

Matrix $X: A: m \times n$ Matrix
 $x_i: m, x^T$ Spalten $n; n, x$ Zeilen m

Transponiert: A^T : Zeilen $\rightarrow$ Spalte
 $\dots$ komplex: $A^H: A^T$ trans
 Überkomplexwertig
 $x^T (A^T)$

Symmetrisch / Hermitisch
 $A^T = A, A^H = A$
 (Zeilen und Spalten der Diagonalen gleich)

Spur: Summe der Diagonalen
 Elemente (ϵ etc.)

Skalarprodukt / inneres Prod.
 bilinear / 2.2.:

$\langle x, y+z \rangle = \langle x, y \rangle + \langle x, z \rangle$
 $\langle x, \alpha y \rangle = \alpha \langle x, y \rangle$
 $\langle x, y \rangle = \overline{\langle y, x \rangle}$
 $\langle x, x \rangle \geq 0$
 $\langle x, x \rangle = 0 \Rightarrow x = 0$

Skalarprodukt / Skalarprodukt:
 $\mathbb{R}^n: x^T y = \langle x, y \rangle$
 $\mathbb{C}^n: x^H y = \langle x, y \rangle$

Normen / 2.2.:

$\|A\|: \mathbb{R}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{R}^+$
 $\|A\| \geq 0, \|A\| = 0 \Rightarrow A = 0$
 $\|\alpha A\| = |\alpha| \|A\|$
 $\|A+B\| \leq \|A\| + \|B\|$

induzierte Norm (Vektor)
 ein Skalarprodukt mit gegeben
 $\Rightarrow \|x\| := \sqrt{\langle x, x \rangle}$
 $\dots (Matrix)$

Matrixnorm / 2.2.:

Vektor normen
 1 -Norm: $\|x\|_1 = |x_1| + |x_2| + \dots$
 2 -Norm: $\|x\|_2 = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \dots} = \sqrt{x^T x}$
 p -Norm: $\|x\|_p = (|x_1|^p + |x_2|^p + \dots)^{1/p}$
 ∞ -Norm: $\|x\|_\infty = \max\{|x_1|, |x_2|, \dots\}$

Spektralnorm
 $\|A\| = \sqrt{\lambda_{\max}(A^T A)}$
 $\|x\|_2$

Winkel (Vektoren)
 $\cos(\alpha) = \frac{\langle x, y \rangle}{\|x\| \|y\|}$

Orthogonale / Unitäre Matrix
 $A^H A = I = A^T A$
 A unitär $\Leftrightarrow A^{-1}$ unitär
 A, B unitär $\Leftrightarrow AB$ unitär

Beispiel unitär: $\|Ax\| = \|x\|$ (Längen) $\Leftrightarrow A^H A = I$
 $\langle Ax, Ay \rangle = \langle x, y \rangle$ (Winkel)

Rang # Zeilen ohne alle 0en
 nach Umordnung von Zeilen
 $\text{rang}(A) \leq \min\{m, n\}$
 $\text{rang}(A) = \text{rang}(A^T)$
 $\text{rang}(A+B) \leq \text{rang}(A) + \text{rang}(B)$
 $\text{rang}(A \cdot B) \leq \min\{\text{rang}(A), \text{rang}(B)\}$

$\text{rang}(A) = n$ (voller Spaltenrang)
 $\Leftrightarrow A$ invertierbar
 $\text{rang}(A) = m$ (voller Zeilenrang)
 $\Leftrightarrow A$ invertierbar
 $\text{rang}(A) = m = n$ (quadratische Matr.)
 $\Leftrightarrow A$ invertierbar
 $\text{rang}(A) = n \Leftrightarrow A$ invertierbar

Matrix Rechnung
 $(\alpha + \beta)A = \alpha A + \beta A$
 $A+B = B+A$
 $(A+B)C = AC + BC$
 $(A \cdot B)^T = B^T \cdot A^T$
 $(A \cdot B)^H = B^H \cdot A^H$
 $A \cdot B \neq B \cdot A$ im Allgemeinen
 $(AB)^T = B^T A^T$
 $(AB)^H = B^H A^H$
 $(A^{-1})^T = (A^T)^{-1}$
 $(A^{-1})^H = (A^H)^{-1}$

