

MITTSCHRIEB

Lineare Algebra II

Sommersemester 2025

Emma Bach

Vorlesung gehalten von
Prof. Dr. Stefan KEBEKUS

July 3, 2025

Inhalt

1	Wiederholung	2
1.1	Notation	2
1.2	Determinanten	2
1.2.1	Axiomatische Beschreibung	2
1.2.2	Weitere Eigenschaften	2
1.2.3	Berechnung	3
1.3	Basiswechsel	3
2	Die Jordansche Normalform	5
2.1	Erste Anwendungen	6
2.2	Konjugationsklassen	6
2.3	Der Satz von Cayley-Hamilton	7
2.4	Minimalpolynome	9
3	Euklidische und Hermitische Vektorräume	12
3.1	Bilinearformen	15
3.2	Hermitische Sesquilinearformen	16
3.3	Unitäre und Euklidische Vektorräume	17
3.4	Metriken	18
3.5	Orthogonalität	18
3.6	Die adjungierte Abbildung	22
4	Orthogonale und unitäre Endomorphismen	24
4.1	Normalformen unitärer Endomorphismen	24
4.1.1	Komplexifizierung	25
4.2	Selbstadjungierte Endomorphismen	27
4.3	Hauptachsentransformation	28
4.3.1	Anwendung - Rotation von Körpern im Raum	28
4.3.2	Anwendung - Kovarianz	29
5	Multilineare Algebra	30
5.1	Das Tensorprodukt	30
5.1.1	Direkte Produkte	31
A	Ausblicke in die Zukunft	33

Chapter 1

Wiederholung

1.1 Notation

- Die Menge aller $n \times m$ Matrizen mit Einträgen aus dem Körper k schreiben wir $Mat(n \times m, k)$
- Die Gruppe der Invertierbaren $n \times n$ -Matrizen mit Einträgen aus k schreiben wir $Gl_n(k)$
- Den Eigenraum einer Abbildung f zum Eigenwert λ schreiben wir $Eig_f(\lambda)$
- Die $n \times n$ -Einheitsmatrix schreiben wir I_n oder E_n , die Identitätsabbildung des Vektorraums V schreiben wir id_V . Vermutlich werden wir die Unterscheidung zwischen den beiden Begriffen jedoch öfters ignorieren.
- Das charakteristische Polynom eines Endomorphismus f ist

$$\chi_f := \det(f - t \cdot id_V). \quad (1.1)$$

Analog ist das charakteristische Polynom einer $n \times n$ -Matrix A

$$\chi_A := \det(A - t \cdot I_n). \quad (1.2)$$

1.2 Determinanten

1.2.1 Axiomatische Beschreibung

1. Die Determinante ist **multilinear**, also:

(a) $\det(v_1 + w, v_2, \dots, v_n) = \det(v_1, \dots, v_n) + \det(w, v_2, \dots, v_n)$, ebenso in den anderen Spalten und für Zeilenvektoren.

(b) $\det(cv_1 + w, v_2, \dots, v_n) = c \cdot \det(v_1, \dots, v_n)$, ebenso in anderen Spalten und für Zeilenvektoren

2. Die Determinante ist **alternierend**: Sind zwei Spalten oder Zeilen gleich, ist die Determinante 0.
3. Sie ist **normiert** durch $\det(I_n) := 1$

1.2.2 Weitere Eigenschaften

1. $\det(A^\top) = \det(A)$
2. $\det(A^{-1}) = \frac{1}{\det(A)}$
3. Für quadratische A, B gleicher Größe gilt $\det(AB) = \det(A)\det(B)$
4. Für Konstante c und $n \times n$ -Matrix A gilt $\det(cA) = c^n \det(A)$
5. Für Dreiecksmatrizen A gilt $\det(A) = a_{11}a_{22} \dots a_{nn}$
6. Besteht eine Spalte oder Zeile aus Nullen, ist die Determinante 0.

7. Vertauscht man zwei Spalten oder Zeilen, ändert die Determinante ihr Vorzeichen. Dies ist äquivalent zu “alternierend” für Körper ohne selbstinverse Elemente $x = -x \neq 0$.
8. Addition eines Vielfachen einer Zeile/Spalte zu einer anderen ändert die Determinante nicht.

1.2.3 Berechnung

Die Determinante einer 2×2 -Matrix ist:

$$\det \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} = ad - bc.$$

Die Determinante einer 3×3 -Matrix ist:

$$\det \begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{pmatrix} = aei + bfg + cdh - ceg - bdi - afh$$

Die Determinante eines Endomorphismus $f : V \rightarrow V$ ist das Produkt der Eigenwerte (unter Beachtung der algebraischen Vielfachheiten!)

1.3 Basiswechsel

Zu Beginn will ich einige relevante Sätze, Definitionen und Notationsstandards aus der Vorlesung “Lineare Algebra I” wiederholen.

