

Vorlesung 1

5. April + 8. April

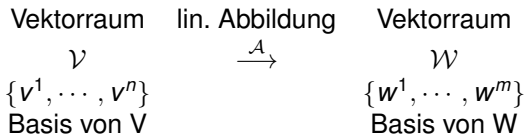
Basiswechsel

Wiederholung: Matrixdarstellung, Rotkäppchens Diätplan

	Ananas	Wein	Orangen	Sahne
Preis	2.00	8	0.50	1.39
Fett	0.02	0.01	0.05	30
Zucker	200	30	15	1

Korb mit:

$$\begin{array}{l}
 \text{Ananas} \\
 \text{Wein} \\
 \text{Orangen} \\
 \text{Sahne}
 \end{array}
 \begin{pmatrix}
 2 \\
 1 \\
 3 \\
 2
 \end{pmatrix}
 \rightarrow
 \begin{array}{r}
 2 \cdot 2.00 \\
 2 \cdot 0.02 \\
 2 \cdot 200
 \end{array}
 +
 \begin{array}{r}
 1 \cdot 8 \\
 1 \cdot 0.01 \\
 1 \cdot 30
 \end{array}
 +
 \begin{array}{r}
 3 \cdot 0.5 \\
 3 \cdot 0.05 \\
 3 \cdot 15
 \end{array}
 +
 \begin{array}{r}
 2 \cdot 1.39 \\
 2 \cdot 30 \\
 2 \cdot 1
 \end{array}
 \begin{array}{l}
 P \\
 F \\
 Z
 \end{array}$$



$$\text{Aus } \mathcal{A}v^j = \sum_{i=1}^m a_{ij} w^i \quad \text{mit} \quad A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & & a_{mn} \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{(m,n)}$$

$$\text{und } v = \sum_{j=1}^n x_j v^j \in \mathcal{V} \quad \text{folgt f\u00fcr die } y_i\text{'s in } \mathcal{A}(v) = \sum_{i=1}^m y_i w^i$$

$$\mathcal{A}(v) = \mathcal{A}\left(\sum_{j=1}^n x_j v^j\right) = \sum_{j=1}^n x_j \mathcal{A}(v^j) = \sum_{j=1}^n x_j \sum_{i=1}^m a_{ij} w^i = \sum_{i=1}^m \left(\overbrace{\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j}^{y_i}\right) w^i$$

$$\mathcal{A}(v) = \mathcal{A}\left(\sum_{j=1}^n x_j v^j\right) = \sum_{j=1}^n x_j \mathcal{A}(v^j) = \sum_{j=1}^n x_j \sum_{i=1}^m a_{ij} w^i = \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j\right) w^i$$

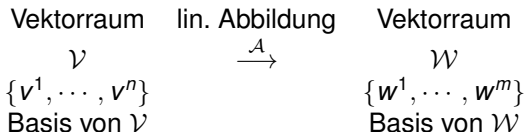
Also kann die Abbildung

$$v = \sum_{j=1}^n x_j v^j \quad \xrightarrow{\mathcal{A}} \quad w := \mathcal{A}(v) = \sum_{i=1}^m y_i w^i$$

in den Koeffizientenvektoren $x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$ und $y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix}$ einfach geschrieben

werden als

$$y = Ax.$$



$$\mathcal{A}v^j = \sum_{i=1}^m a_{ij} w^i \text{ mit } A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & & a_{mn} \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{(m,n)}$$

Neue Basen

$$\{\tilde{v}_1, \dots, \tilde{v}_n\} \qquad \{\tilde{w}_1, \dots, \tilde{w}_m\}$$

$$\mathcal{A}\tilde{v}^j = \sum_{i=1}^m \tilde{a}_{ij} \tilde{w}^i$$

\tilde{A} berechenbar aus A ?

Einfachster Fall

$$\mathcal{V} = \mathbb{R}^n$$

$$V := (v^1, \dots, v^n) \in \mathbb{R}^{(n,n)}, \text{ regulär}$$

$$\tilde{V} := (\tilde{v}^1, \dots, \tilde{v}^n) \in \mathbb{R}^{(n,n)}, \text{ regulär}$$

$$Vx = v = \tilde{V}\tilde{x}$$

$$\mathcal{W} = \mathbb{R}^m$$

$$W := (w^1, \dots, w^m) \in \mathbb{R}^{(m,m)}, \text{ regulär}$$

$$\tilde{W} := (\tilde{w}^1, \dots, \tilde{w}^m) \in \mathbb{R}^{(m,m)}, \text{ regulär}$$

$$Wy = w = \tilde{W}\tilde{y}$$

$y = Ax$ bekannt.

$\tilde{y} = \tilde{A}\tilde{x}$ gesucht.

$$\tilde{y} = \tilde{W}^{-1} \underbrace{W}_{w} \underbrace{A}_{x} \underbrace{V^{-1} \tilde{V} \tilde{x}}_{\substack{v \\ y}}$$

Beispiel

$$V := \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{(3,3)} \quad W := \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{(2,2)}$$

$$\tilde{V} := \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{(3,3)} \quad \tilde{W} := \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{(2,2)}$$

$$Vx = v = \tilde{V}\tilde{x} \quad Wy = w = \tilde{W}\tilde{y}$$

$$y = Ax = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} x.$$

$$\tilde{A} = \tilde{W}^{-1}WAV^{-1}\tilde{V} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}^{-1} = \begin{pmatrix} -1 & 2 & 0 \\ -2 & 4 & -1 \end{pmatrix}$$

$$\text{Test: } \tilde{A}v_1 = \begin{pmatrix} -1 & 2 & 0 \\ -2 & 4 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} = 1 \cdot w_1$$

Nächst schwierigerer Fall

Eben hatten wir

$$\tilde{A}\tilde{x} = \overbrace{\tilde{W}^{-1}W}^{\tilde{y} \leftarrow y} A \underbrace{V^{-1}\tilde{V}}_{x \leftarrow \tilde{x}} \tilde{x}$$

Nun nehmen wir an:

$$\mathcal{V} \subset \mathbb{R}^p, \quad p \geq n$$

$$\mathcal{W} \subset \mathbb{R}^q, \quad q \geq m$$

$$V := (v^1, \dots, v^n) \in \mathbb{R}^{(p,n)}, \quad \text{Rang } n$$

$$W := (w^1, \dots, w^m) \in \mathbb{R}^{(q,m)}, \quad \text{Rang } m$$

$$\tilde{V} := (\tilde{v}^1, \dots, \tilde{v}^n) \in \mathbb{R}^{(p,n)}, \quad \text{Rang } n$$

$$\tilde{W} := (\tilde{w}^1, \dots, \tilde{w}^m) \in \mathbb{R}^{(q,m)}, \quad \text{Rang } m$$

$$Vx = v = \tilde{V}\tilde{x}$$

$$Wy = w = \tilde{W}\tilde{y}$$

$$y = Ax \text{ bekannt.} \quad \tilde{y} = \tilde{A}\tilde{x} \text{ gesucht.}$$

Achtung: $V, \tilde{V}, W, \tilde{W}$ sind nicht mehr invertierbar. Obige Formel tut's nicht mehr.

