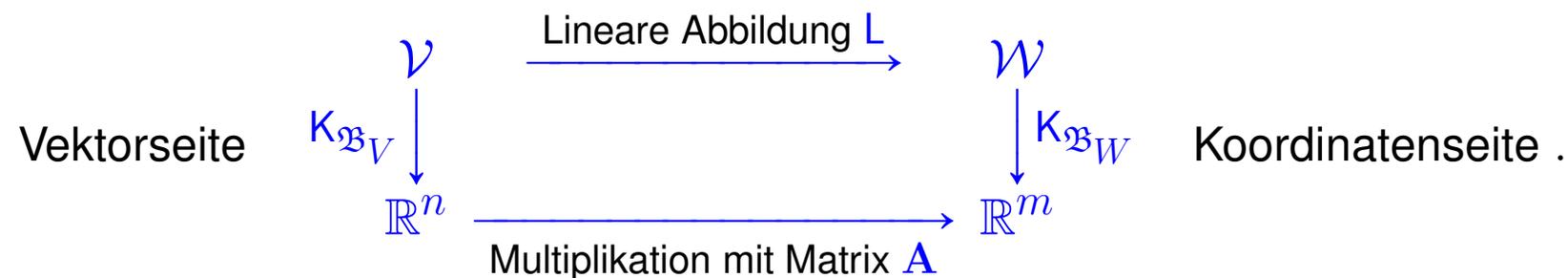
$$K_{\mathcal{B}_W}(L(\mathbf{v})) = \mathbf{A} \cdot K_{\mathcal{B}_V}(\mathbf{v}) \quad \forall \mathbf{v} \in \mathcal{V}.$$



$$L = K_{\mathcal{B}_W}^{-1} \circ L_{\mathbf{A}} \circ K_{\mathcal{B}_V}.$$

(VI.3.1.E)

Graphisch dargestellt: Wenn $\dim \mathcal{V} = n, \dim \mathcal{W} = m$:



Da $K_{\mathcal{B}_V}, K_{\mathcal{B}_W}$ bijektiv:

Satz VI.3.1.G (Injektivität und Surjektivität linearer Abbildungen).

Sei \mathbf{A} eine Matrixdarstellung von $L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$ (bzgl. beliebiger Basen). Dann gilt

- (i) L **surjektiv** $\Leftrightarrow L_{\mathbf{A}}$ **surjektiv** $\Leftrightarrow \text{Bild}(\mathbf{A}) = \mathbb{R}^{\dim \mathcal{W}}$ $\Leftrightarrow \text{Rang}(\mathbf{A}) = \dim \mathcal{W}$,
- (ii) L **injektiv** $\Leftrightarrow L_{\mathbf{A}}$ **injektiv** $\Leftrightarrow \text{Kern}(\mathbf{A}) = \{\mathbf{0}\}$ $\Leftrightarrow \text{Rang}(\mathbf{A}) = \dim \mathcal{V}$.

Erinnerung: Begriffe aus der Analysis-Vorlesung [1, Abschnitt 2.1]:

- Eine Abbildung $F : \mathcal{V} \rightarrow \mathcal{W}$ ist **surjektiv**, wenn $F(\mathcal{V}) = \mathcal{W}$.
- Eine Abbildung $F : \mathcal{V} \rightarrow \mathcal{W}$ ist **injektiv**, wenn

$$F(\mathbf{v}) = F(\mathbf{v}') \Rightarrow \mathbf{v} = \mathbf{v}' .$$

Eine lineare Abbildung $L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$ kann *nur dann* **bijektiv** sein, wenn $\dim \mathcal{V} = \dim \mathcal{W}$!

Satz VI.3.1.H (Matrixdarstellung und spezielle Unterräume).

Es seien $\mathcal{B}_V, \mathcal{B}_W$ Basen von \mathcal{V} und \mathcal{W} und $\dim \mathcal{V} = n, \dim \mathcal{W} = m$. Dann gilt für eine lineare Abbildung $L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$ mit Matrixdarstellung $\mathbf{A} = K_{\mathcal{B}_V}^{\mathcal{B}_W}(L) \in \mathbb{R}^{m,n}$

$$K_{\mathcal{B}_W}(\text{Bild}(L)) = \text{Bild}(\mathbf{A}) \subset \mathbb{R}^m,$$

$$K_{\mathcal{B}_V}(\text{Kern}(L)) = \text{Kern}(\mathbf{A}) \subset \mathbb{R}^n.$$

“Dimensionssatz” Korollar III.3.0.H \blacktriangleright $\dim \text{Kern}(L) = \dim \mathcal{V} - \dim \text{Bild}(L)$. (4.2.J)

Satz VI.3.1.J (Matrixdarstellung der Komposition linearer Abbildungen).

Es bezeichnen $l, n, m \in \mathbb{N}_0$ die Dimensionen von $\mathcal{U}, \mathcal{V}, \mathcal{W}$. Ferner seien $\mathfrak{B}_U, \mathfrak{B}_V$ und \mathfrak{B}_W Basen von $\mathcal{U}, \mathcal{V}, \mathcal{W}$.

Ferner sei $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ die Matrixdarstellung von $L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$ bzgl. der Basen \mathfrak{B}_V und \mathfrak{B}_W ($\mathbf{A} = K_{\mathfrak{B}_V}^{\mathfrak{B}_W}(L) \in \mathbb{R}^{m,n}$), und $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{l,m}$ die Matrixdarstellung von $S \in \mathcal{L}(\mathcal{W}, \mathcal{U})$ bzgl. der Basen \mathfrak{B}_W und \mathfrak{B}_U ($\mathbf{B} = K_{\mathfrak{B}_W}^{\mathfrak{B}_U}(S) \in \mathbb{R}^{l,m}$).

Dann hat $S \circ L$ die Matrixdarstellung $\mathbf{B} \cdot \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{l,n}$ bzgl. \mathfrak{B}_V und \mathfrak{B}_U :

$$K_{\mathfrak{B}_V}^{\mathfrak{B}_U}(S \circ L) = K_{\mathfrak{B}_W}^{\mathfrak{B}_U}(S) \cdot K_{\mathfrak{B}_V}^{\mathfrak{B}_W}(L).$$

6.3.2 Matrixdarstellung bei Basiswechsel

Betrachte $L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$. Klar: Matrixdarstellung gemäss (VI.3.1.C) ist abhängig von der Wahl der Basen.

Fragestellung wie in Abschnitt 3.4: Wie ändert sich die Matrixdarstellung bei Wechsel zu anderen Basen?

Für \mathcal{V} mit $\dim \mathcal{V} = n$: „alte Basis“ $\mathfrak{B}_V := \{\mathbf{b}^1, \dots, \mathbf{b}^n\}$
 „neue Basis“ $\tilde{\mathfrak{B}}_V := \{\tilde{\mathbf{b}}^1, \dots, \tilde{\mathbf{b}}^n\}$

Für \mathcal{W} mit $\dim \mathcal{V} = m$: „alte Basis“ $\mathfrak{B}_W := \{\mathbf{q}^1, \dots, \mathbf{q}^m\}$
 „neue Basis“ $\tilde{\mathfrak{B}}_W := \{\tilde{\mathbf{q}}^1, \dots, \tilde{\mathbf{q}}^m\}$

(Inverse) **Basiswechselmatrizen**, vgl. Satz III.4.0.H:

$$\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{n,n}: \quad \tilde{\mathbf{b}}^k = \sum_{j=1}^n (\mathbf{S})_{j,k} \mathbf{b}^j, \quad k \in \{1, \dots, n\},$$

(VI.3.2.A)

$$\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{m,m}: \quad \mathbf{q}^\ell = \sum_{i=1}^m (\mathbf{R})_{i,\ell} \tilde{\mathbf{q}}^i, \quad \ell \in \{1, \dots, m\}.$$

Beachte: \mathbf{R} ist die Basiswechselmatrix neue Basis \rightarrow alte Basis.

Satz VI.3.2.B (Transformation von Matrixdarstellungen).

Es seien $\mathcal{B}_V, \tilde{\mathcal{B}}_V$ Basen von \mathcal{V} und $\mathcal{B}_W, \tilde{\mathcal{B}}_W$ solche von \mathcal{W} . Ferner, bezeichne \mathbf{S} die Basiswechselmatrix $\tilde{\mathcal{B}}_V \rightarrow \mathcal{B}_V$ und \mathbf{R} die Basiswechselmatrix $\mathcal{B}_W \rightarrow \tilde{\mathcal{B}}_W$, siehe (VI.3.2.A).

Ist \mathbf{A} die Matrixdarstellung von $L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$ bzgl. \mathcal{B}_V und \mathcal{B}_W , und $\tilde{\mathbf{A}}$ jene bzgl. $\tilde{\mathcal{B}}_V$ und $\tilde{\mathcal{B}}_W$, dann gilt

$$\tilde{\mathbf{A}} = \mathbf{R} \mathbf{A} \mathbf{S}.$$

Satz III.4.0.F „Basiswechselmatrix“ \triangleright \mathbf{S}, \mathbf{R} sind invertierbar \blacktriangleright $\text{Rang } \mathbf{A} = \text{Rang } \tilde{\mathbf{A}} = \text{Rang } (L)$

6.4 Lineare Selbstabbildungen

Nun $\mathcal{W} = \mathcal{V}$ und $L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{V})$

Für \mathcal{V} mit $\dim \mathcal{V} = n$: „alte Basis“ $\mathcal{B}_V := \{\mathbf{b}^1, \dots, \mathbf{b}^n\}$
 „neue Basis“ $\tilde{\mathcal{B}}_V := \{\tilde{\mathbf{b}}^1, \dots, \tilde{\mathbf{b}}^n\}$

Im Kontext von Unterabschnitt 6.3.2: $\mathfrak{B}_W = \mathfrak{B}_V, \tilde{\mathfrak{B}}_W = \tilde{\mathfrak{B}}_V \blacktriangleright \mathbf{R} = \mathbf{S}^{-1}$

Satz VI.4.0.B (Transformation der Matrixdarstellung einer Selbstabbildung).

Sind $\mathbf{A}, \tilde{\mathbf{A}} \in \mathbb{R}^{n,n}$ die Matrixdarstellungen einer linearen Selbstabbildung $L \in \mathcal{L}(V, V)$ von V bzgl. der beiden Basen \mathfrak{B}_V bzw. $\tilde{\mathfrak{B}}_V$, dann gilt

$$\tilde{\mathbf{A}} = \mathbf{S}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{S}.$$

Definition VI.4.0.D (Ähnlichkeit von Matrizen).

Zwei Matrizen $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n,n}$ heissen *ähnlich*, wenn es eine invertierbare Matrix $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{n,n}$ so gibt, dass

$$\mathbf{B} = \mathbf{S}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{S}.$$

Definition VI.5.0.A (Projektion). Eine lineare Selbstabbildung $P \in \mathcal{L}(V, V)$ heisst Projektion, wenn

$$P^2 := P \circ P = P .$$

Satz VI.5.0.B (Invarianz des Bildes einer Projektion).

Projektionen lassen jeden Vektor in ihrem Bild unverändert:

$$\text{für jede Projektion } P \in \mathcal{L}(V, V) : \quad \mathbf{v} \in \text{Bild}(P) \Rightarrow P(\mathbf{v}) = \mathbf{v} .$$

Definition VI.5.0.C (Direkte Summe und Komplemente).