Rotations - Matrix
 $R_\alpha = \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix} \mathbb{R}^2$

Determinante
 $\det A = \det A^T$
 $\det A^H = \overline{\det A}$
 $\det AB = \det A \cdot \det B$
 $\det \alpha A = \alpha^n \det A$ ($A: m \times n$)
 $\det A = \lambda_1 \cdot \lambda_2 \cdot \dots \cdot \lambda_n$ (Eigenwerte)
 $\det A = 0 \Leftrightarrow \det A = 0$
 $\det I = 1$
 $\det(A^{-1}) = \det(A)^{-1} = \frac{1}{\det(A)}$
 $\det(A) \neq 0 \Rightarrow \det(A) \neq 0$

invertierbar / invertierbar
 $A: n \times n$
 existiert x und $Ax = x$ in die gleiche Richtung, nur mit x Eigenvektor
 λ heißt Eigenwert $\Rightarrow Ax = \lambda x$
 $\Rightarrow A^{-1} x = \lambda^{-1} x, \lambda \in \mathbb{C}$

Eigenwerte / -vektoren
 $A: n \times n$
 existiert x und $Ax = \lambda x$ in die gleiche Richtung, nur mit x Eigenvektor
 λ heißt Eigenwert $\Rightarrow Ax = \lambda x$
 $\Rightarrow A^{-1} x = \lambda^{-1} x, \lambda \in \mathbb{C}$

Berechnung
 $Ax = \lambda x \Leftrightarrow (A - \lambda I)x = 0$
 EV zu EV $\lambda_0: (A - \lambda_0 I)x = 0$
 (Skalar λ_0 berechnen (ganz))
 $x = 0$ kein EV!
 EV von A finden:
 $\det(A - \lambda I) = 0$ lösen
 charakteristisches Polynom $\chi(\lambda)$

Spektralzerlegung
 $A = V \Lambda V^{-1}$
 V besteht aus den EV als Spalten,
 Λ hat in der Diagonalen die EV,
 sonst 0en.
 $V^{-1} = \begin{pmatrix} -w_1^T \\ \vdots \\ -w_n^T \end{pmatrix} \Rightarrow A = \sum_{k=1}^n v_k \lambda_k w_k^T$
 $A v_k = v_k \lambda_k, w_k^T A = \lambda_k w_k^T$
 v_k linker Eigenvektor

Kontrolle
 - Produkt der EVs ist gleich der Determinante (ohne Vertauschen)
 - Summe der EVs ist gleich der Spur von A ($\text{tr}(A)$)

Eigenraum: Im ersten quadranten
 EV $\lambda_0: E_{\lambda_0} = \{v \in V \mid Av = \lambda_0 v\} \subseteq \mathbb{R}^3$
 also alle Vektoren, die zu λ_0 gehören und der Nullvektor.

Spektrum: Menge aller EV:
 $\sigma(A) = \{\lambda_0, \dots, \lambda_n\}$

Vielteilbarkeit
 - geometrisch: $\dim E_{\lambda_0} = \dim(\ker(A - \lambda_0 I)) = n - \text{rang}(A - \lambda_0 I)$
 - algebraisch: Vielfachheit von λ_0 als Nullstelle von $\chi(\lambda)$

Eigenbasis: Basis aus EV, gilt es nicht gleichzeitig, linear unabhängig, aber A diagonalisierbar. Es braucht n ($A: n \times n$) unabhängige EV.
Vielteilbarkeit $\Leftrightarrow$ **Diagonalisierbar**:
 A diagonalisierbar $\Leftrightarrow$ Eigenbasis existiert $\Leftrightarrow$ paarweise verschiedene EV, $\Leftrightarrow$ alle EV sind gegeneinander unabhängig

EV Unabhängigkeit: EV zu verschiedenen EV sind lin. unabhängig.
Spektralzerlegung gilt nur, wenn Eigenbasis existiert.

