#### Matrizen:

$$A(C + D) = AC + AD \qquad (AB)C = A(BC)$$

$$(A + B)C = AC + BC \qquad AB \neq BA$$

$$(A + B)^{T} = A^{T} + B^{T} \qquad AI = IA$$

$$(AB)^{T} = B^{T}A^{T} \qquad A^{-1}A = I$$

$$(A^{T})^{-1} = (A^{-1})^{T} \qquad (AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$$

$$a^{(j)}$$
: j-te Spalte  $a^{[i]}$ : i-te Zeile

# Reguläre Matrix (gegensatz singulär):

- Ax=b ist für jedes b lösbar (nur 1 Lsg.)
- Ax=0 hat nur die triviale lösung x=0
- det(A) ≠0
- Rang(A)=n

# Adjunkte Matrix:

$$\widetilde{A}_{ij} = (-1)^{i+j} \cdot \det(M_{ji})$$
  $M_{uv}$ : A ohne Zeile u und Spalte v (Minor)

Bsp:

$$A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}; \quad \widetilde{A} = \begin{pmatrix} 1 \cdot \det(d) & -1 \cdot \det(b) \\ -1 \cdot \det(c) & 1 \cdot \det(a) \end{pmatrix}$$

#### **Inverse Matrix:**

$$Ax = b \leftrightarrow A^{-1}b = x$$
  $AA^{-1} = I$  (A muss regulär sein)

$$A^{-1} = 1/\det(A) \cdot \widetilde{A}$$

oder Gaus-Jordan Algorithmus:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 2 & 3 & 0 \\ 3 & 4 & 1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 & \downarrow & 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 2 & 3 & 0 & 0 & 1 & 0 & -2 & \rightarrow & 0 & -1 & 0 & -2 & 1 & 0 & \downarrow \\ 3 & 4 & 1 & 0 & 0 & 1 & -3 & 0 & -2 & 1 & -3 & 0 & 1 & -2 \end{pmatrix}$$

$$1 \quad 2 \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad 0 \quad 2 \quad 1 \quad 0 \quad 0 \quad 1 \quad -3 \quad 2 \quad 0 \quad 0 \quad -1 \quad 0 \quad -2 \quad 1 \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad 2 \quad -1 \quad 0 \quad 0 \quad 1 \quad 1 \quad -2 \quad 1$$

# Orthogonale Matrix:

- $A^T A = I$  (definition orthogonal)
- $A^{-1} = A^T$

- $\bullet \ AA^T = A^T A$
- Zeilen- bzw. Spalten-Vektoren stehen senkrecht aufeinander + normiert
- $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$

### LR-Zerlegung:

m-by-n matrix

aii n columns | j changes

m rows

Löst Ax=b für viele b. PA=RL  $\rightarrow$  löse Ly=Pb für y  $\rightarrow$  löse Rx=y für x

$$Bsp A = \begin{pmatrix} 0 & 3 & -2 \\ 4 & -2 & 1 \\ 2 & -1 & 1 \end{pmatrix} :$$

$$P = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad R = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 1 \\ 0 & 3 & -2 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad L = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 2 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

#### Determinante:

Sei  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ , dann ist  $\det(A) (= |A|)$ :

• 
$$n = 1$$
;  $A = (a) \rightarrow \det(A) = a$ 

• 
$$n = 2$$
;  $A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \rightarrow \det(A) = ad - cb$ 

• 
$$n = 3$$
;  $A = \begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{pmatrix} \rightarrow \det(A) = aei + bfg + cdh - ceg - bdi - afh$ 

• 
$$n = \mathbb{N}$$
;  $A = \begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{pmatrix} \to \det(A) = a \begin{vmatrix} e & f \\ h & i \end{vmatrix} - b \begin{vmatrix} d & f \\ g & i \end{vmatrix} + c \begin{vmatrix} d & e \\ g & h \end{vmatrix}$ 