Aber in

$$\tilde{A}\tilde{x} = \overbrace{\tilde{W}^{-1}W}^{\tilde{y} \leftarrow y} A \underbrace{V^{-1}\tilde{V}}_{x \leftarrow \tilde{x}} \tilde{x}$$

brauchen wir ja auch nur Operatoren, die \tilde{x} in x transformieren und y in \tilde{y} .

Und die erhalten wir so:

Weil die Spalten von V und die Spalten von \tilde{V} Basisvektoren von \mathcal{V} enthalten, gibt es eine reguläre (m, m) -Matrix S mit

$$\tilde{V} = VS.$$

Indem wir \tilde{x} dahinter schreiben

$$\tilde{V}\tilde{x} = VS\tilde{x} \quad (= Vx),$$

sehen wir, dass

$$x = S\tilde{x}.$$

Analog zu

$$\tilde{V} = VS \quad \Rightarrow x = S\tilde{x}$$

gilt

$$\tilde{W} = WR \quad \Rightarrow y = R\tilde{y}$$

Und damit erhalten wir nun

$$\tilde{A}\tilde{x} = \tilde{y} = [\tilde{y} \leftarrow y] A [x \leftarrow \tilde{x}] \tilde{x} = R^{-1}AS\tilde{x}.$$

Beispiel

$$V = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \\ 3 & 1 \end{pmatrix}$$

$$W = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \end{pmatrix}$$

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\tilde{V} = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\tilde{W} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\tilde{V} = V \underbrace{\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -2 & 1 \end{pmatrix}}_S$$

$$\tilde{W} = WR; \text{ also } R = W^{-1}.$$

$$\tilde{A} = R^{-1}AS = WAS = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -2 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ -3 & 2 \end{pmatrix}.$$

Probe: $\begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix} = \tilde{V} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}$, und $\tilde{A} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ -3 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$. - OK

Frage

Wie berechnet man S in $VS = \tilde{V}$?

Antwort: Notfalls mit Gauß-Elimination. (Demonstration an letztem Beispiel.)

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \\ 3 & 1 \end{pmatrix} S = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Löse zwei Gleichungssysteme (für die erste und zweite Spalte von S) simultan:

$$\left(\begin{array}{cc|cc} 1 & 1 & -1 & 1 \\ 2 & 1 & 0 & 1 \\ 3 & 1 & 1 & 1 \end{array} \right) \rightarrow \left(\begin{array}{cc|cc} 1 & 1 & -1 & 1 \\ 0 & -1 & 2 & -1 \\ 0 & -2 & 4 & -2 \end{array} \right) \rightarrow \left(\begin{array}{cc|cc} 1 & 1 & -1 & 1 \\ 0 & -1 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{array} \right)$$

Löse nun

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_{11} \\ s_{21} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 \\ 2 \end{pmatrix} \quad \text{und} \quad \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_{12} \\ s_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$$

auf zu

$$S = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -2 & 1 \end{pmatrix}.$$

Allgemeiner Fall

Vektorraum	lin. Abbildung	Vektorraum
\mathcal{V}	\xrightarrow{A}	\mathcal{W}
$\{v^1, \dots, v^n\}$		$\{w^1, \dots, w^m\}$
$\{\tilde{v}^1, \dots, \tilde{v}^n\}$		$\{\tilde{w}^1, \dots, \tilde{w}^m\}$
Basen von \mathcal{V}		Basen von \mathcal{W}

Die Beziehungen

$$Vx = v = \tilde{V}\tilde{x} \quad \text{und} \quad Wy = w = \tilde{W}\tilde{y}$$

$$\tilde{V} = VS \quad \tilde{W} = WR$$

müssten eigentlich anders geschrieben werden.

Die beiden letzten lauten z.B.

$$\tilde{v}_j = \sum_{i=1}^n v^i s_{ij}, \quad j = 1, \dots, n \quad \tilde{w}_j = \sum_{i=1}^m w^i r_{ij}, \quad j = 1, \dots, m.$$

Die Matrizen S und R gehen aber wie oben in die Transformation ein:

$$\tilde{A} = R^{-1}AS.$$

Beispiel: $\mathcal{V} \subset \Pi_2, \mathcal{W} = T_1$

$$\begin{aligned}v^1(x) &= x + x^2 \\v^2(x) &= x + 2x^2\end{aligned}$$

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned}\tilde{v}^1(x) &= x, \\ \tilde{v}^2(x) &= x^2\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}w^1(x) &= \sin(x) + \cos(x) \\w^2(x) &= 2 \sin(x) - \cos(x) + 1, \\w^3(x) &= 2 + \sin(x)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\tilde{w}^1(x) &= 1, \\ \tilde{w}^2(x) &= \sin(x), \\ \tilde{w}^3(x) &= \cos(x).\end{aligned}$$

Praktische Schlamp-Schreibweise:

$$(v^1, v^2) = (\tilde{v}^1, \tilde{v}^2) \underbrace{\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}}_{S^{-1}}, \quad (w^1, w^2, w^3) = (\tilde{w}^1, \tilde{w}^2, \tilde{w}^3) \underbrace{\begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & -1 & 0 \end{pmatrix}}_{R^{-1}}.$$

$$\tilde{A} = R^{-1}AS = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & -1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 1 \\ 3 & -2 \end{pmatrix}$$

Abschließendes Beispiel

Für

$$\mathbb{R}^3 \xrightarrow{T} \mathbb{R}^2$$

ist bekannt

$$T \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, T \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}, T \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$V = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$W = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

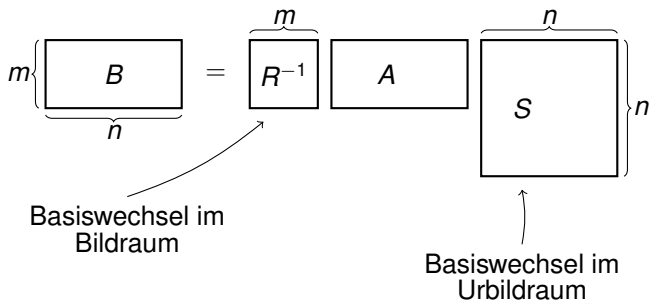
$$VS = \tilde{V} = E_3 \\ \Rightarrow S = V^{-1}$$

$$E_2 = \tilde{W} = WR \\ \Rightarrow R = W^{-1}$$

$$\Rightarrow$$

$$\begin{aligned}\tilde{A} &= R^{-1}AS = WAV^{-1} \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}^{-1} \\ &= \begin{pmatrix} 2 & -1 & -1 \\ 2 & -1 & 0 \end{pmatrix}\end{aligned}$$

(Test!)



Definition 6.6

$A, B \in \mathbb{R}^{(m,n)}$ sind **äquivalent**, wenn \exists

$$\underbrace{R \in \mathbb{R}^{(m,m)}, S \in \mathbb{R}^{(n,n)}}_{\text{beide regulär}}$$

so dass $B = R^{-1} A S$

Beschreiben dieselbe Abbildung bzgl. verschiedener Basen.