Seien \mathcal{X}, \mathcal{Y} Unterräume von \mathcal{V} . Dann ist \mathcal{V} die **direkte Summe** von \mathcal{X} und \mathcal{Y} , in Zeichen $\mathcal{V} = \mathcal{X} \oplus \mathcal{Y}$, wenn es zu jedem $\mathbf{v} \in \mathcal{V}$ eindeutig bestimmte Vektoren $\mathbf{x} \in \mathcal{X}$ und $\mathbf{y} \in \mathcal{Y}$ so gibt, dass $\mathbf{v} = \mathbf{x} + \mathbf{y}$.

\mathcal{Y} heisst dann ein **Komplement** von \mathcal{X} in \mathcal{V} , und \mathcal{X} ein Komplement von \mathcal{Y} in \mathcal{V} .

Korollar VI.5.0.D (Eigenschaften der direkten Summe).

Wenn (mit den Notationen von Definition VI.5.0.C) $\mathcal{V} = \mathcal{X} \oplus \mathcal{Y}$, dann gilt

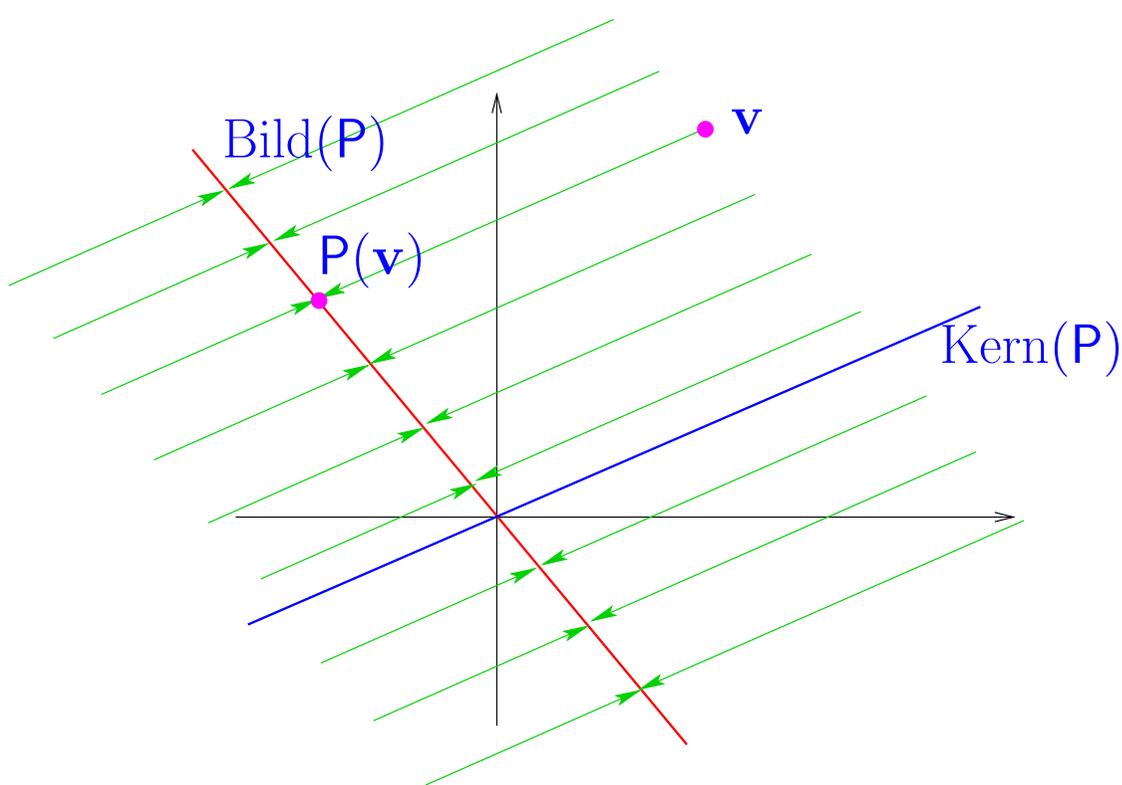
- $\dim \mathcal{V} = \dim \mathcal{X} + \dim \mathcal{Y}$,
- $\mathcal{X} \cap \mathcal{Y} = \{\mathbf{0}\}$.

Satz VI.5.0.D (Raumzerlegung durch Projektionen).

Für eine Projektion $\mathbf{P} \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{V})$ gilt

$$\begin{aligned} \mathcal{V} = \text{Kern}(\mathbf{P}) + \text{Bild}(\mathbf{P}), \\ \text{Kern}(\mathbf{P}) \cap \text{Bild}(\mathbf{P}) = \{\mathbf{0}\} \end{aligned} \Leftrightarrow \mathcal{V} = \text{Kern}(\mathbf{P}) \oplus \text{Bild}(\mathbf{P}).$$

Man bezeichnet \mathbf{P} dann als **Projektion auf $\text{Bild}(\mathbf{P})$ in Richtung von $\text{Kern}(\mathbf{P})$** .



◁ Veranschaulichung in 2D

Komplementäre Unterräume
zu einer Projektion P

Satz VI.5.0.G (Spezielle Matrixdarstellung von Projektionen).

Zu jeder Projektion $P \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{V})$ gibt es eine Basis \mathfrak{B}_V von V , so dass P die Matrixdarstellung

$$P = \begin{bmatrix} I_r & O \\ O & O \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n,n}$$

besitzt, wobei $n = \dim \mathcal{V}$, $r = \text{Rang } P$, und O für Nullmatrizen geeigneter Grösse steht.

$$\mathfrak{B}_V = \left\{ \underbrace{\mathbf{b}^1, \dots, \mathbf{b}^r}_{\text{Basis von Bild(P)}}, \underbrace{\mathbf{b}^{r+1}, \dots, \mathbf{b}^n}_{\text{Basis von Kern(P)}} \right\}. \quad (\text{VI.5.0.H})$$

Orthogonalprojektionen

Nun $\mathcal{V} = \mathbb{R}^n$ mit Euklidischem Skalarprodukt $\langle \cdot, \cdot \rangle$ (\rightarrow Definition IV.1.1.A)

Verallgemeinerung eines Konzepts aus Unterabschnitt 4.2.3:

Definition VI.5.0.I (Orthogonalprojektion).

Eine Projektion $Q \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{V})$ heisst **Orthogonalprojektion**, falls $\mathbf{v} - Q(\mathbf{v})$ für jedes $\mathbf{v} \in \mathcal{V}$ orthogonal zu $\text{Bild}(Q)$ ist, d.h., falls

$$\langle \mathbf{x}, \mathbf{v} - Q(\mathbf{v}) \rangle = 0 \quad \text{für alle } \mathbf{v} \in \mathcal{V} \quad \text{und alle } \mathbf{x} \in \text{Bild}(Q).$$

Satz VI.5.0.J (Orthogonalität von Bild und Kern bei Orthogonalprojektionen).

Eine Projektion $Q \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{V})$ ist genau dann eine Orthogonalprojektion, wenn

$$\text{Kern}(\mathbf{P}) \perp \text{Bild}(\mathbf{P}) .$$

► \mathbf{P} Orthogonalprojektion \supset $\text{Kern}(\mathbf{P}) = \text{Bild}(\mathbf{P})^\perp$
(vgl. Definition IV.3.2.B „Orthogonales Komplement“)

Unterabschnitt 4.2.3: Darstellungsformel für Orthogonalprojektionen ($\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n,k}$, $\text{Rang } \mathbf{B} = k$)

$$\mathbf{q} \mapsto \mathbf{B}(\mathbf{B}^\top \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^\top \mathbf{q} = \text{Orthogonalprojektion auf } \text{Bild}(\mathbf{B}) .$$

Korollar VI.5.0.K (Spezielle Matrixdarstellung von Orthogonalprojektionen).

Ist \mathbf{P} eine Orthogonalprojektion, so können die speziellen Basen aus Satz VI.5.0.G *orthonormal* (\rightarrow Definition IV.3.1.A) gewählt werden.

6.6 Isometrien im Euklidischen Raum

Hier $\mathcal{V} = \mathbb{R}^n$, $\mathcal{W} = \mathbb{R}^m$ mit Euklidischem Skalarprodukten $\langle \cdot, \cdot \rangle$ (\rightarrow Definition IV.1.1.A) und induzierten Normen $\|\cdot\|_{\mathcal{V}}$, $\|\cdot\|_{\mathcal{W}}$ (\rightarrow Definition IV.1.2.A)

6.6.1 Längenerhaltung

Definition VI.6.1.A (Isometrie).

Eine lineare Selbstabbildung $Q \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$ heisst *Isometrie* oder *längenerhaltend*, wenn

$$\|Q(\mathbf{v})\|_{\mathcal{W}} = \|\mathbf{v}\|_{\mathcal{V}} \quad \text{für alle } \mathbf{v} \in \mathcal{V}.$$

Satz VI.6.1.C (Isometrien sind injektiv).

Für jede Isometrie $Q \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$ gilt, dass $\text{Kern}(Q) = \{\mathbf{0}\}$.

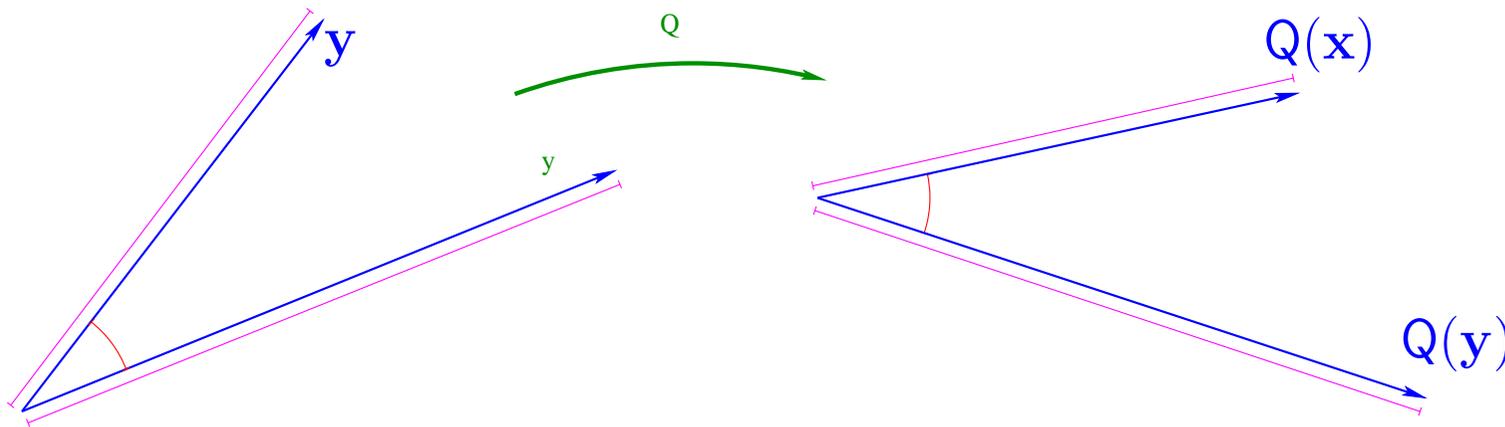
Notwendig $\dim \mathcal{W} \geq \dim \mathcal{V}$

Längenerhaltende lineare Selbstabbildungen sind bijektiv

Satz VI.6.1.D (Längenerhaltung impliziert Winkelerhaltung).