- $\circ$   $det(A)=det(A^T)$   $det(AB)=det(A)\cdot det(B)$
- o Vertauscht man zwei Zeilen, so wechselt das Vorzeichen
- o Zeilen miteinander addieren ändert die determinante nicht
- $\circ \det(\cdots \alpha \cdot \alpha^{[k]} \cdots) = \alpha \cdot \det(\cdots \alpha^{[k]} \cdots); \det(\cdots \alpha^{[k]} + b^{[k]} \cdots) = \det(\cdots \alpha^{[k]} \cdots) + \det(\cdots b^{[k]} \cdots)$
- o Zwei linear abhängige Zeilen → det(A)=0
- Eine Nullzeile  $\rightarrow$  det(A)=0

$$o det \begin{pmatrix} a_{1,1} & * \\ 0 & a_{n,n} \end{pmatrix} = a_{1,1} \cdot ... \cdot a_{n,n} \text{ (Dreiecksmatrix)}$$
$$o det(A) = det(P) \cdot det(R) \qquad \text{(für LR-Zerlegung)}$$

### **Symmetrische Matrix**:

 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  heisst symmetrisch, falls  $A^T = A$ , dann gilt:

- Alle EW von A sind Reell
- A ist Halbeinfach und also Diagonalisierbar
- EV zu verschiedenen EW von A sind orthogonal zueinander
- A besitzt eine Orthogonale Eigenbasis

#### Ähnliche Matrizen:

Seien  $A,B\in\mathbb{C}^{n\times n}$ , dann heisen diese ähnlich wenn für  $T\in\mathbb{C}^{n\times n}$  regulär gilt:  $B=T^{-1}AT$ 

Ähnliche Matrizen haben dasselbe charakteristische polynom und dieselben EW.

#### Vektorraum:

Sei V ein Vektorraum mit definierter Addition und Multiplikation mit Skalar:

- $\forall u, v \in V$ : u + v = v + u
- $\bullet \ \forall u, v, w \in V \colon \ (u+v) + w = u + (v+w)$
- $\exists \vec{0} \in V$ :  $\forall u \in V$ :  $u + \vec{0} = u$
- $\forall \alpha, \beta \in \mathbb{R}, \forall u \in V$ :  $(\alpha \beta)u = \alpha(\beta u)$
- $\forall u \in V$ :  $1 \cdot u = u$

### Untervektorräume:

Eine nichtleere Teilmenge U eines VR V heisst Untervektorraum wenn:

- $\forall a, b \in U$ :  $a + b \in U$
- $\forall a \in U, \forall \alpha \in \mathbb{R}$ :  $\alpha \cdot a \in U$

# Lineare Abbildungen:

V, W reelle Vektorräume.  $F: V \to W$ . Falls  $\forall x, y \in V$  und  $\forall \alpha \in \mathbb{R}$ :

$$F(x+y) = F(x) + F(y)$$
  $F(\alpha \cdot x) = \alpha \cdot F(x)$ 

### Eigenwerte, Eigenvektoren:

- $\lambda \in \mathbb{C}$  heist Eigenwert der Matrix A, wenn  $\exists v \in \mathbb{C}^n \neq \vec{0}$ , so dass  $A \cdot v = \lambda \cdot v$
- Ist  $\lambda$  Eigenwert von A, so heisst jedes v mit  $A \cdot v = \lambda \cdot v$  Eigenvektor von A zu  $\lambda$
- Der Eigenraum zu einem  $\lambda$  ist der Vektorraum all seiner v.
- Algebraische Vielfachheit von  $\lambda$ : # gleicher  $\lambda$ -s aus Berechnung.
- Geometrische Vielfachheit von λ: Dim(Eigenraum)
- $1 \leq geom.vf. \leq alg.vf. \leq n$
- Wenn  $\lambda_1, ..., \lambda_k$  parweise verschiden, dann sind EV linear unabhängig

Bsp. EW:

$$A = \begin{pmatrix} -3 & 2 & 2 \\ 2 & -3 & 2 \\ 2 & 2 & -3 \end{pmatrix} \to \det(A - I \cdot \lambda) = 0 \to -\lambda^3 - 9\lambda^2 - 15\lambda + 25 = 0$$
  
  $\to (\lambda - 1) \cdot (\lambda + 5)^2 = 0 \to \lambda_1 = 1 \ (Alg. vf. = 1), \ \lambda_{2.3} = -5 \ (Alg. vf. = 2)$ 