Spektralzerlegung
 $A = V \Lambda V^{-1}$
 V besteht aus den EV als Spalten,
 Λ hat in der Diagonalen die EV,
 sonst 0en.
 $V^{-1} = \begin{pmatrix} -w_1^T \\ \vdots \\ -w_n^T \end{pmatrix} \Rightarrow A = \sum_{k=1}^n v_k \lambda_k w_k^T$
 $A v_k = v_k \lambda_k, w_k^T A = \lambda_k w_k^T$
 v_k linker Eigenvektor

Spektralzerlegung
 $A = V \Lambda V^{-1}$
 V besteht aus den EV als Spalten,
 Λ hat in der Diagonalen die EV,
 sonst 0en.
 $V^{-1} = \begin{pmatrix} -w_1^T \\ \vdots \\ -w_n^T \end{pmatrix} \Rightarrow A = \sum_{k=1}^n v_k \lambda_k w_k^T$
 $A v_k = v_k \lambda_k, w_k^T A = \lambda_k w_k^T$
 v_k linker Eigenvektor

Spektralzerlegung
 $A = V \Lambda V^{-1}$
 V besteht aus den EV als Spalten,
 Λ hat in der Diagonalen die EV,
 sonst 0en.
 $V^{-1} = \begin{pmatrix} -w_1^T \\ \vdots \\ -w_n^T \end{pmatrix} \Rightarrow A = \sum_{k=1}^n v_k \lambda_k w_k^T$
 $A v_k = v_k \lambda_k, w_k^T A = \lambda_k w_k^T$
 v_k linker Eigenvektor

Spektralzerlegung
 $A = V \Lambda V^{-1}$
 V besteht aus den EV als Spalten,
 Λ hat in der Diagonalen die EV,
 sonst 0en.
 $V^{-1} = \begin{pmatrix} -w_1^T \\ \vdots \\ -w_n^T \end{pmatrix} \Rightarrow A = \sum_{k=1}^n v_k \lambda_k w_k^T$
 $A v_k = v_k \lambda_k, w_k^T A = \lambda_k w_k^T$
 v_k linker Eigenvektor

Spektralzerlegung
 $A = V \Lambda V^{-1}$
 V besteht aus den EV als Spalten,
 Λ hat in der Diagonalen die EV,
 sonst 0en.
 $V^{-1} = \begin{pmatrix} -w_1^T \\ \vdots \\ -w_n^T \end{pmatrix} \Rightarrow A = \sum_{k=1}^n v_k \lambda_k w_k^T$
 $A v_k = v_k \lambda_k, w_k^T A = \lambda_k w_k^T$
 v_k linker Eigenvektor

EW/ EV symmetrische / hermitesche
 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, symmetrisch hermit.
 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, hermitesch, so gilt:

alle EW sind reell
 EV zu verschiedenen EW sind paarweise orthogonal in $\mathbb{R}^n$ bzw. $\mathbb{C}^n$
 Es gibt eine orthonormale Basis aus Eigenvektoren, die eine Matrix $U := (u_1, \dots, u_n)$ bilden.
 $U^H A U = \Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$

Vektorräume Körper mit Addition und skalare Multiplikation

Axiome:
 $x+y = y+x$
 $(x+y)+z = x+(y+z)$
 $0 \in V: x+0 = x$
 $x \in V \Rightarrow -x \in V$
 $\alpha(x+y) = \alpha x + \alpha y$
 $(\alpha+\beta)x = \alpha x + \beta x$
 $(\alpha\beta)x = \alpha(\beta x)$
 $1 \cdot x = x$

Achtung: Nullvektor ist nicht drin, prüfen

Unterraum Bild einer Linearmenge $U \in V$, so

$u, v \in U$ und $\alpha \in \mathbb{F}$, so muss für alle α, u, v gelten: $\alpha u + v \in U$ und $\alpha u \in U$. Dies ist auch genau als Span bezeichnet.
 Raum auf, Bild mit span $\{ \dots \}$ bezeichnet. Mit den Vektoren in span $\{ \dots \}$ kann man alle Vektoren des Raums bilden.