Genau die längenerhaltenden linearen Abbildungen erhalten das Skalarprodukt, d.h. für jede Isometrie $Q \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$ gilt

$$\langle Qx, Qy \rangle_{\mathcal{W}} = \langle x, y \rangle_{\mathcal{V}} \quad \text{für alle } x, y \in \mathcal{V}.$$



Gleiche Längen, gleiche Winkel

Isometrien
sind
winkeltreu

Satz VI.6.1.F (Darstellung von Isometrien durch orthogonale Matrizen).

Es seien \mathcal{B}_V und \mathcal{B}_W *Orthonormalbasen* (ONB) von \mathcal{V} bzw. \mathcal{W} und $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m,n}$ ($n = \dim \mathcal{V}$, $m = \dim \mathcal{W}$) die Matrixdarstellung einer linearen Abbildung $L \in \mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W})$.

Dann ist L genau dann eine Isometrie, wenn $\mathbf{A}^\top \mathbf{A} = \mathbf{I}_n$, also wenn die Spalten von \mathbf{A} *orthonormal* sind.

► Längenerhaltende lineare *Selbstabbildungen* werden bzgl. jeder ONB durch eine *orthogonale* Matrix dargestellt.

6.6.2 Spiegelungen

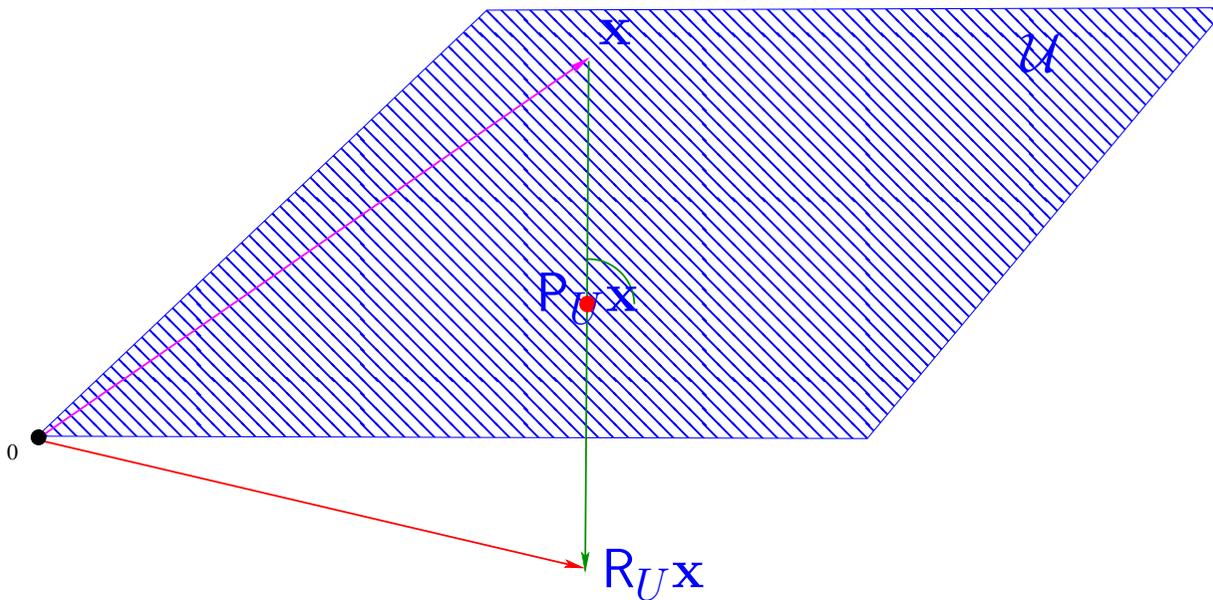
Hier $\mathcal{V} = \mathcal{W} = \mathbb{R}^n$ mit Euklidischen Skalarprodukt $\langle \cdot, \cdot \rangle$.

Definition VI.6.2.G (Spiegelung).

Sei $n := \dim \mathcal{V}$, \mathcal{U} ein Unterraum von \mathcal{V} und P_U die orthogonale Projektion auf \mathcal{U} . Die lineare Abbildung

$$R_U := 2P_U - \text{Id} \in \mathcal{L}(V, V)$$

ist die **Spiegelung** an \mathcal{U} .



◁ Veranschaulichung in 3D

Spiegelung an \mathcal{U}

$$R_U(\mathbf{x}) = P_U(\mathbf{x}) + (P_U(\mathbf{x}) - \mathbf{x})$$

Satz VI.6.2.J (Spiegelungen sind längenerhaltend).

Jede Spiegelung ist eine Isometrie.

6.6.3.1 Drehungen im \mathbb{R}^2

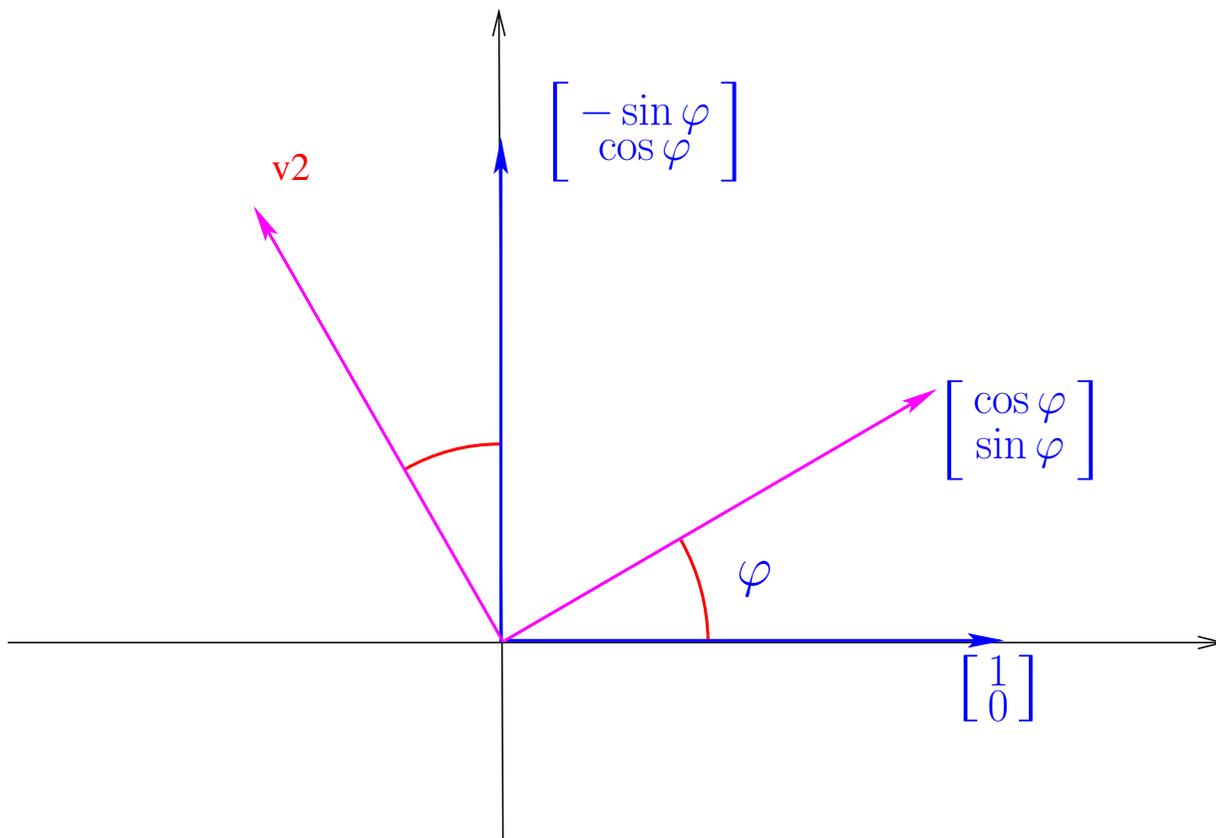
Definition VI.6.3.K (Drehung in der Ebene).

Eine **Drehung im \mathbb{R}^2** ist jede lineare Abbildung, die bezüglich der Basis $\left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \right\}$ durch eine Matrix der Form

$$\mathbf{D} := \begin{bmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi \\ \sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix}, \quad \varphi \in [0, 2\pi[.$$

beschrieben wird. Dabei heisst φ der **Winkel** der Drehung.

Satz VI.6.3.K (Matrixdarstellung von Drehungen in der Ebene).