Frage

Gibt es eine besonders einfache äquivalente Matrix zu $A \in \mathbb{R}^{(m,n)}$?

Ja

$A \in \mathbb{R}^{(m,n)}$ habe Rang r

$(r \leq \min(m, n))$

\Rightarrow

A äquivalent zu

$$D_r := \left(\begin{array}{c|c} E_r & 0 \\ \hline 0 & 0 \end{array} \right) \in \mathbb{R}^{(m,n)}$$

Normalform von A

Folgerung

$$\left. \begin{matrix} A \\ B \end{matrix} \right\} \in \mathbb{R}^{(m,n)} \text{ äquivalent} \Leftrightarrow \text{Rang } A = \text{Rang } B$$

$$V \xrightarrow{T} V \quad \dim V = n$$

Normal: Verwende in Urbild- und Bildraum gleiche Basis. Darstellung durch Matrix $A \in \mathbb{R}^{(n,n)}$

Normal: Bei Basis-Wechsel wird man im Bild- und Urbildraum wieder die gleiche Basis wollen.

Übergang:

$$\underbrace{B = S^{-1} A S}$$

Definition 6.7: A und B heißen ähnlich. (Wichtig!)

Ende der 1. Vorlesung

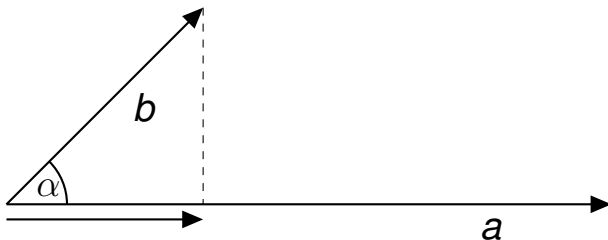
Vorlesung 2

12. April + 16. April

Orthogonale Projektionen

Wiederholung /Fourierentwicklung:

Folie zum Übers-Bett-Hängen



Projektion von b auf a -Richtung

$$= a \cdot \frac{\langle a, b \rangle}{|a| \cdot |a|} = a \cdot \frac{\langle a, b \rangle}{\langle a, a \rangle} = \frac{aa^T}{a^T a} b$$

Orthonormalbasen sind schön!

$\{v^1, \dots, v^n\}$ ONB von (V, \langle, \rangle) .

v^1, \dots, v^n Basis $\Rightarrow \forall x \exists \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n : x = \sum_{i=1}^n x_i v^i$.

Wie berechnet man x_j ?

$$\begin{aligned} \langle v^j, x \rangle &= \langle v^j, \sum_{i=1}^n x_i v^i \rangle \\ &= \sum_{i=1}^n x_i \underbrace{\langle v^j, v^i \rangle}_{=\delta_{ij}} \\ &= \sum_{i=1}^n x_i \cdot \delta_{ij} = x_j \end{aligned}$$

$$x_j = \langle v^j, x \rangle \text{ Satz 2.58}$$

$$\begin{aligned}
 v &= \alpha_1 v_1 + \alpha_2 v_2 + \dots + \alpha_n v_n \\
 \langle v_1, v \rangle &= \langle v_1, \alpha_1 v_1 + \alpha_2 v_2 + \dots + \alpha_n v_n \rangle \\
 \langle v_1, v \rangle &= \alpha_1 \langle v_1, v_1 \rangle + \alpha_2 \langle v_1, v_2 \rangle + \dots + \alpha_n \langle v_1, v_n \rangle \\
 &= 1 \qquad \qquad \qquad = 0 \qquad \qquad \qquad = 0
 \end{aligned}$$

also $\langle v_1, v \rangle = \alpha_1$.

Satz 2.58

v_1, \dots, v_n Orthonormalbasis.

$$v = \sum_{i=1}^n \alpha_i v_i \quad , \quad \alpha_j = \langle v_j, v \rangle$$

also

$$v = \underbrace{\sum_{i=1}^n v_i \langle v_i, v \rangle}_{\text{„Fourierentwicklung“}}$$

v_1, \dots, v_n Orthonormalbasis, $m < n$

$$v = \underbrace{\sum_{i=1}^m v_i \langle v_i, v \rangle}_{\in W := \text{span}\{v_1, \dots, v_m\}} + \underbrace{\sum_{i=m+1}^n v_i \langle v_i, v \rangle}_{\text{span}\{v_{m+1}, \dots, v_n\} \perp W}$$

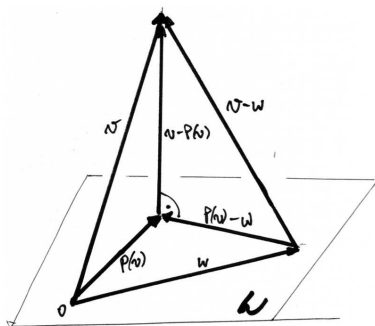
Orthogonale Projektion und beste Approximation im unendlichdimensionalen Raum

(V, \langle, \rangle) sei euklidischer Vektorraum.

Approximationsproblem

Sei W endlichdimensionaler Teilraum von V . Sei $v \in V$ gegeben.
Bestimme $\tilde{v} \in W$ mit

$$\|\tilde{v} - v\| \leq \|w - v\| \quad \forall w \in W$$



$$\|v-w\|^2 = \|v-P(v)\|^2 + \|P(v)-w\|^2$$

Wie man vermutet, ist

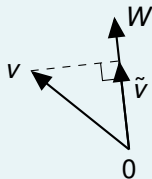
$\tilde{v} = P(v)$ die orthogonale Projektion von v auf W .

Das soll jetzt festgemacht werden.

Ablauf der heutigen Vorlesung:

- Definiere Projektion auf endlichdimensionalen Teilraum W .
- Zeige Projektion = Beste Approximation
- Berechnung der Projektion
 - Orthonormalisiere Basis
 - Gramsches System
 - Normalgleichungen
- Zwei Anwendungen
- Projektoren
- Orthogonalraum

Satz 6.10 (Projektionssatz)



(V, \langle, \rangle) sei euklidischer Vektorraum, W endlichdimensionaler Teilraum. Dann hat jedes $v \in V$ eine eindeutige Zerlegung

$$v = w + u \text{ mit } w \in W \text{ \& } u \perp W$$

Beweis

Sei $\{w^1, \dots, w^m\}$ Orthonormalbasis von W . Wir versuchen unser Glück mit

$$w := \sum_{j=1}^m \langle v, w^j \rangle w^j \quad \text{und} \quad u := v - w$$

Dann ist sicher $w = \sum_{j=1}^m \langle v, w^j \rangle w^j \in W$ klar.