Bsp. EV:

$$\begin{array}{l} \lambda_{1} = 1 \ \rightarrow \ (A - I \cdot 1) \cdot v = 0 \ \leftrightarrow \ Kern(A - I \cdot 1) \\ \rightarrow \ \begin{pmatrix} -4 & 2 & 2 \\ 2 & -4 & 2 \\ 2 & 2 & -4 \end{pmatrix} \cdot v = 0 \ \rightarrow \ Gauss \rightarrow \ \begin{pmatrix} 2 & -1 & -1 & 0 \\ 0 & -3 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \\ x_{3} = \alpha \ , \qquad x_{2} = x_{3} = \alpha \ \rightarrow \ E_{\lambda_{1}} = span \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \ \left(Dim(E_{\lambda_{1}}) = 1 \rightarrow \ Geom. \ vf. = 1\right) \end{array}$$

#### Norm:

Sei V ein VR. Eine Norm auf V ist eine Abbildung:  $\|\cdot\|: V \to \mathbb{R}, \ v \to \|v\|$ 

- $\forall v \in V : ||v|| \ge 0 \ und \ ||0|| = 0$
- $\forall v \in V, \forall \alpha \in \mathbb{R}: ||\alpha v|| = |\alpha| \cdot ||v||$
- $\forall v, w \in V : ||v + w|| \le ||v|| + ||w||$

Induzierte Norm:  $||x|| = \sqrt{\langle x, x \rangle}$  (siehe Skalarprodukt)

Konvergenz durch Norm:  $\lim_{n\to\infty} ||v-v_n|| = 0 \leftrightarrow \lim_{n\to\infty} v_n = v$ 

Bsp. in V:

• 
$$||v||_2 = \sqrt{|v_1|^2 + |v_2|^2 + |v_3|^2 + \cdots}$$
 (euklidische norm)

• 
$$||v||_p = (|v_1|^p + |v_2|^p + |v_3|^p + \cdots)^{\frac{1}{p}}$$
 (p-norm)  
•  $||v||_{\infty} = \max\{|v_1|, |v_1|, |v_1|, \dots\}$  (max-norm)

Bsp in C([a,b])

• 
$$||f||_{L\infty} = max\{|f(x)|: a \le x \le b\}$$
 (maximaler ausschlag)

• 
$$||f||_{Lp} = \left(\int_a^b |f(x)|^p dx\right)^{1/p}$$
 (durchschn. ausschlag)

Bsp in  $\mathbb{R}^{m \times n}$ :

• 
$$||A||_2 = \left(\sum_{i,j} a_{i,j}^2\right)^{1/2}$$
 (Hilbert-Schmidt-Norm)

• 
$$||A||_{SM} = \max_{1 \le i \le n} \sum_{i=1}^{m} |a_{i,i}|$$
 (Spalten-Max-Norm)

• 
$$||A||_{ZM} = ||A^T||_{SM}$$
 (Zeilen-Max-Norm)

### Skalarprodukt:

Sei V ein VR. Eine Abbildung  $\langle \cdot, \cdot \rangle$ :  $V \times V \to \mathbb{R}$  heisst Skalarprodukt falls:

• 
$$\forall x, y, z \in V : \langle x, y + z \rangle = \langle x, y \rangle + \langle x, z \rangle$$
 und  $\forall \alpha \in \mathbb{R} \langle x, \alpha y \rangle = \alpha \langle x, y \rangle$ 

• 
$$\forall x, y \in V : \langle x, y \rangle = \langle y, x \rangle$$

• 
$$\forall x \in V : \langle x, x \rangle \ge 0 \text{ und } \langle 0, 0 \rangle = 0$$

Bsp.:

• 
$$\mathbb{R}^n$$
:  $\langle a, b \rangle = a_1 b_1 + a_2 b_2 + \dots + a_n b_n$ 

• 
$$C([a,b])$$
:  $\langle f,g\rangle = \int_a^b f(x)g(x) dx$ 

• 
$$\mathbb{C}^n$$
:  $\langle x, y \rangle = \sum_{k=1}^n \overline{x_k} \cdot y_k$  (bed. für  $\mathbb{C}$  skal.prd.:  $\langle x, y \rangle = \overline{\langle x, y \rangle}$ )

# Darstellungsmatrix:

F: lineare Abbildung von V nach W mit Basen B und C.