Basis: linear unabhängiges Erzeugendensystem
Lineare Unabhängigkeit: Die Spalte von A sind linear unabhängig, wenn $Ax=0$ nur die Lösung $x=0$ hat.
 $(\Rightarrow) \text{rang}(A) = \dim(\text{lin}(A))$

Zeigen das Vektoren Basis sind
 1.) # Vektoren = $\dim(V)$
 2.) lineare Unabhängigkeit

Triviale Unterräume: V selbst, Nullraum (nur der Nullvektor)

Dimension: $\dim(V)$ ist die kleinste Basisgröße für V
 Lin. Abb. $A: X \rightarrow Y, A: m \times n$
Fundamentale Unterräume

Kern / Nullraum: $\text{Kern}(A), N(A), \mathcal{N}(A)$
 Alle x für die $Ax=0$ gilt.
 $N(A) \subseteq \mathbb{F}^n$ (Unterraum von $\mathbb{F}^n$).
 $\dim(N(A)) = \#$ keine Variablen in $\mathcal{R}$ (Spalten $\mathbb{R}$) = $n - \text{rang}(A)$.
 Basis: $Ax=0$ für unabhängige x lösen. Freie Variablen

abwählkomplemente = 1 zeigen
 Nullvektor = 0. Alle diese x sind Nullvektoren. Bedingung: eine Nullvektoren muss immer 1 gewählt werden. Achtung: ist die $N(A) = 0 \Rightarrow x=0$ einzige Lösung $\Rightarrow$ keine Basis.

Spaltenraum / Bild: $S(A), \text{im}(A), \mathcal{C}(A)$
 Beinhaltet alle Spaltenvektoren Kombinationen der Spalten.
 Also alle b von $Ax=b$ für Lösbarkeit x . $S(A) \subseteq \mathbb{F}^n$.
 die $S(A) = \text{rang}(A)$. Beweis: alle Spalten, die ein Pivot-Element enthalten (Spalten von A , Pivots als $\text{Kern}(R)$).

Zeilenraum: $S(A^T), \mathcal{C}(A^T), \text{im}(A^T)$
 $S(A^T) \subseteq \mathbb{F}^m$. $\dim(S(A^T)) = \text{rang}(A)$.
 Beweis: Pivot-Spalten, also Zeilen von A , die in $\mathbb{R}$ Pivotelemente enthalten.

Links Kern / Nullraum: $\text{Kern}(A^T)$, $N(A^T)$, $\mathcal{N}(A^T) \subseteq \mathbb{F}^m$.
 $\dim(N(A^T)) = m - \text{rang}(A)$. Beweis: alle Zeilen $N(A)$, heißt die N die $Ay=0$ lösen. $\Rightarrow$ Zeile $N(A)$ für Details.

Dimensionsformel:
 $\dim(X) + \dim(\text{Kern}(A)) = \dim(\text{lin}(A))$
 denn $X = \text{lin}(A)$

Orthogonalität: $S(A^T) \perp N(A)$
 $S(A) \perp N(A^T)$
Abb. Eigenschaften:
 $F: X \rightarrow Y$ injektiv $\Leftrightarrow \text{rang}(F) = \dim(X)$
 $F: X \rightarrow Y$ surjektiv $\Leftrightarrow \text{rang}(F) = \dim(Y)$
 $\Leftrightarrow \text{rang}(F) = \dim(X) = \dim(Y)$

$F: X \rightarrow Y$ injektiv $\Leftrightarrow$ Automorphismus $\Leftrightarrow \text{rang}(F) = \dim(X)$
 $\text{Kern}(F) = 0$

$F: X \rightarrow Y, G: Y \rightarrow Z$ lin. Abb.
 $\Rightarrow \text{rang}(FG) \leq \min\{\text{rang } F, \text{rang } G\}$
 $\Rightarrow G$ injektiv $\Rightarrow \text{rang}(G) = \dim(Y)$
 $\Rightarrow F$ surjektiv $\Rightarrow \text{rang}(F) = \dim(X)$
Rang-Eigenschaften:
 $\text{rang}(A) = \text{rang}(A^T) = \text{rang}(A^H)$

Lineare Abbildung

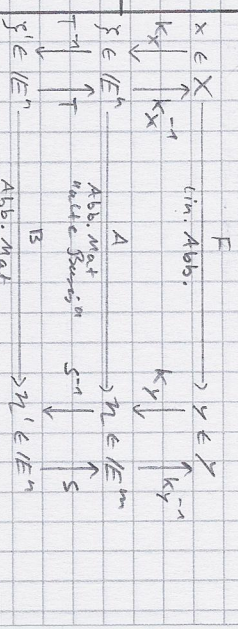
Axiome / zu zeigen: $F: X \rightarrow Y$, $x, y \in X, \alpha \in \mathbb{F}$ und z gelten:
 $F(x+y) = F(x) + F(y)$
 $F(\alpha x) = \alpha F(x)$