Es ist aber auch $u := v - w$ senkrecht zu W , denn für $k = 1, \dots, m$ ist

$$\begin{aligned} \langle u, w^k \rangle &= \langle v - w, w^k \rangle = \langle v, w^k \rangle - \langle w, w^k \rangle \\ &= \langle v, w^k \rangle - \sum_{j=1}^m \langle v, w^j \rangle \underbrace{\langle w^k, w^j \rangle}_{\delta_{kj}} \\ &= \langle v, w^k \rangle - \langle v, w^k \rangle = 0 \end{aligned}$$

Also ist $v = u + w$ eine Zerlegung wie gewünscht. **Fehlt noch Eindeutigkeit.**

Sei $v = \tilde{w} + \tilde{u}$, $\tilde{w} \in W$, $\tilde{u} \perp W$

$$\left. \begin{aligned} \tilde{w} + \tilde{u} = w + u &\Rightarrow \underbrace{\tilde{w} - w}_{\in W} = \underbrace{u - \tilde{u}}_{\perp W} \\ \|\tilde{w} - w\|^2 &= \langle \tilde{w} - w, \tilde{w} - w \rangle \\ &= \langle \tilde{w} - w, \tilde{u} - u \rangle = 0 \Rightarrow \tilde{w} = w \end{aligned} \right\} \Rightarrow u = \tilde{u} \quad \square$$

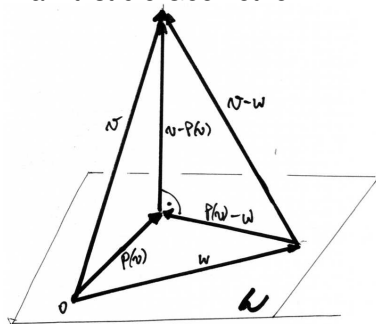
$v = w + u, w \in W, u \perp W$ Zerlegung eindeutig!

Definition 6.11

$w \stackrel{\text{Def.}}{=} P(v)$ Orthogonale Projektion $P(v)$ von v auf W .

$P(v)$ ist das eindeutige Element in W , mit dem $v - P(v)$ senkrecht auf W steht.

Damit ist die Geometrie in



$$\|v-w\|^2 = \|v-P(v)\|^2 + \|P(v)-w\|^2$$

gesichert, und wir haben somit gezeigt, den

Satz 6.16 (Approximationssatz)

Sei (V, \langle, \rangle) eukl. Vektorraum, W endlichdimensionaler Teilraum und P die orthogonale Projektion auf W . Dann ist $P(v)$ für alle $v \in V$ die eindeutig beste Approximation von v aus W :

$$\|v - P(v)\| < \|v - w\| \forall w \in W, w \neq P(v)$$

Satz von Pythagoras

Für alle $u, w \in V$ mit $\langle u, w \rangle = 0$ gilt

$$\|u\|^2 = \|u\|^2 + \|w\|^2$$

Beweis

Ganz einfach:

$$\|u + w\|^2 = \langle u + w, u + w \rangle = \langle u, u \rangle + \underbrace{2 \langle u, w \rangle}_{=0} + \langle w, w \rangle$$

Zusammenfassung:

Pythagoras

Pythagoras

$$\|u + w\|^2 = \|u\|^2 + \|w\|^2$$

gilt, wenn die Norm über

$$\|x\|^2 = \langle x, x \rangle,$$

mit dem innerem Produkt verbunden ist.

Beste Approximation mit Pythagoras

„Beste Approximation,, = „Projektion“

wenn Pythagoras gilt.

Beste Approximation ohne Pythagoras

Schnellster Weg in Unterraum ohne Pythagoras ist schwieriger zu finden.

Bemerkung 6.17

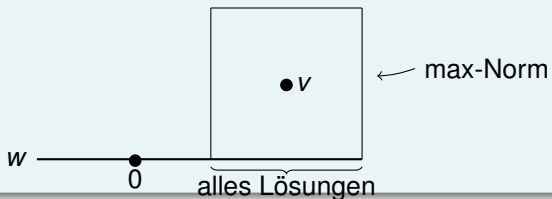
Approximationsproblem

$$w^* \stackrel{?}{=} \arg \min \{ \|v - w\| \mid w \in W \}$$

ist auch sinnvoll im allgemeinen normierten Raum.

Eine beste Approximation existiert für endlichdim. W (\Leftarrow Analysis)

Aber die Lösung ist oft nicht eindeutig und i.A. keine Projektion.



Berechnung von $P(v)$:

Anmerkung 6.12

Ist $\{w^1, \dots, w^m\}$ irgendeine Orthonormalbasis von W , so ist

$$P(v) = \sum_{j=1}^m \langle v, w^j \rangle w^j.$$

Bemerkung 6.14

Sei $\{w^1, \dots, w^m\}$ beliebige Basis von W . Dann hat $P(v)$ eine eindeutige Darstellung

$$P(v) = \sum_{j=1}^m \zeta_j w^j$$

und $P(v)$ erfüllt

$$v - P(v) \perp w \quad \forall w \text{ in } W$$

$$v - P(v) \perp w \quad \forall w \text{ in } W$$

$$\Leftrightarrow \langle w^i, v - P(v) \rangle = 0 \quad i = 1, \dots, m$$

$$\Leftrightarrow \langle w^i, v - \sum_{j=1}^m \zeta_j w^j \rangle = 0 \quad , i = 1, \dots, m$$

$$\Leftrightarrow \sum_{j=1}^m \zeta_j \langle w^i, w^j \rangle = \langle w^i, v \rangle, i = 1, \dots, m$$

$$\underbrace{\begin{pmatrix} \langle w^1, w^1 \rangle & \dots & \langle w^1, w^m \rangle \\ \vdots & & \\ \langle w^m, w^1 \rangle & \dots & \langle w^m, w^m \rangle \end{pmatrix}}_{\text{regulär, wenn } w^1, \dots, w^m \text{ linear unabhängig.}} \zeta = \begin{pmatrix} \langle w^1, v \rangle \\ \vdots \\ \langle w^m, v \rangle \end{pmatrix}$$

regulär, wenn w^1, \dots, w^m linear unabhängig.

Definition 6.15

Sei $(V, \langle \cdot, \cdot \rangle)$ eukl. Vektorraum und $w^1, \dots, w^m \in V$ Dann heißt

$$G(w^1, \dots, w^m) := \begin{pmatrix} \langle w^1, w^1 \rangle & \dots & \langle w^1, w^m \rangle \\ \vdots & & \vdots \\ \langle w^m, w^1 \rangle & \dots & \langle w^m, w^m \rangle \end{pmatrix}$$

Gramsche Matrix zu w^1, \dots, w^m

LEMMA:

$G(w^1, \dots, w^m)$ ist regulär $\Leftrightarrow \{w^1, \dots, w^m\}$ sind linear unabhängig.

LEMMA:

$G(w^1, \dots, w^m)$ ist regulär $\Leftrightarrow \{w^1, \dots, w^m\}$ sind linear unabhängig.

Beweis:

Sei G regulär. Ist dann $\sum \zeta_i w^i = 0$, so ist

$$0 = \begin{pmatrix} \langle w^1, \sum \zeta_i w^i \rangle \\ \langle w^2, \sum \zeta_i w^i \rangle \\ \vdots \\ \langle w^m, \sum \zeta_i w^i \rangle \end{pmatrix} = G \begin{pmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \\ \vdots \\ \zeta_m \end{pmatrix}$$

also $(\zeta_1, \dots, \zeta_m)^T = 0$, mithin w^1, \dots, w^m l.u..