Darstellungsmatrix 
$$A=([F(b_1)]_C,\,[F(b_2)]_C,\,\dots\,,\,[F(b_n)]_C)$$
  $[y]_C=A\cdot[x]_B$ 

Bsp. 
$$P(x) \in P_2 \xrightarrow{F} (2-x) \cdot P'(x) \in P_2$$
:  $(B = C = P_2)$   
 $b_1 = 1$ ,  $b_2 = x$ ,  $b_3 = x^2$   $A = ([F(b_1)]_B, [F(b_2)]_B, [F(b_3)]_B)$   
 $F(b_1) = F(1) = 0$   $F(b_2) = F(x) = 2 - x$   $F(b_3) = F(x^2) = 4x - 2x^2$ 

$$[0]_B = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad [2 - x]_B = \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix} \quad [4x - 2x^2]_B = \begin{pmatrix} 0 \\ 4 \\ -2 \end{pmatrix} \quad \rightarrow \quad A = \begin{pmatrix} 0 & 2 & 0 \\ 0 & -1 & 4 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix}$$

Zusammengesetzte Abbildungen:

$$x \rightarrow F(x) \rightarrow G(F(x)) = G^{\circ}F(x)[x]_B \rightarrow A[x]_B \rightarrow B(A[x]_B) = BA \cdot [x]_B$$

#### Basiswechsel für Matrizen:

T: Übergangsmatrix von B nach C.  $[x]_C = T \cdot [x]_B$   $T = ([b_1]_C, ..., [b_n]_C)$ S: Übergangsmatrix von C nach B.  $[x]_B = S \cdot [x]_C$   $S = T^{-1} = ([c_1]_B, ..., [c_n]_B)$ 

$$[A]_C = T[A]_B T^{-1} = S^{-1}[A]_B S$$
  $[A]_B = S[A]_C S^{-1} = T^{-1}[A]_C T$ 

#### Orthogonalisierungsverfahren:

Basisvektoren eines Unterraums → Orthogonale Basisvektoren desselben UR

In  $\mathbb{R}^m$  bilden die Vektoren  $w_1, ..., w_n$  einen Unterraum

$$\begin{split} v_1 &= w_1 & (= \frac{w_1}{|w_1|} \quad \textit{für Orthonormal}\,) \\ v_2 &= w_2 - \frac{\langle v_1, w_2 \rangle}{\langle v_1, v_1 \rangle} \cdot v_1 \\ v_3 &= w_3 - \frac{\langle v_1, w_3 \rangle}{\langle v_1, v_1 \rangle} \cdot v_1 - \frac{\langle v_2, w_3 \rangle}{\langle v_2, v_2 \rangle} \cdot v_2 \\ v_n &= w_n - \frac{\langle v_1, w_n \rangle}{\langle v_1, v_1 \rangle} \cdot v_1 - \frac{\langle v_2, w_n \rangle}{\langle v_2, v_2 \rangle} \cdot v_2 - \dots - \frac{\langle v_{n-1}, w_n \rangle}{\langle v_{n-1}, v_{n-1} \rangle} \cdot v_{n-1} \end{split}$$

## Kern, Bild:

Sei  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , dan gilt:

- $Kern A = \{x \in \mathbb{R}^n \mid Ax = 0\}$
- Bild (Im)  $A = \{b \in \mathbb{R}^m \mid \exists x \in \mathbb{R}^n, s.d. Ax = b\}$
- ullet Bild (Im)  $A=spanig\{a^{(1)},\dots$  ,  $a^{(k)}ig\}$   $a^{(i)}$ : i-te unabhängige Spalte von A

- Kern(A) ist Unterraum von  $\mathbb{R}^n$ , Bild(A) ist Unterraum von  $\mathbb{R}^m$
- Dim(Kern(A)) + Dim(Im(A)) = n
- $Dim(Im(A)) = Dim(Im(A^T)) = Rang(A)$
- $Im(A) \perp Kern(A)$

$$Bsp A = \begin{pmatrix} 0 & 2 & 0 \\ 0 & -1 & 4 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix}$$
:

$$Bild(A) = span\left\{ \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 4 \\ -2 \end{pmatrix} \right\}$$
 (linear unabhängige Spalten)

$$Kern(A): \begin{pmatrix} 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & -2 & 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{x_1 = \alpha} X_1 = \alpha \times x_2 = 0 \rightarrow Kern(A) = span \begin{Bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{Bmatrix}$$