Definition 1.1. Sei $f : V \rightarrow W$ eine lineare Abbildung. Sei $A = \{a_1, \dots, a_n\}$ eine Basis von V und $B = \{b_1, \dots, b_m\}$ eine Basis von W . So lässt sich jeder Vektor $w \in W$ darstellen als **endliche** Linearkombination der Basisvektoren:

$$w = \sum_{i=1}^m \alpha_i b_i \quad (1.3)$$

Insbesondere lassen sich die Bilder der Basisvektoren $a_j \in A$ in dieser Form darstellen:

$$f(a_j) = \sum_{i=1}^m \alpha_{ij} b_i \quad (1.4)$$

Die **Darstellungsmatrix** $\text{Mat}_B^A f$ ist genau durch diese Koeffizienten α_{ij} gegeben.

$$\text{Mat}_B^A f = \begin{pmatrix} \alpha_{11} & \dots & \alpha_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ \alpha_{m1} & \dots & \alpha_{mn} \end{pmatrix} \quad (1.5)$$

In der Regel arbeiten wir mit der Standardbasis $E = \{e_1, \dots, e_n\}$ und interpretieren jede Matrix M als Darstellungsmatrix $M_E^E f$ einer Linearen Abbildung f .

Definition 1.2. Die **Basiswechselmatrix** T_B^A ist die Abbildungsmatrix der Identitätsabbildung.

$$T_B^A = \text{Mat}_B^A(\text{id}_V) \quad (1.6)$$

Satz 1.3. Für jede Basis B eines beliebigen Vektorraums V gilt

$$T_B^B = I_n = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (1.7)$$

Beweis. Da die Darstellung jedes Vektors durch die Basisvektoren eindeutig gegeben ist, ist die Darstellung $\text{id}_V(b_j) = b_j = \sum_{i=1}^m \alpha_{ij} b_i$ eines Basisvektors als Linearkombination genau gegeben durch die Linearkombination mit $\alpha_{ij} = 1$ und $\alpha_{ik} = 0$ für $k \neq j$. Dies entspricht genau dem Standardbasisvektor e_j . Also gilt $T_B^B = (e_1 \dots e_n) = I_n$. \square

Proposition 1.4. Gegeben $\text{Mat}_B^A f$ lässt sich die Abbildungsmatrix $\text{Mat}_D^C f$ von f bezüglich zweier neuen Basen C und D durch Nutzung von Basiswechselmatrizen folgendermaßen berechnen:

$$\text{Mat}_D^C(f) = T_D^B \cdot \text{Mat}_B^A f \cdot T_C^B \quad (1.8)$$

Ein besonders relevanter Spezialfall ist:

$$\text{Mat}_B^B(f) = T_B^A \cdot \text{Mat}_A^A f \cdot T_A^B \quad (1.9)$$

Satz 1.5. Es gilt $T_B^A = (T_A^B)^{-1}$

Beweis.

$$\begin{aligned} T_A^B \cdot T_B^A &= T_A^B \cdot \text{id}_V \cdot T_B^A \\ &= \text{Mat}_A^B(\text{id}_V) \cdot \text{Mat}_B^B(\text{id}_V) \cdot \text{Mat}_B^A(\text{id}_V) \\ &= \text{Mat}_A^A(\text{id}_V) \\ &= \text{id}_V \end{aligned}$$

□

Anmerkung 1.6. Betrachten wir eine beliebige Basis $B = \{b_1, \dots, b_n\}$. Die Matrix T_B^E kann man trivial finden, da jeder Vektor $b_i = (b_{i1} \dots b_{in})^T$ bezüglich der Standardbasis trivial geschrieben ist als $b_i = \sum_{j=1}^n b_{ij} \cdot e_j$. Nach 1.5 lässt sich die Matrix T_E^B ebenfalls ohne größere Probleme durch invertierung von T_B^E finden.

Definition 1.7. Wir nennen zwei Matrizen A und B **ähnlich**, falls eine Matrix S existiert, sodass

$$A = S^{-1}BS$$

Ein zentrales Ziel der Vorlesung “Lineare Algebra II” ist es, zu einer Matrix A eine besonders simple Matrix B zu finden, welche A ähnlich ist. Hierbei sollte man immer 1.4 im Kopf behalten - zwei Matrizen A und B sind genau dann ähnlich, wenn sie die Darstellungsmatrizen der gleichen Funktion zu verschiedenen Basen sind, also wenn Basen B_1 und B_2 und ein Endomorphismus f existieren, sodass

$$A = \text{Mat}_{B_1}^{B_1}(f) \text{ und } B = \text{Mat}_{B_2}^{B_2}(f)$$

Chapter 2

Die Jordansche Normalform

Let V be a vector space. Let $f : V \rightarrow V$ be a nilpotent endomorphism.

Define $V^p = \ker(f^p)$ Where f^p denotes composition.