Sei umgekehrt G singularär. Dann gibt es $\zeta := (\zeta_1, \dots, \zeta_m)^T \neq 0$ mit $G\zeta = 0$.

Daher ist

$$\left\| \sum \zeta_i w^i \right\|^2 = \langle \sum \zeta_i w^i, \sum \zeta_j w^j \rangle = \zeta^T G \zeta = 0,$$

also $\sum \zeta_i w^i = 0$, so dass die w^i -Vektoren linear abhängig sind. \square

Spezialfall 1:

$w^1, \dots, w^m, v \in \mathbb{R}^n$; $(w^1, \dots, w^m) =: A \in \mathbb{R}^{(n,m)}$, inneres Produkt = euklidisches Produkt.

Dann schreibt sich das Approximationsproblem so:

Minimiere $\|A\zeta - v\|_2$ bezüglich ζ .

Das Gramsche System

$$\begin{pmatrix} \langle w^1, w^1 \rangle & \dots & \langle w^1, w^m \rangle \\ \vdots & & \vdots \\ \langle w^m, w^1 \rangle & \dots & \langle w^m, w^m \rangle \end{pmatrix} \zeta = \begin{pmatrix} \langle w^1, v \rangle \\ \vdots \\ \langle w^m, v \rangle \end{pmatrix}$$

wird zu

$$A^T A \zeta = A^T v \quad (\text{Sogenannte Normalgleichungen}),$$

und die Projektion $P(v) = \sum w^i \zeta_i = A\zeta$ hat die Form

$$P(v) = A(A^T A)^{-1} A^T v.$$

(Dies ist im Skript als Satz 6.20 aufgeschrieben.)

Spezialfall 2:

w^1, \dots, w^m orthogonal.

Dann wird die Gramsche Matrix im System

$$\begin{pmatrix} \langle w^1, w^1 \rangle & \dots & \langle w^1, w^m \rangle \\ \vdots & & \vdots \\ \langle w^m, w^1 \rangle & \dots & \langle w^m, w^m \rangle \end{pmatrix} \zeta = \begin{pmatrix} \langle w^1, v \rangle \\ \vdots \\ \langle w^m, v \rangle \end{pmatrix}$$

zur Diagonalmatrix.

Es werden

$$\zeta_i = \frac{\langle w^i, v \rangle}{\langle w^i, w^i \rangle}$$

und

$$P(v) = \sum w^i \zeta_i = w^1 \frac{\langle w^1, v \rangle}{\langle w^1, w^1 \rangle} + \dots + w^m \frac{\langle w^m, v \rangle}{\langle w^m, w^m \rangle}.$$

Spezialfall 3:

In

$$P(v) = w^1 \frac{\langle w^1, v \rangle}{\langle w^1, w^1 \rangle} + \dots + w^m \frac{\langle w^m, v \rangle}{\langle w^m, w^m \rangle}.$$

seien

$w^1, \dots, w^m \in \mathbb{R}^n$ orthogonal bezüglich euklid. Produkt $\langle w^i, w^j \rangle = (w^i)^T w^j$.

Dann wird

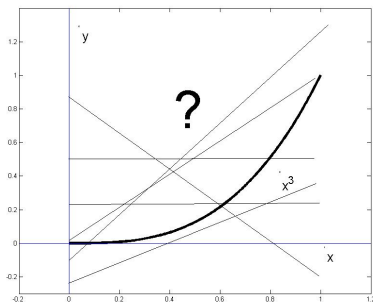
$$P(v) = \underbrace{\left(\frac{w^1(w^1)^T}{(w^1)^T w^1} + \dots + \frac{w^m(w^m)^T}{(w^m)^T w^m} \right)}_{\text{Summe dyadischer Produkte}} v$$

Beispiel 6.18

Betrachte Π_n mit $\langle p, q \rangle := \int_0^1 p(x) q(x) dx$

Finde Gerade $g(x) = \zeta_0 \cdot 1 + \zeta_1 x$, die $u(x) := x^3$ bestmöglich nähert.

$$\|u - g\| = \langle u - g, u - g \rangle^{1/2} \stackrel{!}{=} \min.$$



Beispiel 6.18

Lösung mit Gram-System

$$w^1(x) = 1, w^2(x) = x, v(x) = x^3$$

$$\begin{pmatrix} \langle w^1, w^1 \rangle & \langle w^1, w^2 \rangle \\ \langle w^2, w^1 \rangle & \langle w^2, w^2 \rangle \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \zeta_0 \\ \zeta_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \langle w^1, v \rangle \\ \langle w^2, v \rangle \end{pmatrix}$$

$$\langle w^1, w^1 \rangle = \int_0^1 1 \cdot 1 \, dx = 1$$

$$\langle w^1, w^2 \rangle = \langle w^2, w^1 \rangle = \int_0^1 1 \cdot x \, dx = 1/2$$

$$\langle w^2, w^2 \rangle = \int_0^1 x \cdot x \, dx = 1/3$$

$$\langle w^1, v \rangle = \int_0^1 1 \cdot x^3 \, dx = 1/4$$

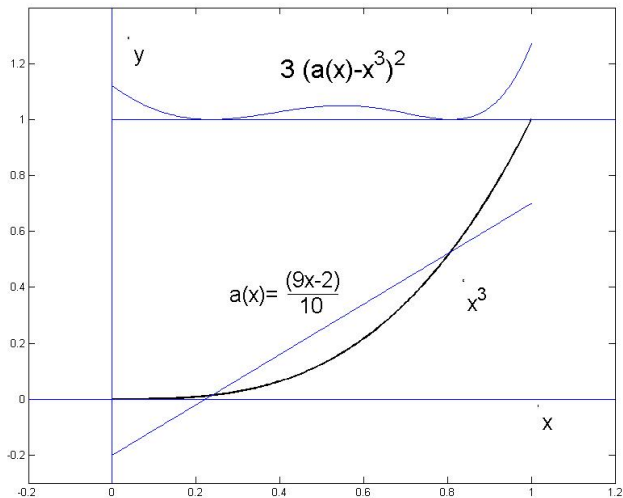
$$\langle w^2, v \rangle = \int_0^1 x \cdot x^3 \, dx = 1/5$$

Aus

$$\begin{pmatrix} 1 & 1/2 \\ 1/2 & 1/3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \zeta_0 \\ \zeta_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1/4 \\ 1/5 \end{pmatrix} \Rightarrow g(x) = -\frac{1}{5} + \frac{9}{10}x$$

fertig!

Ergebnis



Die Projektion ist lineare Abbildung, also im endlichdimensionalen Fall durch Matrizen darstellbar.

Für den Fall $V = \mathbb{R}^n$ mit dem euklidischen inneren Produkt hatten wir diese schon für zwei Fälle aufgeschrieben.