### Eigenbasis, Einfach, Halbeinfach, Diagonalisierbar:

- Ist  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , dann existiert eine Eigenbasis von A wenn  $\Sigma$  #geom.vf. = n Eigenbasis:  $E_{\lambda_1} \& ... \& E_{\lambda_n}$  (normiert und orthogonalisiert bei  $E_{\lambda_{1,2}}$ )
- $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  heisst Einfach, falls  $\forall$  EW alg.vf. = 1 hat.
- $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  heisst halbeinfach, falls  $\forall$  EW alg.vf. = geom.vf.
- $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  heisst diagonalisierbar, falls  $T \in \mathbb{C}^{n \times n}$  (regulär) existiert mit:  $T^{-1}AT = diag(...)$  (regulär  $\leftrightarrow det(T) \neq 0$ )
- A einfach  $\rightarrow$  A halbeinfach  $\leftrightarrow$   $\exists$  Eigenbasis  $\leftrightarrow$  A diagonalisierbar
- A symmetrisch  $\leftrightarrow$  T orthogonal  $\leftrightarrow$   $T^{-1} = T^{T}$

$$T = \begin{pmatrix} \vdots & \vdots \\ E_{\lambda_1} & \cdots & E_{\lambda_n} \\ \vdots & \vdots \end{pmatrix} \qquad D = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_n \end{pmatrix}$$

$$Bsp. \ A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 2 \end{pmatrix} \rightarrow \lambda_1 = 4, \ \lambda_2 = -1 \rightarrow E_{\lambda_1} = span\left\{ \begin{pmatrix} 2 \\ 3 \end{pmatrix} \right\}, E_{\lambda_2} = span\left\{ \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix} \right\}$$

$$T = \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ 2 & 1 \end{pmatrix} \rightarrow det(T) = 5 \ (diag. \ bar.) \rightarrow D = T^{-1}AT = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}$$

$$2x_{1}^{2} + 9x_{1}x_{2} + 5x_{2}^{2} + 12x_{1} + 29x_{2} = 0$$

$$\Rightarrow \begin{pmatrix} 2 & 2 \\ 2 & 5 \end{pmatrix} \times + (12, 24) \times = 0$$

$$\Rightarrow E_{3} = \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \end{pmatrix}, E_{3} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} \Rightarrow |norm|$$

$$\Rightarrow E_{3} = \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \end{pmatrix}, E_{3} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} \Rightarrow |norm|$$

$$\Rightarrow \begin{pmatrix} 21/3 \\ -1/3 \end{pmatrix} \qquad D = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \qquad D = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow A = \begin{pmatrix} 21/3 \\ -1/3 \end{pmatrix} \qquad D = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \qquad D = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\$$

$$y^{T} D y + (12,24) T y = 0 \qquad [M]_{z} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \qquad [M]_{y} = 0$$

$$y_{1}^{2} + 6y_{2}^{2} + \frac{6}{13} y_{2} = 0 \qquad [M]_{x} = T [M]_{y} = \begin{pmatrix} -1 \\ -2 \end{pmatrix}$$

$$y_{1}^{2} + 6(y_{2} + \sqrt{3})^{2} - 30 = 0$$

$$y + \begin{pmatrix} 0 \\ \sqrt{3} \end{pmatrix} = Z$$

$$b = 2^{2} + 6z_{2}^{2} - 30 = 0$$

$$\frac{z_{1}^{2}}{30} + \frac{z_{2}^{2}}{5} = A$$

$$[M]_{z} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \qquad [M]_{y} = \begin{pmatrix} -\sqrt{2} \\ -\sqrt{2} \end{pmatrix}$$
$$[M]_{x} = T [M]_{y} = \begin{pmatrix} -\frac{2}{2} \\ -\frac{2}{2} \end{pmatrix}$$