Allgemeines:
 Eine $m \times n$ Matrix A ist die Abbildung $A: \mathbb{F}^n \rightarrow \mathbb{F}^m$
 F surjektiv $\Leftrightarrow$ Erzeugendensystem
 F injektiv $\Leftrightarrow$ Basis
 $F: V \rightarrow V \Leftrightarrow$ Endomorphismus
 $F: V \rightarrow V$ bijektiv $\Leftrightarrow$ Automorphismus
Lin. Abb. $\Rightarrow$ Abb. Matrix Sei $F: X \rightarrow Y, X = \text{span}\{b_1, \dots, b_n\}, Y = \text{span}\{a_1, \dots, a_m\}$, so kann die Abb.-Matrix $A = (a_k)$ definiert werden:
 $Fb_k = \sum_{i=1}^m a_i c_{ik}, c_{ik} \in \mathbb{F}$
Koordinatenabbildung $K: X \rightarrow \mathbb{F}^n$
 $u = \sum_{i=1}^n b_i x_i \mapsto x = (x_1, \dots, x_n)^T$
 es kann sein, dass Koordinaten x und u $\in \mathbb{F}^n$ für $u \in X$ nicht folgt
 machen: $v = \sum_{i=1}^n b_i x_i$ wobei x_i die i -te Komponente von x ist.
Kommutatives Diagramm

$x \in \mathbb{F}^n$
 $x \mapsto Kx = u \in X$
 $u \mapsto A^{-1}u = x$
 $A = C \cdot B$ (andere Reihenfolge)
 Sei T_B die Koord.-Transformation: Matrix, die eine Basis B in die Standardbasis A in $\mathbb{F}^n$ überführt.
 Basis B ist.
 Berechnung: Basisvektoren von B durch die Basisvektoren von A darstellen und die Koordinaten als Spalten =

vektoren in $\mathbb{F}^n$ darstellen. Dann gilt $B = T_B^{-1} A$. $T_B = (T_B^{-1})^T$
 ETH-Lin Alg: Test neue Basis in alte umwandeln.

Abb. Matrix und Koord.trans.



$\eta = A \xi = S \eta', \eta' = T \xi', \eta' = B \xi'$
 $B \xi' = \eta' = S^{-1} \eta = S^{-1} A \xi = S^{-1} A T \xi'$
 $D = S^{-1} A T, A = S D T^{-1}$
 Wechsel: man geht da weg und zurück.
 $\text{rang } F = \text{rang } A = \text{rang } B$

Orthogonalprojektion

Projektionen: Eine lin. Abb. P ist eine Projektion, wenn $P^2 = P$ ist. Es ist eine Orthogonalprojektion wenn $\text{Kern}(P) \perp \text{im}(P)$.

$\forall P$ ein Projektor so auch $(I-P)$:
 $\text{im}(I-P) = \text{Kern}(P), \text{Kern}(I-P) = \text{im}(P)$

Orthogonalprojektion: Seien $a_1, \dots, a_n$ die Basisvektoren des Unterraums auf den wir orthogonal projizieren. Diese a_i wird als Spalte in A eingetragen. $\Rightarrow$ wir projizieren also auf $\mathcal{R}(A)$.
 $\Rightarrow P_A = A(A^H A)^{-1} A^H$.

Wenn $A = Q$ und Q heißt aus orthonormalen Basisvektoren so gilt:
 $\Rightarrow P_Q = Q Q^H$.

Wenn man x auf $\mathcal{R}(A)$ zu projizieren rechnen mit $P_A x$, wenn auf $\mathcal{R}(Q)$ $\Rightarrow P_Q x = \sum_{i=1}^n q_i \langle q_i, x \rangle$
 Spezialfall, da Q spärlich ist

Inverses von Hand berechnen

Um das Inverse von $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ zu berechnen, ist es hilfreich, wenn die Matrix $(A | I_n)$ zur Matrix $(I | A^{-1})$ mittels Gauß-Jordan-Verfahren überführt werden kann. Dies geschieht durch eine Reihe von Zeilenoperationen, die die linke Seite der erweiterten Matrix in die Einheitsmatrix überführen. Die rechte Seite liefert dann das Inverse A^{-1} .