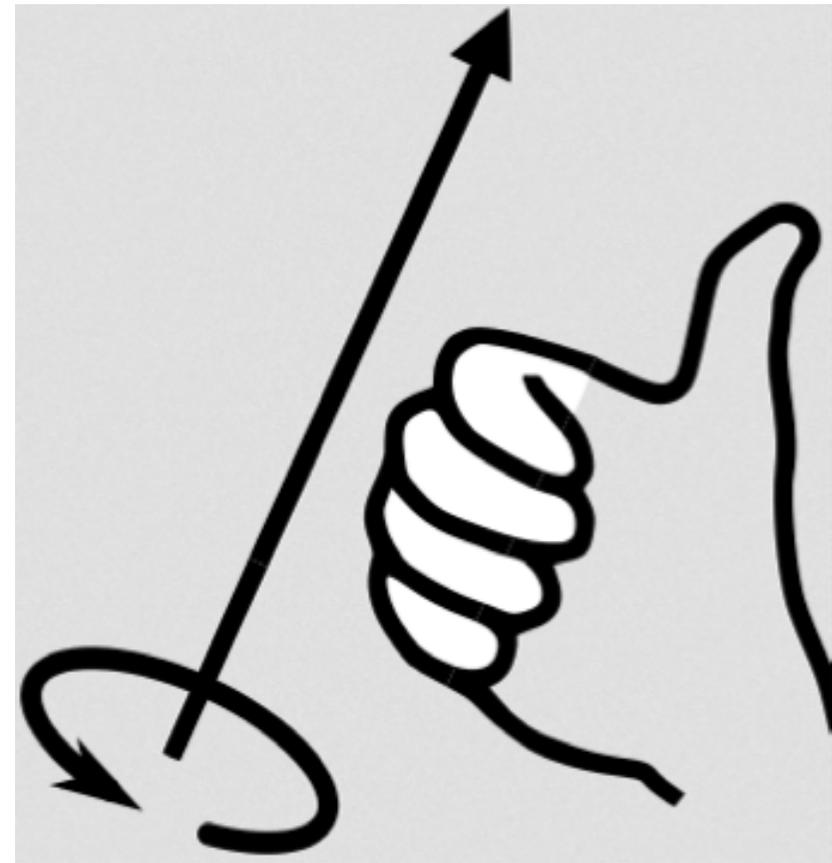
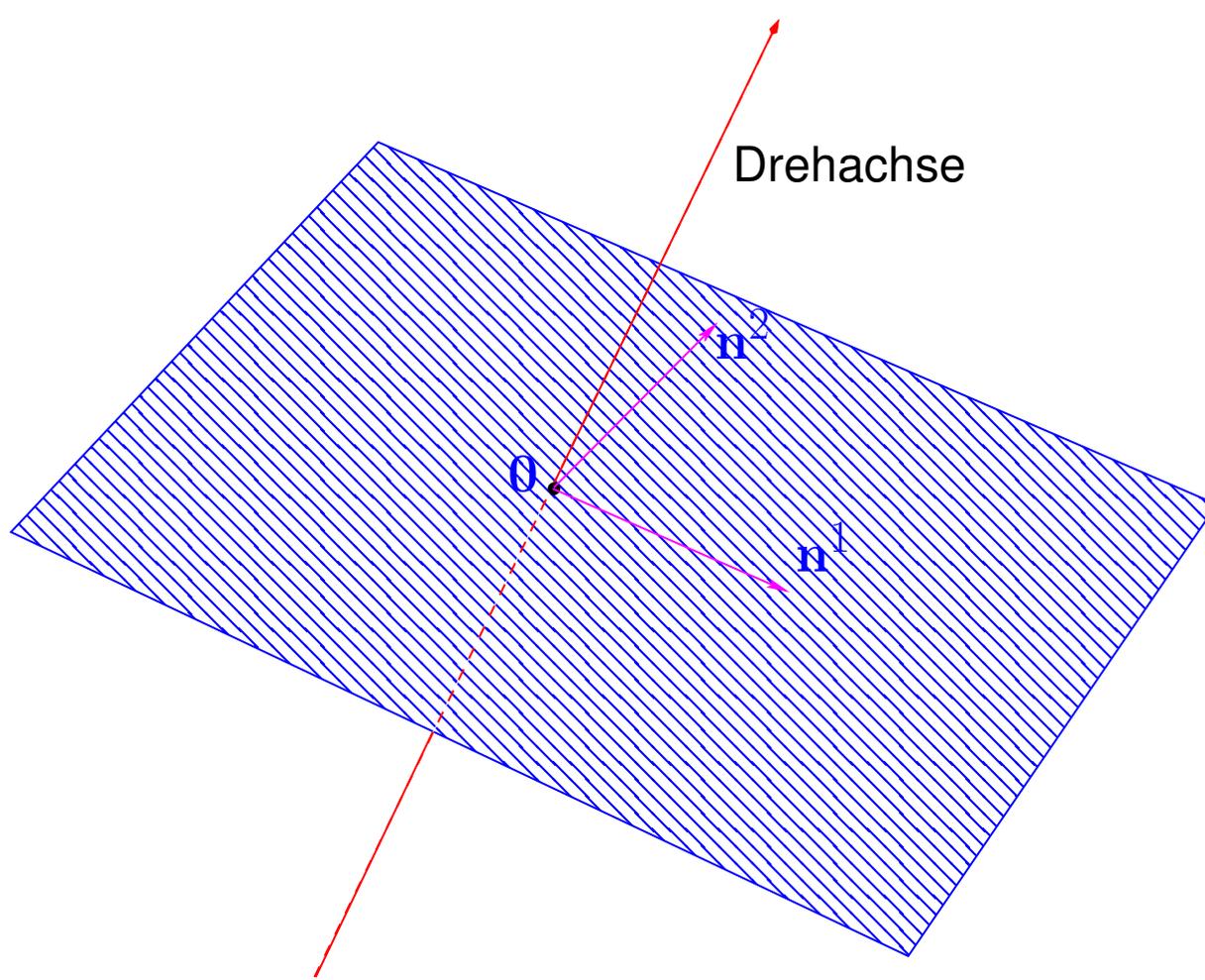
◁ Drehung um $\mathbf{0}$ um den Winkel φ (gegen den Uhrzeigersinn)

Definition VI.6.3.L (Drehung in 3D).

Eine **Drehung im \mathbb{R}^3** ist eine lineare Abbildung $\mathbb{R}^3 \mapsto \mathbb{R}^3$ zur der es eine Basis $\{\mathbf{n}^1 \times \mathbf{n}^2, \mathbf{n}^1, \mathbf{n}^2\}$ mit **orthonormalen** Vektoren $\{\mathbf{n}^1, \mathbf{n}^2\}$ so gibt, dass ihre Matrixdarstellung bzgl. dieser Basis die Gestalt

$$\mathbf{D} := \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi & -\sin \varphi \\ 0 & \sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix}, \quad \text{mit } \varphi \in [0, 2\pi[,$$

hat. Dann heisst φ der **Drehwinkel** und die Gerade $\text{Span}\{\mathbf{n}^1 \times \mathbf{n}^2\}$ ist die **Drehachse**.



Rechte-Hand-Regel

Berechnung der Matrixdarstellung einer Rotation:

Listing 6.3: Berechnung der Matrixdarstellung einer Rotation in der kanonischen Basis des \mathbb{R}^3

LA & NM

```

1 function M = rotmatrix(a,phi)
2 % MATLAB function computing the matrix representation of a rotation about the
3 % axis in direction of the vector  $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^3$  with angle  $\varphi$ .
4 % Note: Right hand rule should be applied to fix the sense of the rotation,
5 % but, for the sake of simplicity, this is not done in this code.
6
7 % First compute a special orthonormal basis with the normalized vector
8 %  $\mathbf{a}$  as first element. This can be done by means of the full QR-decomposition
9 % of the  $3 \times 1$ -“matrix”  $\mathbf{a}$ .
10 [Q,R] = qr(a);
11 % This is the matrix representation of the rotation with respect to the
12 % special orthonormal basis
13 c = cos(phi); s = sin(phi);
14 D = [1 , 0 , 0 ; ...
15      0 , c , -s ; ...
16      0 , s , c ];
17 % Finally compute the transformation of the matrix representation.
18 % Note that a prime in MATLAB denotes transposition.
19 M = Q*D*Q';

```

R. Hiptmair
SAM, ETHZ

7

Diagonalisierung

LINK zur Vorlesungsniederschrift für Kapitel 7

7.1 Motivation: Lineare Rekursionen

R. Hiptmair
SAM, ETHZ

Beispiel VII.1.0.P (Altersstruktur einer Population).

Zustandsraum $\mathcal{V} := \mathbb{R}^n$: $n \in \mathbb{N} \hat{=}$ maximales Alter

$\mathbf{x} \in \mathcal{V} \triangleright (\mathbf{x})_i \hat{=}$ Anzahl Weibchen im i . Lebensjahr, $i \in \{1, \dots, n\}$

Modellparameter: $f_i \in \mathbb{R}^+$: Durchschnittliche Anzahl von weiblichen Nachkommen eines Weibchens im i . Lebensjahr (fecundicity)

$m_i \in [0, 1]$: Todeswahrscheinlichkeit für ein Weibchen im i . Lebensjahr (mortality)

Listing 7.1: (agestructpop.m) Simulation der Entwicklung der Altersstruktur einer Population in MATLAB

```

1 function agestructpop(x0,m,f,maxsteps)
2 % Simulation of evolution of age structured population, the vector x0
3 % pasess the number of individuals in each age group in the beginning, the
4 % vectors m and f specify mortality and fecundicity. All vectors must be of
5 % the same length.
6 n = numel(x0); % Maximum age
7
8 % set up propagation matrix for linear evolution
9 A = [f'; [diag(1-m(1:n-1)), zeros(n-1,1)]];
10 % Figure for visualization
11 figure('name','evolution of age structured population');
12 % Evolution loop
13 if (nargin < 4), maxsteps = 100; end
14 totnr = [0, sum(x0)];
15 x = x0;
16 for k=1:maxsteps
17     bar(x,'r'); xlabel('age'); ylabel('no of females x 1000');
18     title(sprintf('Year %i',k-1));
19     reply = input('Continue? Y/N [Y]: ','s');
20     if (~isempty(reply)), break; end
21     x = A*x; % Update population; advance one year
22     totnr = [totnr; k, sum(x)];
23 end
24 % Plot total number of individuals
25 figure('name','total no');
26 plot(totnr(:,1),totnr(:,2),'m-*');
27 xlabel('{\bf age}'); ylabel('{\bf no of females x 1000}');
28 title('{\bf Total number of females in different years}');

```

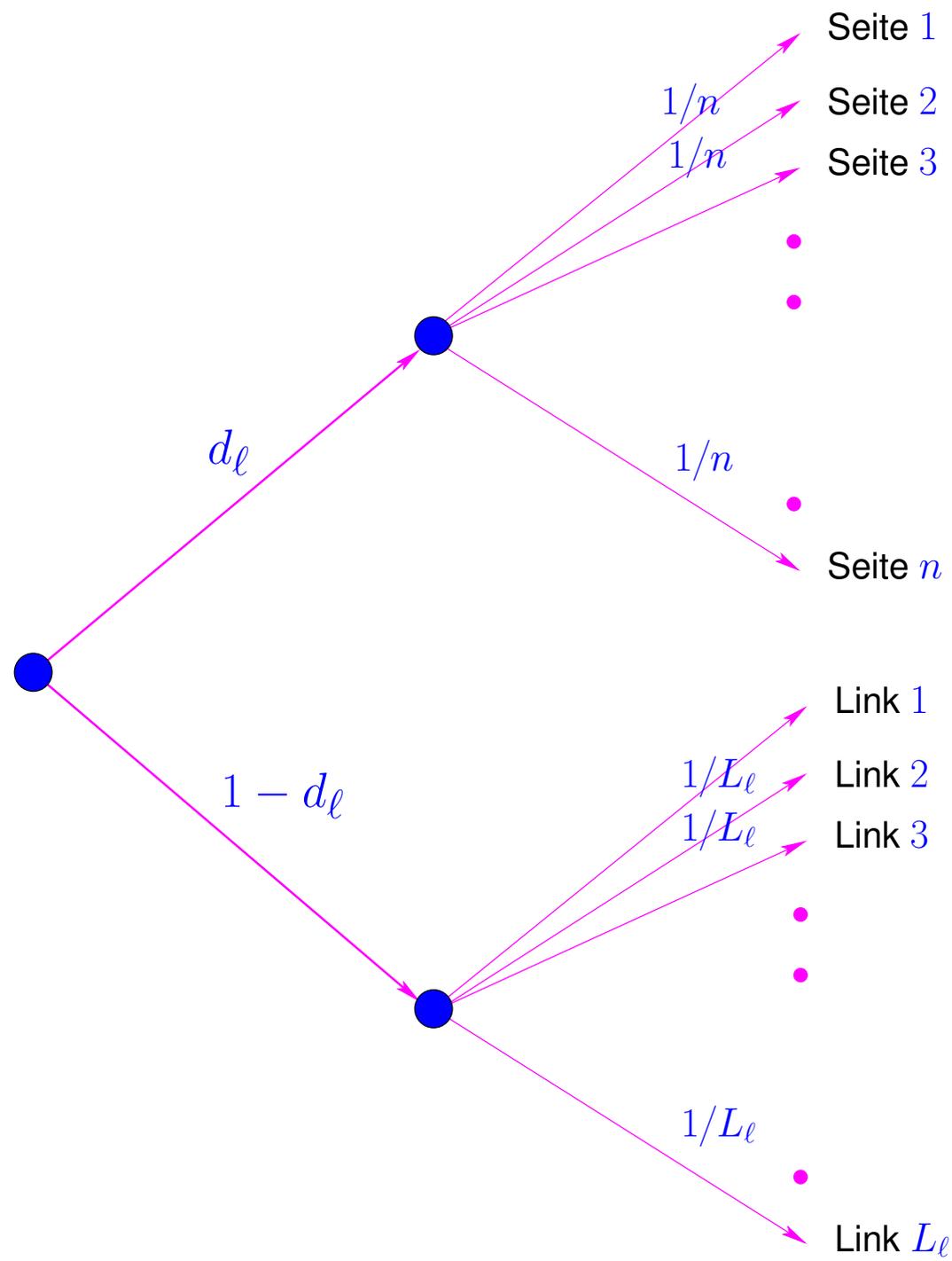
Beispiel VII.1.0.Q ((Vereinfachter) Page-Rank Algorithmus). → [2]

- „Modellinternet“ mit n Seiten, nummeriert $1, \dots, n$.
- $L_\ell \hat{=}$ Anzahl der Links auf Seite ℓ , $\ell \in \{1, \dots, n\}$
- Clickverhalten eines **Zufallssurfers**, der sich aktuell auf Seite ℓ befindet:
 - Mit der Wahrscheinlichkeit $(d^* \in]0, 1[$ gegeben)

$$d_\ell := \begin{cases} 1 & , \text{ wenn } L_\ell = 0 , \\ d^* \in]0, 1[& , \text{ wenn } L_\ell > 0 , \end{cases}$$

springt der Surfer gleichwahrscheinlich zu einer beliebigen der n Webseiten.