Spezialfall 3: Bei gegebener Orthonormalbasis w^1, \dots, w^m von W ist:

$$P = \underbrace{\left(\sum_{i=1}^m w^i (w^i)^T \right)}_{\text{Summe dyadischer Produkte}}$$

Spezialfall 1: Bei spaltenweisem Eintrag der linear unabhängigen Basisvektoren $w^1, \dots, w^m \in \mathbb{R}^n$ von V in eine Matrix $A := (w^1, \dots, w^m) \in \mathbb{R}^{(n,m)}$ ist

$$P = A(A^T A)^{-1} A^T.$$

Satz 6.22 (Charakterisierungssatz)

$P \in \mathbb{R}^{(n,n)}$ beschreibt (bzgl. Standardbasis) genau dann Projektor
 $P: \mathbb{R}^n \rightarrow W$,

$$W := \{Px : x \in \mathbb{R}^n\},$$

bzgl. eukl. inneren Produktes, wenn

$$P = P^2 = P^T.$$

Beweis

Sei $P = \sum_{i=1}^m w^i w^{iT}$, w^i ONS von W

Dann ist

$$\begin{aligned}
 P^2 &= \sum_{i=1}^m w^i w^{iT} \sum_{j=1}^m w^j w^{jT} \\
 &= \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m w^j \underbrace{(w^{iT} w^j)}_{\delta_{ij}} w^{iT} \\
 &= \sum_{i=1}^m w^i w^{iT} \\
 P^T &= \sum_{i=1}^m (w^i w^{iT})^T = P
 \end{aligned}$$

Sei $P = P^2 = P^T$

Dann $\forall v \in V: P(v) \in W$

Außerdem gilt $v - Pv \perp W$ wegen

$$\begin{aligned}
 (v - Pv)^T Pz &= v^T (E - P)^T Pz \\
 &= v^T (P - P^2)z = 0 \quad \forall z \in \mathbb{R}^n \quad \square
 \end{aligned}$$

Definition 6.23

Sei W Teilraum von $(V, \langle \cdot, \cdot \rangle)$

$$W^\perp := \{v \in V : \langle v, w \rangle = 0 \quad \forall w \in W\}$$

heißt **bekanntlich** Orthogonalraum von W in V .

Bemerkung 6.25

V endlichdimensional, W Teilraum von V

$$\underbrace{v^1, \dots, v^m}_{\text{ONB von } W}, \Rightarrow \underbrace{v^{m+1}, \dots, v^n}_{\text{ONB von } W^\perp}$$

ON-Basis von V

Hier $(W^\perp)^\perp = W$

Im unendlichdimensionalen Fall nur noch

$$W \subset (W^\perp)^\perp$$

$W \neq (W^\perp)^\perp$ möglich.

Ende der 2. Vorlesung

Vorlesung 3

19. April + 22. April

Orthogonaltransformationen

Wiederholung: (Kongruenztransformationen des \mathbb{R}^2)

$$\text{Ansatz: } Q = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \quad Q^{-1} = \frac{1}{ad-bc} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow Q^T = Q^{-1} \text{ bei}$$

$$\left. \begin{array}{l} \text{(i) } a = \frac{d}{ad-bc} \\ \text{(ii) } d = \frac{a}{ad-bc} \\ \text{(iii) } c = \frac{-b}{ad-bc} \\ \text{(iv) } b = \frac{-c}{ad-bc} \end{array} \right\} \begin{array}{l} a = (ad-bc)^2 a \\ b = (ad-bc)^2 b \end{array} \left. \vphantom{\begin{array}{l} \text{(i) } a = \frac{d}{ad-bc} \\ \text{(ii) } d = \frac{a}{ad-bc} \\ \text{(iii) } c = \frac{-b}{ad-bc} \\ \text{(iv) } b = \frac{-c}{ad-bc} \end{array}} \right\} \begin{array}{l} |a|+|b| \neq 0 \\ \Rightarrow ad-bc = \pm 1 \end{array}$$

folglich zwei Fälle

$$\begin{array}{l} \alpha) \quad ad - bc = 1, \quad a = d, \quad b = -c \\ \beta) \quad ad - bc = -1, \quad a = -d, \quad b = c \end{array}$$

ALSO:

$$Q = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \text{ orthogonal wenn}$$

$$\alpha) \quad a = d, \quad b = c \quad ad - bc = \det Q = 1$$

oder

$$\beta) \quad a = -d, \quad b = c \quad ad - bc = \det Q = -1$$

In beiden Fällen $a^2 + b^2 = 1$, also $a = \cos \phi$ $b = \pm \sin \phi$

Damit entweder

$$Q = \begin{pmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix} \quad \phi \in [0, 2\pi)$$

oder

$$\tilde{Q} = \begin{pmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ -\sin \phi & -\cos \phi \end{pmatrix} \quad \phi \in [0, 2\pi)$$

$$A \in \mathbb{R}^{(n,n)} \quad A^T A = E$$

$$\begin{aligned} 1 = \det(E) = \det(A^T A) &= \det(A^T) \cdot \det(A) \\ &= (\det(A))^2 \end{aligned}$$

Definition 6.27 (verallgemeinerte)

$$\Rightarrow \underbrace{\det A = 1}_{\text{„Drehung“}} \quad \underbrace{\det A = -1}_{\text{„Spiegelung“}}$$

$$\dim = 2, \text{ dann } \begin{pmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ -\sin \phi & -\cos \phi \end{pmatrix}$$

$\dim = 2$: Namen korrekt

$\dim = 3$: Namen fast korrekt, tatsächliche Drehung oder (Drehung nach) Spiegelung

$\dim > 3$: Namen entsprechen nicht mehr der Anschauung

Satz 6.28

Für $A \in \mathbb{R}^{(3,3)}$, $A^T A = E$ gelten

- (i) $\det A = 1 \Rightarrow A \sim$ Drehung um eine Achse durch Null.
- (ii) $\det A = -1 \Rightarrow A \sim$ Drehung hinter Spiegelung

Beweis

(ii) $\det A = -1 \Rightarrow$

$$\det \left(\underbrace{A \cdot \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & -1 \end{pmatrix}}_{\Rightarrow \tilde{A} = \text{Drehung}} \right) = 1$$

$$\begin{aligned} A &= A \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & -1 \end{pmatrix} \\ &= \underbrace{\tilde{A}}_{\text{Drehung nach (i)}} \underbrace{\begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & -1 \end{pmatrix}}_{\text{Spiegelung}} \end{aligned}$$

(i) (tricky)

Struktur:

a) Finde Drehachse v^1

b) Stelle A dar bzgl. ONB $\frac{v^1}{\|v^1\|} = w^1, w^2, w^3$ und zeige

$$\tilde{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & -\sin \alpha \\ 0 & \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix}$$

a) Drehachse bleibt fest unter A

$$Av = v$$

\Rightarrow Drehachse löst $\underbrace{(A - E)} \quad v = 0$ (natürlich $v \neq 0$).