Beispiel: $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \rightarrow A^{-1} = \frac{1}{\det(A)} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix} = \frac{1}{-5} \begin{pmatrix} 4 & -2 \\ -3 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -4/5 & 2/5 \\ 3/5 & -1/5 \end{pmatrix}$

Reguläre Matrix

ist A regulär, so sind die folgenden Aussagen äquivalent:

- A hat vollen Rang
- $\det(A) \neq 0$
- A^{-1} existiert
- Alle Zeilen- / Spaltenvektoren sind linear unabhängig
- 0 ist kein EV von A
- $\ker(A) = \{0\}$
- $Ax = b$ lösbar für jedes b

$A = LU$ LS-G Löser ($Ax = b$)

$A = LU$ mit L untertriagonal und U obertriagonal.

1) $Rx = c$ für $x \in \mathbb{R}^n$

Anwendung EW-Zerlegung

Homogene DGL 1. Ordnung

Das homogene System $y'(t) = A y(t)$ hat die allgemeine Lösung $y(t) = e^{At} y(0)$.

Die Eigenwerte λ_i von A sind die Nullstellen des charakteristischen Polynoms $P(\lambda) = \det(A - \lambda I)$.

Die Eigenvektoren v_i von A sind die Nullvektoren von $(A - \lambda_i I)v_i = 0$.

Die allgemeine Lösung des inhomogenen Systems $y'(t) = A y(t) + f(t)$ ist $y(t) = e^{At} y(0) + \int_0^t e^{A(t-s)} f(s) ds$.

2D-Systeme

2D-Systeme sind Systeme der Form $y'(t) = A y(t)$ mit $A \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$.

Die Eigenwerte λ_1, λ_2 von A bestimmen das Verhalten des Systems.

- Wenn $\lambda_1, \lambda_2 < 0$, so ist das System stabil.
- Wenn $\lambda_1, \lambda_2 > 0$, so ist das System instabil.
- Wenn $\lambda_1 < 0, \lambda_2 > 0$, so ist das System saddle-point stabil.
- Wenn $\lambda_1 = \lambda_2 = 0$, so ist das System neutral stabil.

3D-Systeme

3D-Systeme sind Systeme der Form $y'(t) = A y(t)$ mit $A \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$.

Die Eigenwerte $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ von A bestimmen das Verhalten des Systems.

- Wenn $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 < 0$, so ist das System stabil.
- Wenn $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 > 0$, so ist das System instabil.
- Wenn $\lambda_1 < 0, \lambda_2 > 0, \lambda_3 > 0$, so ist das System saddle-point stabil.
- Wenn $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 0$, so ist das System neutral stabil.

Quadratische Formen und Hauptachsentransformation

Quadratische Formen sind Ausdrücke der Form $Q(x) = x^T A x$ mit $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$.

Die Hauptachsentransformation ist eine lineare Transformation, die eine quadratische Form in eine Summe von Quadraten überführt.

Die Eigenwerte λ_i von A sind die Hauptachsenlängen.

Die Eigenvektoren v_i von A sind die Hauptachsenrichtungen.

Skalarprodukt

Das Skalarprodukt ist ein inneres Produkt auf einem Vektorraum V .

Es ist eine bilinear, symmetrische Abbildung $\langle \cdot, \cdot \rangle : V \times V \rightarrow \mathbb{R}$.

Die Norm $\|x\|$ ist die Quadratwurzel des Skalarprodukts $\langle x, x \rangle$.

Die Orthogonalität ist eine Eigenschaft von Vektoren, die durch $\langle x, y \rangle = 0$ definiert ist.

Spektralnorm

Die Spektralnorm $\|A\|_2$ ist die größte Singularwert von A .

Es gilt $\|A\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^T A)}$.

Die Spektralnorm ist eine Matrixnorm, die die Energieerhaltung beschreibt.

2-Norm - Normierung

Die 2-Norm ist eine Vektornorm, die die Länge eines Vektors misst.

Es gilt $\|x\|_2 = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}$.

Die 2-Norm ist die euklidische Norm.

Die 2-Norm ist die Wurzel der Summe der Quadrate der Komponenten.