- Mit der Wahrscheinlichkeit $1 - d_\ell$ folgt er gleichwahrscheinlich einem beliebigen der L_ℓ Links auf Seite ℓ .



Verhalten des Zufallssurfers auf Seite l :
 ◁ Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Listing 7.2: (prpowitsim.m) Simulation der Entwicklung der Altersstruktur einer Population in MATLAB

```

1 function prpowitsim(d,Nsteps)
2 % MATLAB way of specifying Default arguments
3 if (nargin < 2), Nsteps = 100; end
4 if (nargin < 1), d = 0.15; end
5 % load connectivity matrix and build transition (recursion) matrix
6 load harvard500.mat; A = prbuildA(G,d);
7 N = size(A,1); x = ones(N,1)/N;
8
9 figure('position',[0 0 1200 1000]);
10 bh = bar(1:N,x,'hist'); set(bh,'facecolor','r'); axis([0 N+1 0
    0.1]);
11 % Linear evolution for stochastic recursion matrix A
12 for l=1:Nsteps
13     pause; x = A*x; bh = bar(1:N,x,'hist');
14     set(bh,'facecolor','r'); axis([0 N+1 0 0.1]);
15     title(sprintf('{\bf click number %d}',l),'fontsize',32);
16     xlabel('{\bf harvard500 data set: no. of page}','fontsize',14);
17     ylabel('{\bf probability for surfer on page}','fontsize',14);
18     drawnow;
19 end

```

Definition VII.1.0.A (Lineare Rekursion).

Für eine gegebene quadratische Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$, heisst eine der Vorschrift

$$\mathbf{x}^{(k+1)} := \mathbf{A}\mathbf{x}^{(k)}, \quad k \in \mathbb{N}_0,$$

genügende Folge $(\mathbf{x}^{(0)}, \mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots) \subset \mathbb{R}^n$ von Spaltenvektoren eine *(homogene) lineare Rekursion* mit *Startvektor* $\mathbf{x}^{(0)} \in \mathbb{R}^n$ und *Rekursionsmatrix (Propagationsmatrix)* \mathbf{A} .

Definition VII.1.0.C (Stochastische Matrix).

Eine quadratische Matrix $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{n,n}$ heisst *stochastisch*, wenn

$$\sum_{i=1}^n (\mathbf{P})_{i,j} = 1 \quad \forall j \in \{1, \dots, n\}.$$

(Alle Spaltensummen = 1)

Definition VII.1.0.E (Stationäre Markov-Kette).

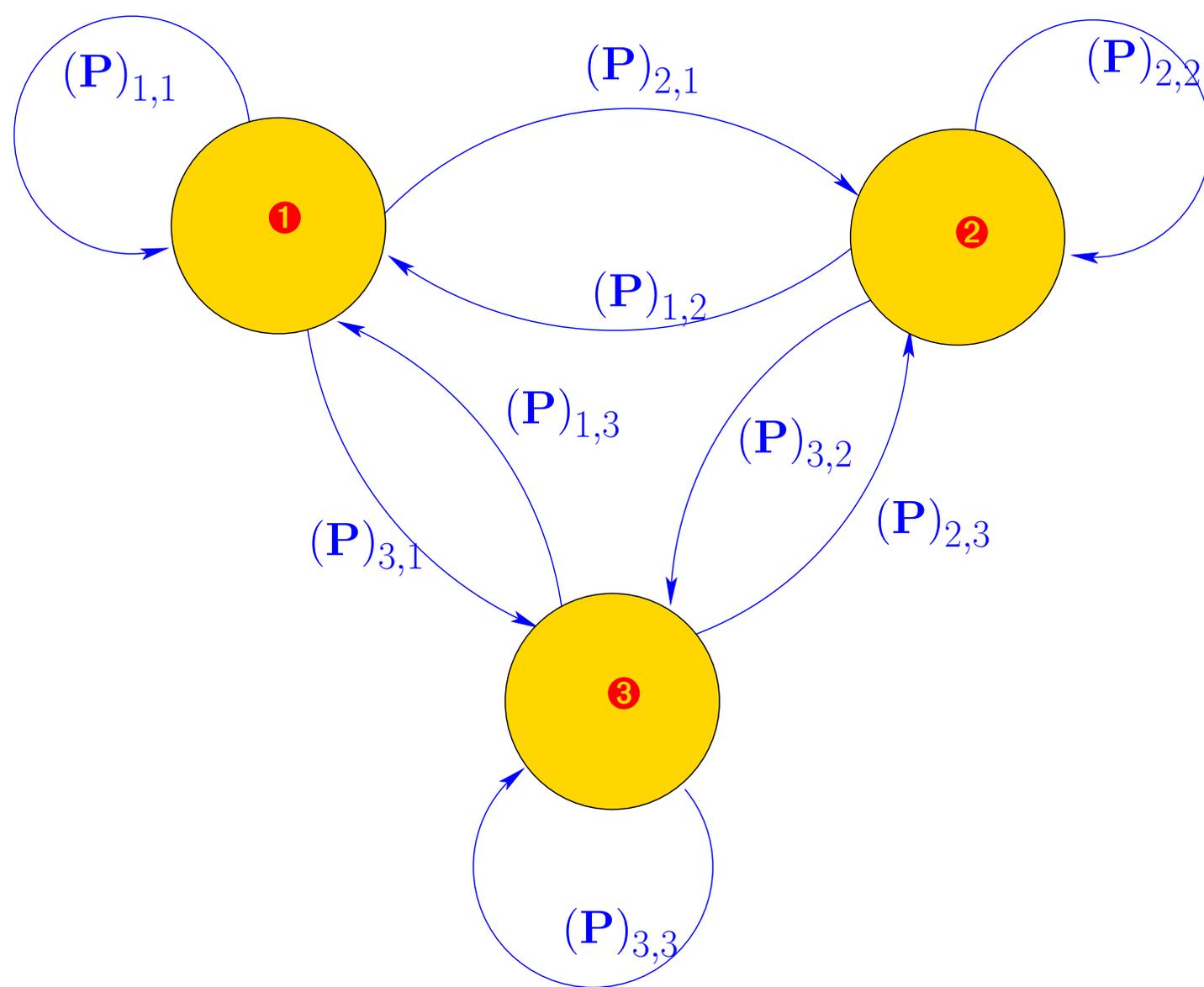
Eine **Stationäre Markov-Kette** ist eine homogene lineare Rekursion mit

(i) einer stochastischen Propagationsmatrix,

(ii) einem Startvektor für den $\sum_{j=1}^n (\mathbf{x}^{(0)})_j = 1$.

Interpretation einer stationären Markov-Kette im \mathbb{R}^n mit Propagationsmatrix $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{n,n}$:

- Modell für System mit n Zuständen
- $(\mathbf{x}^{(k)})_j \hat{=}$ Wahrscheinlichkeit, dass sich das System im k . Schritt in Zustand j befindet.
- $(\mathbf{P})_{i,j} \hat{=}$ **Übergangswahrscheinlichkeit** von Zustand j in Zustand i

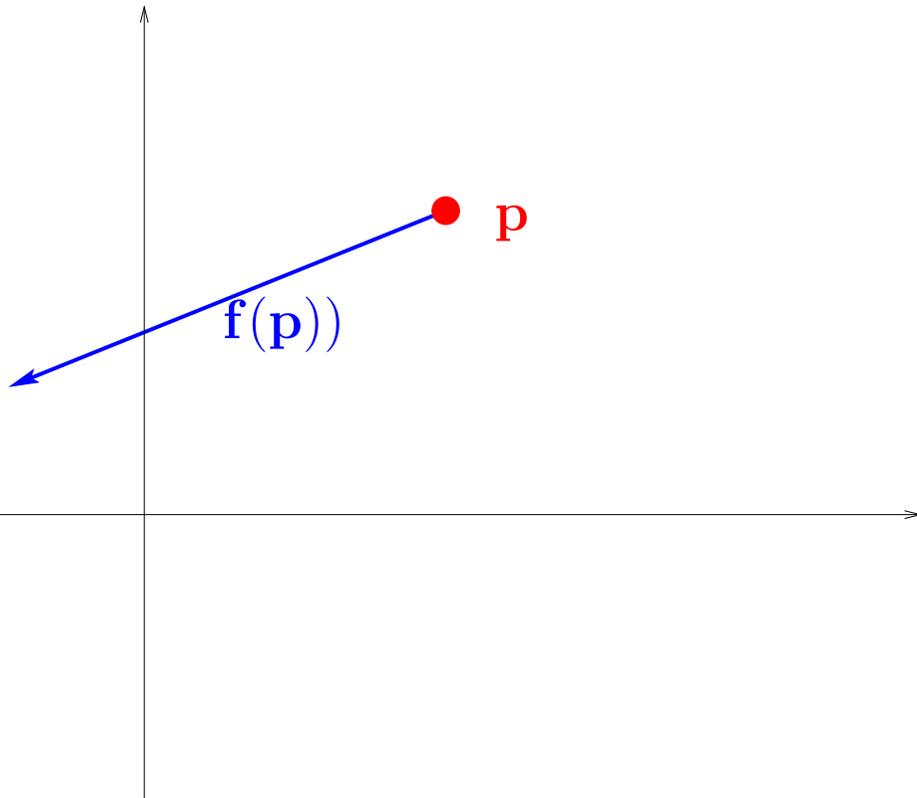


◁ Schema einer stationären Markov-Kette mit $n = 3$ Zuständen, und Übergangswahrscheinlichkeiten $(\mathbf{P})_{i,j}$

Beispiel VII.1.0.R (Diskretes dynamisches System).

- $\mathbf{f} : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2 \hat{=} \text{Kraftfeld}$: $\mathbf{f} : \begin{cases} \mathbf{x} \in \mathbb{R}^2 \mapsto \mathbf{f}(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}^2 \\ \text{Position} \mapsto \text{wirkende Kraft} \end{cases}$,
- $\mathbf{p}^{(k)} \hat{=} \text{Position des Teilchens im } k. \text{ Zeitschritt}$,

- $\mathbf{v}^{(k)} \hat{=}$ Geschwindigkeit des Teilchens im k . Zeitschritt,
- Zeitschrittlänge $\tau > 0$.