muss singulär sein, damit es v gibt

$$\begin{aligned} \det(A - E) &= \det(A \cdot (E - A^T)) \\ &= \det(A) \det((E - A^T)^T) \\ &= \det(E - A) \\ &= \det((-1) \cdot (A - E)) \\ &= (-1)^3 \det(A - E) \end{aligned}$$

$$\Rightarrow \det(A - E) = 0 \Rightarrow A - E \text{ singulär}$$

$$\Rightarrow \exists v : Av = v, \text{ o.E. } \|v\| = 1$$

Ergänze Drehachse v zu ONB (w^1, w^2, w^3) und stelle A dar bzgl. dieser Basis

Übergangsmatrix:

$$\begin{aligned}\text{Basis}_{\text{neu}} &= \text{Basis}_{\text{alt}} \cdot S \\ (w^1, w^2, w^3) &= (e^1, e^2, e^3) \cdot S\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Rightarrow S &= (w^1, w^2, w^3) \quad S^T = S^{-1} \\ \tilde{A} &= S^{-1} A S = S^T A S\end{aligned}$$

\tilde{A} orthogonal als Produkt orthogonaler Matrizen.

$$A w^1 = w^1 \sim \tilde{A} e^1 = e^1$$

$$\Rightarrow \tilde{A} = \begin{pmatrix} 1 & * & * \\ 0 & * & * \\ 0 & * & * \end{pmatrix}$$

$$E = \tilde{A}^T \tilde{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \otimes & * & * \\ \otimes & * & * \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & \otimes & \otimes \\ 0 & * & * \\ 0 & * & * \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ & & \\ & & \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow \tilde{A} = \left(\begin{array}{c|cc} 1 & 0 & 0 \\ \hline 0 & & \\ 0 & & \end{array} \right) \begin{matrix} \\ B \\ \end{matrix}$$

$$E_3 = \tilde{A}^T \tilde{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & B^T B & \\ 0 & & \end{pmatrix} \Rightarrow B^T B = E_2, \det \tilde{A} = 1 \cdot \det B \Rightarrow \det B = 1$$

$$\tilde{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c & -s \\ 0 & s & c \end{pmatrix} \quad \square$$

Beispiel (Drehachse und Drehwinkel)

$$A = \begin{pmatrix} \frac{9}{10} & -\frac{\sqrt{2}\cdot 3}{10} & \frac{1}{10} \\ \frac{\sqrt{2}\cdot 3}{10} & \frac{8}{10} & -\frac{\sqrt{2}\cdot 3}{10} \\ \frac{1}{10} & \frac{\sqrt{2}\cdot 3}{10} & \frac{9}{10} \end{pmatrix}$$

ist orthogonal und hat Determinante = 1

Bestimmung der Drehachse aus $(A - E)v = 0$

$$10(A - E)v = 0 \Leftrightarrow \begin{pmatrix} -1 & -\sqrt{2} \cdot 3 & 1 \\ \sqrt{2} \cdot 3 & -2 & -\sqrt{2} \cdot 3 \\ 1 & \sqrt{2} \cdot 3 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \end{pmatrix} = 0$$

$$v = \lambda \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \lambda \in \mathbb{R}$$

Bestimmung des Drehwinkels:

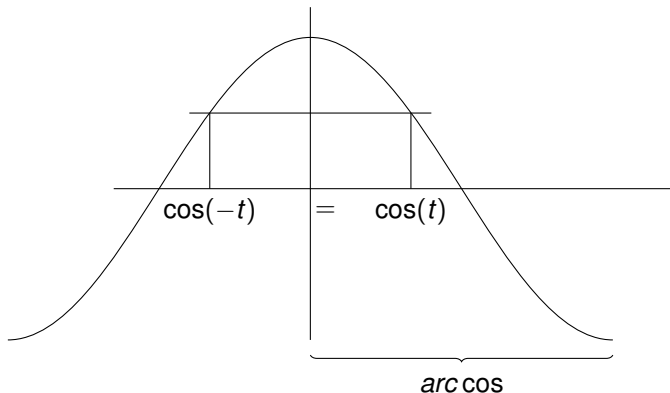
Wähle $z \perp v$ (also in Drehebene), z.B. $z = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$

Drehe:

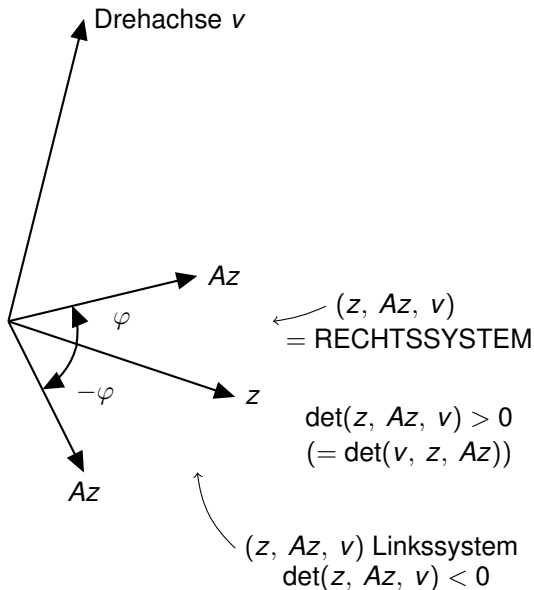
$$Az = \begin{pmatrix} -\frac{\sqrt{2} \cdot 3}{10} \\ \frac{8}{10} \\ \frac{\sqrt{2} \cdot 3}{10} \end{pmatrix}$$

$$\cos \alpha = \frac{\langle z, Az \rangle}{\|z\| \|Az\|} = \frac{8/10}{1 \cdot 1} = 0.8$$

Achtung: Mit $\cos(\alpha)$ ist α noch nicht bekannt!



Achtung: Mit $\cos(\alpha)$ ist α noch nicht bekannt!



Wegen

$$\det \begin{pmatrix} v \\ z \\ Az \end{pmatrix} = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ -\frac{\sqrt{2} \cdot 3}{10} & \frac{8}{10} & \frac{\sqrt{2} \cdot 3}{10} \end{vmatrix} = \frac{\sqrt{2} \cdot 3}{5} > 0$$

liegt ein Rechtssystem vor und aus

$$\cos \alpha = 0.8$$

folgt

$$\alpha = +\arccos 0.8 \approx 36,87^\circ \quad \square$$

Nun noch Bestimmung von Drehachse & Drehwinkel direkt aus Matrix!