◁ In der Ebene (mit Kartesischem Koordinatensystem)

Kraft $\mathbf{f}(\mathbf{p})$ auf Punktmasse an Position \mathbf{p}

R. Hiptmair
SAM, ETHZ

$$\begin{aligned} \mathbf{v}^{(k+1)} - \mathbf{v}^{(k)} &= \tau \cdot \frac{1}{2} (\mathbf{f}(\mathbf{p}^{(k+1)}) + \mathbf{f}(\mathbf{p}^{(k)})) , \\ \mathbf{p}^{(k+1)} - \mathbf{p}^{(k)} &= \tau \cdot \frac{1}{2} (\mathbf{v}^{(k+1)} + \mathbf{v}^{(k)}) . \end{aligned} \quad (\text{VII.1.0.S})$$

Lineare Rückstellkraft: $\mathbf{f}(\mathbf{p}) := -\mathbf{A}\mathbf{p}$ mit **symmetrischer** Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{2,2}$

```
1 function trajectory = movingparticle(A,p0,v0,tau,Nsteps)
2 % Simulation and visualization of the movement of a particle in a linear
3 % force field (defined by matrix A, harmonic oscillator) with implicit
4 % midpoint rule and uniform timestep tau. Initial conditions passed in
5 % p0, q0.
6 x = [v0;p0]; % Initial state
7 M = 0.5*tau*[zeros(2,2), -A;eye(2), zeros(2,2)];
8 % Evolution loop
9 for k=1:Nsteps
10     title(sprintf('Moving particle in linear force field: timestep %i',k));
11     plot(x(3,end),x(4,end),'r.');
```

drawnow;

% Update of velocity and position

x = (**eye**(4)-M) \ (**eye**(4)+M)*x;

4 **end**



Definition VII.1.0.T (Lineare skalare Mehrtermrekursion).

Für gegebenes $m \in \mathbb{N}$ und $\alpha_1, \dots, \alpha_m \in \mathbb{R}$ heisst eine der Gleichung

$$\xi^{(k+1)} = \sum_{j=1}^m \alpha_j \xi^{(k-j+1)}, \quad k \geq m-1,$$

genügende Zahlenfolge $(\xi^{(0)}, \xi^{(1)}, \xi^{(2)}, \dots)$ eine **m -Term-Rekursion** mit Startwerten $\xi^{(0)}, \dots, \xi^{(m-1)}$.

Definition VII.2.0.A (Diagonalisierbarkeit einer Matrix).

Eine quadratische Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$, heisst **diagonalisierbar**, wenn es eine invertierbare Matrix $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{n,n}$ und Zahlen $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{R}$ so gibt, dass

$$\mathbf{S}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{S} = \mathbf{D} \quad \text{mit} \quad \mathbf{D} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) := \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & \dots & & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & & \\ & & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & & \ddots & \ddots & \ddots \\ \vdots & & & & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & & \dots & 0 & \lambda_n \end{bmatrix} .$$

Diagonalisieren von $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ in MATLAB:

- (i) `[S,D] = eig(A)` : berechnet \mathbf{S} und \mathbf{D} ,
- (ii) `lambda = eig(A)` : berechnet nur die λ_i .

Kubische asymptotische Komplexität: $O(n^3)$!

(Billiger für *manche* dünnbesetzte, symmetrische Matrizen)

Satz VII.2.1.K (Darstellungsformel für Glieder linearer Rekursionen).

Eine lineare Rekursion $(\mathbf{x}^{(0)}, \mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots)$ im \mathbb{R}^n (\rightarrow Definition VII.1.0.A) mit einer diagonalisierbaren Rekursionsmatrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$, für die $\mathbf{A} = \mathbf{S} \operatorname{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) \mathbf{S}^{-1}$, $\lambda_\ell \in \mathbb{R}$, gemäss Definition VII.2.0.A,

$$\mathbf{x}^{(k)} = \mathbf{S} \operatorname{diag}(\lambda_1^k, \dots, \lambda_n^k) \mathbf{S}^{-1} \mathbf{x}^{(0)}, \quad k \in \mathbb{N}.$$

Satz VII.2.1.N (Wachstums- und Abklingverhalten linearer Rekursionen).

Sei $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ diagonalisierbar gemäss Definition VII.2.0.A:

$$\mathbf{A} = \mathbf{S} \operatorname{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) \mathbf{S}^{-1} \quad \text{mit} \quad \lambda_\ell \in \mathbb{R}, \quad \ell \in \{1, \dots, n\}.$$

Wir definieren

$$J^- := \{\ell \in \{1, \dots, n\} : |\lambda_\ell| \leq 1\}. \quad (7.2.1)$$

und

$$\mathcal{E}^- := \operatorname{Span}\{(\mathbf{S})_{:, \ell}, \ell \in J^-\} \quad (= \{\mathbf{0}\}, \text{ falls } J^- = \emptyset). \quad (7.2.2)$$

Dann gilt für eine lineare Rekursion $(\mathbf{x}^{(k)})_{k \in \mathbb{N}_0}$ mit Rekursionsmatrix \mathbf{A} :

$$\mathbf{x}^{(0)} \in \mathcal{E}^- \quad \Leftrightarrow \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}^{(k)}\| < \infty.$$

Definition VII.2.2.C (Matrixpolynom).

Sei $p(x) = \alpha_d x^d + \alpha_{d-1} x^{d-1} + \dots + \alpha_1 x + \alpha_0$, $\alpha_\ell \in \mathbb{R}$, ein *Polynom* vom *Grad* $d \in \mathbb{N}_0$ mit Koeffizienten α_ℓ . Dann definiert

$$p(\mathbf{A}) := \alpha_d \mathbf{A}^d + \alpha_{d-1} \mathbf{A}^{d-1} + \dots + \alpha_1 \mathbf{A} + \alpha_0 \mathbf{I}_n$$

die Auswertung des Polynoms p für die Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$.

Satz VII.2.2.E (Matrixpolynom für diagonalisierbare Matrizen).

Es sei $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ diagonalisierbar gemäss Definition VII.2.0.A: $\mathbf{S}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{S} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$.

Dann gilt für jedes Polynom p

$$p(\mathbf{A}) = \mathbf{S}p(\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n))\mathbf{S}^{-1} = \begin{bmatrix} p(\lambda_1) & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & p(\lambda_2) & 0 & \dots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & \ddots & \ddots \\ & & & \ddots & \ddots & \ddots \\ \vdots & & & & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & & \dots & 0 & p(\lambda_n) \end{bmatrix} \cdot$$

(Diagonalisierung vertauscht mit Polynomauswertung!)

Manche Funktionen $\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ (**ganze Funktionen**) lassen sich auf \mathbb{R} durch eine Potenzreihe („Polynom vom Grad ∞ “, [1, Abschnitt 2.12]) darstellen:

$$\exp(x) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} x^k \quad (\text{Exponentialreihe}),$$

$$\sin(x) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k+1)!} x^{2k+1},$$

$$\cos(x) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k)!} x^{2k}.$$

Definition VII.2.2.G (Matrixexponentialfunktion und trigonometrische Matrixfunktionen).

Wenn φ für \exp , \sin oder \cos steht, so wird für eine gemäss Definition VII.2.0.A diagonalisierbare Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ mit $\mathbf{S}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{S} = \mathbf{D}$ definiert

$$\varphi(\mathbf{A}) := \mathbf{S} \cdot \begin{bmatrix} \varphi(\lambda_1) & 0 & \dots & & \dots & 0 \\ 0 & \varphi(\lambda_2) & 0 & \dots & & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & & \\ & & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & & \ddots & \ddots & \ddots \\ \vdots & & & & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & & \dots & 0 & \varphi(\lambda_n) \end{bmatrix} \cdot \mathbf{S}^{-1}. \quad (\text{VII.2.2.H})$$

Definition VII.2.2.J (Allgemeine Matrixfunktionen).

Sei $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ diagonalisierbar, $\mathbf{A} = \mathbf{S} \operatorname{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) \mathbf{S}^{-1}$, $\lambda_\ell \in \mathbb{R}$.

Ist die Funktion $\varphi : D \subset \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ definiert auf einer (offenen) Menge D mit $\lambda_\ell \in D$ für alle $\ell \in \{1, \dots, n\}$, dann definiert

$$\varphi(\mathbf{A}) := \mathbf{S} \cdot \begin{bmatrix} \varphi(\lambda_1) & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \varphi(\lambda_2) & 0 & \dots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & \ddots & \ddots \\ \vdots & & & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & \dots & 0 & \varphi(\lambda_n) \end{bmatrix} \cdot \mathbf{S}^{-1}. \quad (\text{VII.2.2.H})$$

die **Matrixfunktion** $\varphi(\mathbf{A})$.

7.3 Rechnen in \mathbb{C}^n

$\mathbb{C}^{m,n} \hat{=}$ Menge der $m \times n$ -Matrizen mit Einträgen aus \mathbb{C}

$\mathbb{C}^n \hat{=}$ Menge der Spaltenvektoren Matrizen mit n komplexen Komponenten \mathbb{C}

Im \mathbb{C}^n und mit komplexen Matrizen kann man (fast immer) so rechnen wie im \mathbb{R}^n , wenn man nur die Addition und Multiplikation in \mathbb{C} benutzt.

(Fast) alle Konzepte und Resultate über reelle Vektoren/Matrizen übertragen sich auch auf den komplexen Fall.

z.B. Für $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m,n}$: $\text{Kern}(\mathbf{A})$, $\text{Bild}(\mathbf{A})$, $\text{Rang}(\mathbf{A})$.

z.B. auch die Konzepte der Invertierbarkeit, Diagonalisierbarkeit, etc.

Ausnahmen:

- Das Euklidische Skalarprodukt in \mathbb{C}^n ist gegeben durch

$$\langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle = \sum_{j=1}^n v_j \overline{w_j}, \quad \mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{C}^n. \quad (\text{VII.3.0.A})$$

Dabei bezeichnet $\overline{}$ die komplexe Konjugation.

Konjugation bei Vertauschen der Vektoren! $\langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle = \overline{\langle \mathbf{w}, \mathbf{v} \rangle}$.

Zwei Vektoren $\mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{C}^n$ mit $\langle \mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle = 0$ heißen weiterhin **orthogonal**.

Definition der Norm eines Vektors $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_n)^T \in \mathbb{C}^n$ wie in Definition IV.1.2.A:

$$\|\mathbf{v}\| := \sqrt{\langle \mathbf{v}, \mathbf{v} \rangle} = \sqrt{\sum_{j=1}^n |v_j|^2} \quad (\text{Beachte: } \langle \mathbf{v}, \mathbf{v} \rangle \in \mathbb{R}_0^+).$$

$$\Rightarrow \|\lambda \mathbf{v}\| = |\lambda| \|\mathbf{v}\| \quad \text{für alle } \mathbf{v} \in \mathbb{C}^n, \lambda \in \mathbb{C}.$$

- Anstelle des Transponierten einer Matrix verwende das **konjugiert Transponierte**, kenntlich gemacht durch Superskript „H“:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & \dots & a_{nm} \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{n,m} \quad \Rightarrow \quad \mathbf{A}^H := \begin{bmatrix} \bar{a}_{11} & \dots & \bar{a}_{n1} \\ \vdots & & \vdots \\ \bar{a}_{1m} & \dots & \bar{a}_{mn} \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{m,n}.$$

Diese Definition ist motiviert durch die Formel:

$$\langle \mathbf{A}\mathbf{v}, \mathbf{w} \rangle = \langle \mathbf{v}, \mathbf{A}^H \mathbf{w} \rangle \quad \text{für alle } \mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,m}, \mathbf{v} \in \mathbb{C}^m, \mathbf{w} \in \mathbb{C}^m. \quad (\text{VII.3.0.B})$$

- Der Begriff der orthogonalen Matrix (\rightarrow Definition IV.3.3.B) wird ersetzt durch den Begriff der **unitären Matrix**.