Dazu zunächst die

Definition 6.31

Zu $A \in \mathbb{R}^{(n,n)}$ heißt

$$\text{Spur}(A) := \sum_{j=1}^n a_{jj} \quad \text{Spur von } A$$

Lemma 6.32

Die Spuren ähnlicher Matrizen sind gleich:
Also

$$A \in \mathbb{R}^{(n,n)}, T \in \mathbb{R}^{(n,n)} \text{ regulär}$$

$$\implies$$

$$\text{Spur}(A) = \text{Spur}(T^{-1}AT)$$

Bemerkung: Es ist **immer nützlich** Invarianten von Transformationen zu kennen. (vgl. Drehachse von Drehung)

Beweis

Sei $B \in \mathbb{R}^{(n,n)}$ beliebig. Dann ist

$$\begin{aligned} \text{Spur}(AB) &= \sum_{j=1}^n (AB)_{jj} = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_{jk} b_{kj} \\ &= \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n b_{kj} a_{jk} = \sum_{k=1}^n (BA)_{kk} \\ &= \text{Spur}(BA) \text{ Daher ist} \\ \text{Spur}(T^{-1}AT) &= \text{Spur}(TT^{-1}A) = \text{Spur}(A) \quad \square \end{aligned} \tag{1}$$

Satz 6.33

Sei $A \in \mathbb{R}^{(3,3)}$ orthogonal mit $\det(A) = 1$
Dann gilt für den Drehwinkel von A

$$\cos \varphi = \frac{1}{2}(\text{Spur}(A) - 1)$$

und bei $(\cos(\varphi) \neq 1, \varphi \neq 0)$ gilt für die Drehachse v :

$$\text{span}\{v\} = \text{Bild}(A + A^T - (\text{Spur}(A) - 1)E)$$

Anmerkung: $\text{Bild}(b^1, \dots, b^n) = \text{span}\{b^1, \dots, b^n\}$

Vor dem Beweis eine Anwendung:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi & -\sin \varphi \\ 0 & \sin \varphi & \cos \varphi \end{pmatrix}; \cos \varphi = \frac{1}{2}(\text{Spur}(A) - 1) = \frac{1}{2}(1 + 2 \cos \varphi - 1)$$

$$\begin{aligned} & A + A^T - (\text{Spur}(A) - 1)E \\ &= \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 \cos \varphi & 0 \\ 0 & 0 & 2 \cos \varphi \end{pmatrix} - (1 + 2 \cos \varphi - 1)E \\ &= \begin{pmatrix} 2 - 2 \cos \varphi & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

Beweis

Sei

$$S^T AS = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \varphi & -\sin \varphi \\ 0 & \sin \varphi & \cos \varphi \end{pmatrix} =: \tilde{A},$$

S orthogonal, $S = (\text{Drehachse } w^1, w^2, w^3)$

Dann gilt

$$\begin{aligned} \text{Spur}(A) &= \text{Spur}(S^T AS) = \text{Spur}(\tilde{A}) \\ &= 1 + 2 \cos \varphi \end{aligned}$$

also

$$\frac{1}{2}(\text{Spur}(A) - 1) = \cos \varphi$$

Es ist

$$\tilde{A} + \tilde{A}^T - \underbrace{(\text{Spur}(A) - 1)}_{2 \cos \varphi} E = \begin{pmatrix} 2 - 2 \cos \varphi & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Damit

$$A + A^T - (\text{Spur}(A) - 1)E = S(\tilde{A} + \tilde{A}^T - (\text{Spur}(A) - 1)E)S^T$$

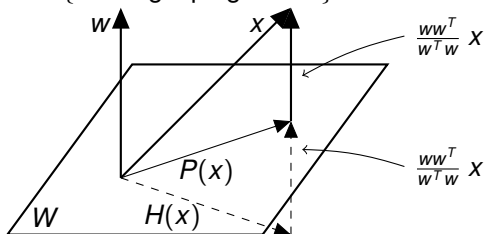
$$= (2 - 2 \cos \varphi) S \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} S^T$$

$$= (2 - 2 \cos \varphi) S \begin{pmatrix} S_{11} & S_{21} & S_{31} \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \text{const}(S_{11} w_1, S_{21} w_1, S_{31} w_1) \square$$

Householder-Matrizen

$w \in \mathbb{R}^n, w \neq 0$ definiert $W := \{x \in \mathbb{R}^n \mid w^T x = 0\}$

Ziel: $Hx := \{an\ W \text{ gespiegeltes } x\}$



$$\underbrace{Hx = x - 2 \frac{ww^T}{w^T w} x}_{\text{Householder-Matrix mal } x} \quad \text{Zweimal } w - \text{Anteil abziehen Def. 6.35}$$

$$H = E - 2 \frac{ww^T}{w^T w}$$

Beispiel 6.36

$$E = \{x \in \mathbb{R}^3 \mid x_1 + x_2 + x_3 = 0\}$$

$$w = (1, 1, 1)^T$$

$$H = E - 2 \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} (1, 1, 1)$$

$$\left(= \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 1 & -2 & -2 \\ -2 & 1 & -2 \\ -2 & -2 & 1 \end{pmatrix} \right)$$

↗ Um Gottes Willen nicht ausmultiplizieren. ↖

Schon gar nicht in höheren Dimensionen.

Dyadische Produkte sind **wunderschön einfach anzuwenden!**

Bemerkungen 6.37

Bei Handrechnung verwende $E - 2 \frac{ww^T}{w^T w}$.

Bei Computerrechnung setze $\tilde{w} := \frac{w}{\|w\|_2}$ und benutze

$$Hy = (E - 2\tilde{w}\tilde{w}^T)y = y \underbrace{-}_{n+} [2 \underbrace{\cdot}_{1+} (\underbrace{\tilde{w}^T y}_{(2n-1)+})] \underbrace{\cdot}_{n \text{ Operationen}} \tilde{w}.$$

Das sind $4n$ Operationen.

w oder \tilde{w} in $H = E - 2 \frac{ww^T}{w^T w} = E - 2\tilde{w}\tilde{w}^T$ brauchen nur n Speicher.

Multipliziert man hingegen ww^T aus, so ist Hy i.A. vollbesetzt.

Dann braucht Hy bei Standardausführung $n(2n - 1)$ Operationen.

$$H^T = (E - 2ww^T)^T = E - 2ww^T = H; \quad HH^T = H^T H = H^2 = E$$

H also symmetrisch & orthogonal.

Lösung von $Hx = b$ ist $x = Hb$ \square

Wichtige Anwendung von Householder-Matrizen

Seite 216

Frage

Gibt es eine Householder-Matrix $H = E - 2 \frac{ww^T}{w^T w}$, die $x \in \mathbb{R}^n$ auf λe^1 abbildet?

Zwischenüberlegung:

Wenn das geht, so muss $\lambda = \pm \|x\|$ sein. (Länge bleibt erhalten)

Endüberlegung:

w zeigt vom Ergebnisvektor Hx nach x .

Also

$$w = +\|x\|e^1 - x \quad \text{oder} \quad w = -\|x\|e^1 - x.$$

Zack! FERTIG!

Welchen wählen?
Den

$$\tilde{w} = x + \mathit{sign}(x_1) \|x\| e^1$$

Beispiel

Bilde

$$H = E - 2 \frac{ww^T}{w^T w} \text{ mit } Hx = y,$$

wobei

$$x = (3, 4, 0, 0)^T, y = (0, 0, 0, 5)^T$$

Frage

Geht das überhaupt?

Antwort: Ja, $\|x\| = \|y\|$.

Konstruktion:

w hat Richtung von $x - y$ oder $y - x$. (Ist egal. Wieso?)

Also

$$w = x - y = (3, 4, 0, -5)^T$$

$$H = E - 2 \frac{ww^T}{w^T w} = E - \frac{1}{25} \begin{pmatrix} 3 \\ 4 \\ 0 \\ -5 \end{pmatrix} (3, 4, 0, -5)$$

Ende der 3. Vorlesung