Definition VII.3.0.C (Unitäre Matrix).

Eine Matrix $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{n,n}$ heisst *unitär*, wenn $\mathbf{U}^{-1} = \mathbf{U}^H$.

Wegen (VII.3.0.B) beschreiben unitäre Matrizen Isometrien im \mathbb{C}^n versehen mit dem Euklidischen Skalarprodukt (VII.3.0.A).

Bemerkung VII.3.0.M (Komplexe Matrixarithmetik in MATLAB).

MATLAB rechnet automatisch mit komplexen Matrizen, wenn Einträge komplexe Werte annehmen können.



7.4 Eigenwerte und Eigenvektoren

Definition VII.4.0.A (Eigenwerte und Eigenvektoren).

Sei $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$.

- Eine Zahl $\lambda \in \mathbb{C}$ heisst **Eigenwert (EW)** der Matrix \mathbf{A} , wenn $\text{Kern}(\mathbf{A} - \lambda\mathbf{I}) \neq \{\mathbf{0}\}$.
- Ein Spaltenvektor $\mathbf{v} \in \mathbb{C}^n$, $\mathbf{v} \neq \mathbf{0}$, heisst **Eigenvektor (EV)** der Matrix \mathbf{A} zum Eigenwert $\lambda \in \mathbb{C}$, wenn

$$\mathbf{A}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v} \iff \mathbf{v} \in \text{Kern}(\mathbf{A} - \lambda\mathbf{I}) .$$

- Ist $\lambda \in \mathbb{C}$ Eigenwert von \mathbf{A} , so heisst der Unterraum $\text{Kern}(\mathbf{A} - \lambda\mathbf{I})$ der **Eigenraum (ER)** von \mathbf{A} zum Eigenwert λ .

 Notation: $\sigma(\mathbf{A}) := \{\lambda \in \mathbb{C} : \lambda \text{ ist Eigenwert von } \mathbf{A}\}$ (**Spektrum** von \mathbf{A})

 Wenn $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,n}$ diagonalisierbar, $\mathbf{S}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{S}$ gemäss Definition VII.2.0.A, dann sind die Diagonaleinträge von \mathbf{D} *genau* die Eigenwerte von \mathbf{A} .

Für eine Funktion $\varphi : D \subset \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ (diagonalisierbar):

$$\sigma(\mathbf{A}) \subset D \Rightarrow \sigma(\varphi(\mathbf{A})) = \{\varphi(\lambda) : \lambda \in \sigma(\mathbf{A})\} .$$

Matrixfunktion, Definition VII.2.2.J

Satz VII.4.0.B (Kriterium für Diagonalisierbarkeit).

Eine Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^n$ ist genau dann diagonalisierbar im Sinn von Definition VII.2.0.A, wenn es eine Basis des \mathbb{C}^n aus Eigenvektoren von \mathbf{A} gibt.

Definition VII.4.0.C (Charakteristisches Polynom).

Die Funktion

$$\chi_{\mathbf{A}}(\lambda) := \det(\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I}) = \det \begin{bmatrix} a_{1,1} - \lambda & a_{1,2} & a_{1,3} & \dots & \dots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} - \lambda & a_{2,3} & & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & & \vdots \\ a_{n,1} & a_{n,2} & \dots & \dots & a_{n,n} - \lambda & \end{bmatrix}, \quad \lambda \in \mathbb{C},$$

heisst das **charakteristische Polynom** der Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,n}$, $n \in \mathbb{N}$.

Lemma VII.4.0.D (Charakteristisches Polynom).

Das charakteristische Polynom von $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,n}$ ist ein Polynom vom Grad $\leq n$ (mit reellen Koeffizienten, falls $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$).

Korollar VII.4.0.E (Charakteristisches Polynome ähnlicher Matrizen).

Die charakteristischen Polynome ähnlicher Matrizen (\rightarrow Definition VI.4.0.D) sind gleich: Für beliebige $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,n}$ und invertierbare $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{n,n}$ gilt

$$\chi_{\mathbf{S}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{S}} = \chi_{\mathbf{A}} .$$

► Das “charakteristische Polynom einer linearen Abbildung” ist ein sinnvolles Konzept (, da nicht abhängig von der Basis bzgl. derer die Matrixdarstellung der linearen Abbildung betrachtet wird.)

Satz VII.4.0.F (Eigenwerte sind Nullstellen des charakteristischen Polynoms).

Das Spektrum einer Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,n}$ ist die Nullstellenmenge ihres charakteristischen Polynoms:

$$\sigma(\mathbf{A}) = \{\lambda \in \mathbb{C} : \chi_{\mathbf{A}}(\lambda) = 0\} .$$

► $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,n}$ hat höchstens n verschiedene Eigenwerte.

Satz VII.4.0.G (Spektrum von Matrix und Transponierter).

Für jede Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,n}$ gilt

$$\overline{\sigma(\mathbf{A})} = \sigma(\mathbf{A}^H) .$$

Relevant für stationäre Markov-Ketten, siehe Definition VII.1.0.E:

Satz VII.4.0.P (Perron-Frobenius-Theorem).

Für jede stochastische Matrix $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{n,n}$ (\rightarrow Definition VII.1.0.C) gilt:

- (i) 1 ist der *betragsgrösste* Eigenwert von \mathbf{P} : $1 \in \sigma(\mathbf{P})$, $1 = \max\{|\lambda|, \lambda \in \sigma(\mathbf{P})\}$,
- (ii) der Eigenraum zum Eigenwert 1 ist eindimensional: $\dim \text{Kern}(\mathbf{P} - \mathbf{I}) = 1$,
- (iii) und es gibt einen Eigenvektor zum Eigenwert 1 mit ausschliesslich nicht-negativen Komponenten: $\exists \mathbf{v} \in \mathbb{R}^n \setminus \{\mathbf{0}\} : \mathbf{P}\mathbf{v} = \mathbf{v}$ und $(\mathbf{v})_\ell \geq 0, \ell \in \{1, \dots, n\}$.

LINK zu Rechenbeispielen für die Diagonalisierung von 3×3 -Matrizen.

7.5 Diagonalisierbarkeit

7.5.1 Allgemeine Kriterien

Erinnerung: Kriterium für Diagonalisierbarkeit aus Satz VII.4.0.B.

Satz VII.5.1.A (Lineare Unabhängigkeit von Eigenvektoren).

Für eine Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,n}$ seien $\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k$, $k \in \{1, \dots, n\}$, Eigenvektoren zu paarweise verschiedenen Eigenwerten. Dann ist $\{\mathbf{v}^1, \dots, \mathbf{v}^k\}$ linear unabhängig.

Satz VII.5.1.B (Kriterien für Diagonalisierbarkeit II).

Eine quadratische Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,n}$ mit Eigenwerten $\sigma(\mathbf{A}) = \{\lambda_1, \dots, \lambda_k\} \subset \mathbb{C}$, $1 \leq k \leq n$ ist diagonalisierbar, wenn

(i) sie n verschiedene Eigenwerte hat ($k = n$), oder

(ii)
$$\sum_{l=1}^k \dim \text{Kern}(\mathbf{A} - \lambda_l \mathbf{I}) = n.$$

Satz VII.5.1.C (Diagonalisierbarkeit und Eigenwerte von Projektionen (\rightarrow Definition VI.5.0.A)).

Erfüllt $\mathbf{P} \in \mathbb{C}^{n,n}$, dass $\mathbf{P}^2 = \mathbf{P}$, dann ist \mathbf{P} diagonalisierbar und $\sigma(\mathbf{P}) \subset \{0, 1\}$.

7.5.2 Diagonalisierbarkeit normaler Matrizen

Eines der wichtigsten Resultate der linearen Algebra:

Satz VII.5.2.D (Lemma von Schur).

Zu jeder Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,n}$ gibt es eine unitäre Matrix $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{n,n}$ so, dass $\mathbf{U}^H \mathbf{A} \mathbf{U}$ eine (obere) Dreiecksmatrix ist. Deren Diagonaleinträge sind die Eigenwerte von \mathbf{A} .

Hilfsmittel für den Beweis:

Satz VII.5.2.E (Fundamentalsatz der Algebra).

Jedes nichtkonstante Polynom $p(z) := \alpha_k z^k + \alpha_{k-1} z^{k-1} + \dots + \alpha_1 z + \alpha_0$, $\alpha_k \in \mathbb{C}$, hat mindestens eine Nullstelle $z_0 \in \mathbb{C}$ mit $p(z_0) = 0$.

Satz VII.5.2.F (Diagonalisierbarkeit von **normalen** Matrizen).

Gilt für $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,n}$, dass $\mathbf{A}\mathbf{A}^H = \mathbf{A}^H\mathbf{A}$, dann gibt es eine unitäre Matrix $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{n,n}$ so, dass

$$\mathbf{U}^H\mathbf{A}\mathbf{U} = \mathbf{D} := \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) \in \mathbb{C}^{n,n}.$$

Die $\lambda_k \in \mathbb{C}$ sind die Eigenwerte von \mathbf{A} , die Spalten von \mathbf{U} die zugehörige orthonormale Menge von Eigenvektoren.

Spezielle Matrizen, die mit ihrer konjugiert Transponierten vertauschbar sind:

- **Symmetrische Matrizen** (Hermitesche Matrizen): $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,n}$ mit $\mathbf{A}^H = \mathbf{A}$
- **Schiefsymmetrische Matrizen**: $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n,n}$ mit $\mathbf{A}^H = -\mathbf{A}$
- **Orthogonale Matrizen**: $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{n,n}$ mit $\mathbf{Q}^T = \mathbf{Q}^{-1}$
- **Unitäre Matrizen**: $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{n,n}$ mit $\mathbf{U}^H = \mathbf{U}^{-1}$

Satz VII.5.2.G (Relle Diagonalisierbarkeit von symmetrischen Matrizen, **Hauptachsentransformation**).

Zu jeder symmetrischen Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ gibt es eine orthogonale Matrix $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{n,n}$ so, dass

$$\mathbf{Q}^T \mathbf{A} \mathbf{Q} = \mathbf{D} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) \in \mathbb{R}^{n,n} .$$

Die Spalten von \mathbf{Q} bilden eine Orthonormalbasis des \mathbb{R}^n aus Eigenvektoren von \mathbf{A} .

Satz VII.5.2.H (Spektrum unitärer Matrizen).

Für die Eigenwerte einer unitären Matrix $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{n,n}$ (\rightarrow Definition VII.3.0.C) gilt

$$\sigma(\mathbf{Q}) \subset \{\lambda \in \mathbb{C} : |\lambda| = 1\} .$$

Clickerfrage 7.5.1 (Autovermietung).

Eine lokale Autovermietung in Zürich führt Buch über die tägliche Bewegung ihrer Fahrzeuge zwischen den drei Standorten „HB“, „ZRH“ und „ETH“:

- 40% der Fahrzeuge, die am HB ausgeliehen werden, werden an ZRH retourniert.
- 10% der Fahrzeuge, die am HB ausgeliehen werden, werden an der ETH zurückgegeben.
- 20% der Autos, die an ZRH gemietet werden, werden am HB zurückgegeben.
- 70% der Fahrzeuge, die an ZRH ausgeliehen werden, werden an der ETH zurückgebracht.
- 40% der Autos, die an der ETH gemietet werden, wandern zum HB.
- 50% der Fahrzeuge, die an der ETH ausgeliehen werden, werden an ZRH zurückgebracht.

Was ist die Matrix der Übergangswahrscheinlichkeiten der zugehörigen stationären Markov-Kette?

(i)

$$\begin{bmatrix} 50 & 20 & 40 \\ 40 & 10 & 50 \\ 10 & 70 & 10 \end{bmatrix} .$$

(ii)

$$\begin{bmatrix} 0.5 & 0.2 & 0.4 \\ 0.4 & 0.1 & 0.5 \\ 0.1 & 0.7 & 0.1 \end{bmatrix} .$$

(iii)

$$\begin{bmatrix} 0.0 & 0.2 & 0.4 \\ 0.4 & 0.0 & 0.5 \\ 0.1 & 0.7 & 0.0 \end{bmatrix} .$$

(iv)

$$\begin{bmatrix} 0.5 & 0.4 & 0.1 \\ 0.2 & 0.1 & 0.7 \\ 0.4 & 0.5 & 0.1 \end{bmatrix} .$$

Welche der folgenden Aussagen sind für eine quadratische diagonalisierbare Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n,n}$ korrekt?

- (i) $\exp(\mathbf{A})$ ist invertierbar.
- (ii) $\exp(\mathbf{A}) > 0$.
- (iii) $\mathbf{x}^T \exp(\mathbf{A})\mathbf{x} \geq 0$ für alle $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$.
- (iv) Wenn $\sigma(\mathbf{A}) \subset]-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}[$, dann sind äquivalent

$$\sin(\mathbf{A}) \text{ invertierbar} \Leftrightarrow \mathbf{A} \text{ invertierbar.}$$

- (v) $\sin(\mathbf{A} + 2\pi) = \sin(\mathbf{A})$.

She End

Index

- \-Operator, 173
- ähnlich, 203
- Bild
 - einer linearen Abbildung, 193
- Block
 - einer Matrix, 25
- Blockelimination, 77
- dünnbesetzte Matrix, 168
- direkte Summe, 205
- Einheitsmatrix, 61
- Inverse
 - einer Matrix, 66
- Kern
 - einer linearen Abbildung, 193
- Komplement, 205
- Komplexität, 160
- Komposition, 192
 - von linearen Abbildungen, 192
- Koordinatenabbildung, 184
- Lineare Abbildungen
 - Abbildungseigenschaften, 188
- lineare Gleichung, 13
 - Koeffizienten, 13
 - rechte Seite, 13
- Lineare Regression, 125
- lineares Gleichungssystem, 20
- Matrix, 22
 - dünnbesetzt, 168
 - stochastisch, 223
- Matrixblock, 25
- Normalengleichungen, 125
- Problemgrößenparameter, 160
- QR-Zerlegung, 152
- Rang
 - einer linearen Abbildung, 194
- Rang-1-Matrix, 166

Rechenaufwand, 160

 asymptotisch, 160

Rundungsfehler, 152

Verbindungsstrecke, 189

Beispiele und Bemerkungen

- 3×3 -LGS mit eindeutiger Lösung, 30
- Äusseres Produkt/Tensorprodukt von Spalten- und Zeilenvektor, 60
- ‘Standardbeispiel’ für lineare Abbildung, 186
- Affine Abbildung $\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, 195
- Algorithmus zur Berechnung von Determinanten, 140
- Altersstruktur einer Population, 218
- Blockelimination bei Pfeilmatrizen, 78
- Diskretes dynamisches System, 225
- Effiziente Multiplikation mit Rang-1-Matrizen, 166
- Inneres Produkt von Zeilen- und Spaltenvektor, 59
- Inverse einer 2×2 -Matrix, 66
- Koordinatenabbildung als lineare Abbildung, 187
- Lösungsmenge von linearen Gleichungssystemen, 53
- Lineare Abbildung $\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, 186
- Lineare Regression, 125
- Multiplikation mit Diagonalmatrix, 60
- Multiplikation von Pfeilmatrizen, 76
- Page rank, 220
- Parametrisiertes 3×3 -LGS ohne eindeutige Lösung, 31
- QR-Zerlegung in MATLAB, 152
- Rechenaufwand zur Lösung dünnbesetzter LGS, 174
- Rundungsfehler bei Schnittpunktberechnung, 154
- Typische dünnbesetzte Matrizen, 168
- Zeilenkombination durch Matrixmultiplikation, 61
- Zeilenstufenform von (verallgemeinerten) Dreiecksmatrizen, 40

Definitionen

- (Polynomialer) asymptotischer Rechenaufwand, 160
- (Positiv) definite Matrix, 108
- (Standard)determinante im \mathbb{R}^n , 136
- [Lineare Rekursion, 223
- Ähnlichkeit von Matrizen, 203
- Abstand von affinen Teilräumen, 106
- Affine Abbildung, 194
- Affiner Teilraum, 83
- Allgemeine Matrixfunktionen, 235
- Basis, 86
- Bild und Kern einer Matrix, 88
- Charakteristisches Polynom, 240
- Dünnbesetzte Matrix, 168
- Determinante einer quadratischen Matrix, 136
- Determinantenform, 133
- Diagonalisierbarkeit einer Matrix, 229
- Diagonalmatrix, 26
- Dimension, 86
- Direkte Summe, 205
- Drehung in 3D, 215
- Drehung in der Ebene, 213
- Eigenwerte und Eigenvektoren, 239
- Erzeugendensystem, 82
- Euklidische Vektornorm, 101
- Euklidisches Skalarprodukt, 98
- Grundoperationen der Matrixarithmetik, 63
- Grundoperationen der Vektorarithmetik, 48
- Invertierbare/reguläre Matrix, 65
- Isometrie, 209
- Kleinste-Quadrate-Lösung, 124
- Koordinaten/Koeffizienten, 94
- Koordinatenabbildung, 184
- Länge, 101
- Lösung(smenge) einer linearen GLeichung, 14
- Lösung(smenge) eines linearen Gleichungssystems, 21
- Lineare (Un)abhängigkeit, 84
- Lineare Abbildung, 185

Lineare Gleichung, 13
Lineare skalare Mehrtermrekursion, 228
Lineares Gleichungssystem, 20
Linearkombination, 51
Matrix, 22
Matrix-Vektor-Multiplikation, 52
Matrixexponentialfunktion und trigonometrische Matrixfunktionen, 234
Matrixpolynom, 232
Matrixprodukt, 55
Normierter Vektor, 101
Nullraum/Kern und Bild einer linearen Abbildung, 193
Orthogonale Matrix, 114
Orthogonale Vektoren, 112
Orthogonalprojektion, 207
Projektion, 204
Quadratische Form, 107
Rang
 einer Matrix, 40
Rang einer linearen Abbildung, 194
Rechenaufwand/Kosten einer Funktion, 160
senkrecht/orthogonal, 105
Spalten- und Zeilenvektoren, 23
Span/Erzeugnis, 80
Spiegelung, 212
Stationäre Markov-Kette, 224
Stochastische Matrix, 223
Symmetrische und schiefsymmetrische Matrizen, 70
Transponierte Matrix, 68
Unitäre Matrix, 238
Unterraum, 81
Vektorprodukt, 120
Verbindungsstrecke, 189
Volumen, 132
Winkel zwischen Vektoren, 103
Zeilenstufenform einer Matrix, 36
Zeilenumformungen eines LGS, 32

MATLAB-Programme

arrayfun, 147

backslash, 173

cross, 147

diag, 147

dot, 147

eig, 229

eye, 147

gramschmidt, 150

loglog, 163

max, 147

min, 147

norm, 150

ones, 147

plot, 152, 158

plot3, 152

qr, 153

rand, 147

size, 147

sparse, 169

tic, 158

toc, 158

tril, 147

triu, 147

zeros, 147

Symbole und Notationen

$O(n^p) \hat{=}$ polynomiale Komplexität, 160
 $K_{\mathfrak{B}_v} \hat{=}$ Koordinatenabbildung zur Basis \mathfrak{B} , 184
 $\sphericalangle(\mathbf{v}, \mathbf{w}) \hat{=}$ Winkel eingeschlossen von den Vektoren \mathbf{v}
 und \mathbf{w} , 103
 $\mathcal{O}(n) \hat{=}$ Menge der orthogonalen Matrizen $\in \mathbb{R}^{n,n}$, 115
 $\text{Rang}(L) \hat{=}$ Rang einer linearen Abbildung L , 194
 $\langle \cdot, \cdot \rangle \hat{=}$ (Euklidisches) Skalarprodukt, 98
 $\sigma(\mathbf{A}) \hat{=}$ Menge der Eigenwerte von \mathbf{A} , 239
 $\perp \hat{=}$ orthogonal/senkrecht, 105
 $\text{LG}(a_1, \dots, a_n; b) \hat{=}$ lineare Gleichung, 13
 $\text{LGS}(\mathbf{A}; \mathbf{b}) =$ lineares Gleichungssystem, 28
 $\mathcal{L}(\mathcal{V}, \mathcal{W}) \hat{=}$ Raum der linearen Abbildungen $\mathcal{V} \mapsto \mathcal{W}$, 185
 $\|\cdot\| \hat{=}$ (Euklidische) Vektornorm, 101
 $L_{\mathbf{A}} \hat{=}$ Lineare Abbildung induziert durch Multiplikation mit
 Matrix \mathbf{A} , 186
 $\chi_{\mathbf{A}} \hat{=}$ charakteristisches Polynom der Matrix \mathbf{A} , 240
 $\circ \hat{=}$ Komposition von Abbildungen, 192
 $\det(\mathbf{A}) \hat{=}$ Determinante der Matrix \mathbf{A} , 136
 $\emptyset \hat{=}$ leere Menge, 16
 $\parallel \hat{=}$ Parallelogramm, 129
 $[[\mathbf{x}, \mathbf{y}]] \hat{=}$ Verbindungsstrecke zweier Vektoren, 189

$\oplus \hat{=}$ direkte Summe und Komplemente, 205
 $\mathcal{L}(\text{LG}(a_1, \dots, a_n; b)) \hat{=}$ Lösungsmenge einer linearen Gleichung, 14
 $\mathcal{U}^\perp \hat{=}$ orthogonales Komplement der Menge \mathcal{U} , 113
 $\text{vol} \hat{=}$ Volumen, 131

Literaturverzeichnis

- [1] M. Akveld and R. Sperb. Analysis i & ii. Vorlesungsskriptum ETH Zürich, 2010.
- [2] A.N. Lengville and C.D. Meyer. *Google's PageRank and Beyond: The Science of Search Engine Rankings*. Princeton University Press, Princeton, NJ, 2006.
- [3] K. Nipp and D. Stoffer. *Lineare Algebra*. vdf Hochschulverlag, Zürich, 5 edition, 2002.
- [4] G. Strang. *Lineare Algebra*. Springer, 2003.