Lemma 2.1.

$$V^1 \subseteq V^2 \subseteq \dots \subseteq V$$

Lemma 2.2.

$$\forall p : \forall v \in V : v \in V^p \Leftrightarrow f(v) \in V^{p-1}$$

Satz 2.3. The “*natural mapping*”

$$\bar{f} : V^p/V^{p-1} \rightarrow V^{p-1}/V^{p-2}$$

is injective.

Beweis. We know that the restriction $f|_{V^p}$ is a map $V^p \rightarrow V^{p-1}$.

Let q_p denote the quotient map $V^p \rightarrow V^p/V^{p-1}$.

Let q_{p-1} denote the quotient map $V^{p-1} \rightarrow V^{p-1}/V^{p-2}$.

We have the following diagram:

$$\begin{array}{ccc} V^p & \xrightarrow{f|_{V^p}} & V^{p-1} \\ \downarrow q_p & & \downarrow q_{p-1} \\ V^p/V^{p-1} & \xrightarrow{\bar{f}} & V^{p-1}/V^{p-2} \end{array}$$

By “**the universal property**” we have that a unique \bar{f} exists iff. $V^{p-1} \subseteq \ker(q_{p-1} \circ f|_{V^p})$. This inclusion holds, since for $v \in V^{p-1}$ we have $f(v) \in V^{p-2}$, which is exactly the kernel of $q_{p-1} : V^{p-1} \rightarrow V^{p-1}/V^{p-2}$. Therefore the diagram commutes.

We will show injectivity of \bar{f} by showing $\ker(\bar{f}) = \{0\}$. Let $k \in V^p/V^{p-1}$. Pick an arbitrary representative $v \in k$. Because the diagram commutes, we have

$$k \in \ker \bar{f} \Leftrightarrow f|_{V^p}(v) \in \ker(q_{p-1}) \Leftrightarrow f(v) \in V^{p-2} \Leftrightarrow v \in V^{p-1}$$

Since $k \in V^p/V^{p-1}$, we have that $v \in V^{p-1}$ must be in the same equivalence class as 0. Therefore the kernel of \bar{f} consists only of the equivalence class of the zero vector (which is the zero vector of the quotient space). \square

We have the following diagram:

$$\begin{array}{ccccc}
 V & & F(V) = V^p & \xrightarrow{\eta_V = f|_{V^p}} & G(V) = V^{p-1} \\
 \downarrow q & & \downarrow F(q) = q_p & & \downarrow G(q) = q_{p-1} \\
 V/\ker(f) & & F(V/\ker(f)) = V^p/V^{p-1} & \xrightarrow{\eta_{V/\ker(f)} = \bar{f}} & G(V/\ker(f)) = V^{p-1}/V^{p-2}
 \end{array}$$

2.1 Erste Anwendungen

Erinnerung: Über \mathbb{C} ist jede Matrix ähnlich zu einer Jordan-Matrix.

Erste Anwendungen:

1. Hohe Potenzen von Endomorphismen ausrechnen.
2. Die Exponentialfunktion mit Matrixwertigen Argumenten ausrechnen und damit lineare Differentialgleichungen lösen, auch in vielen Veränderlichen und mit höheren Ableitungen.

2.2 Konjugationsklassen

Frage: Ist in unserer Situation die Jordan-Matrix von f eindeutig?

Antwort: Nein! Blöcke können durch Umsortierung der Basis vertauscht werden.

$$V = \mathbb{C}^2, \vec{v}_1, \vec{v}_2 \text{ EW zu } \lambda_1 \neq \lambda_2$$

$$\begin{aligned}
 B &= (\vec{v}_1, \vec{v}_2) \\
 \text{Mat}_B^B f &= \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \\
 B' &= (\vec{v}_2, \vec{v}_1) \\
 \text{Mat}_{B'}^{B'} f &= \begin{pmatrix} \lambda_2 & 0 \\ 0 & \lambda_1 \end{pmatrix}
 \end{aligned}$$

\Rightarrow Neue Frage: Ist die Jordan-Matrix eindeutig bis auf Umsortierung der Blöcke?

Versuch einer Antwort: Sei B eine Jordan-Basis,

$$\text{Mat}_B^B(f) = \begin{pmatrix} \text{Jor}(\lambda_1, n_1) & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \text{Jor}(\lambda_r, n_r) \end{pmatrix}$$

Beachte: Die Skalare $\lambda_1, \dots, \lambda_r$ sind genau die Eigenwerte von f und müssen deshalb in jeder Jordan-Matrix von f auftreten.

Beachte: Wenn λ ein Eigenwert von f ist, seien i_1, \dots, i_k die Indizes mit $\lambda_{i_j} = \lambda$. Die Summe der indizes ist die Dimension des Hauptraums von f zu λ , muss also für jede Jordan-Matrix von f gleich sein.

$$\sum_{j=1}^k n_{i_j} = \dim \text{Hau}_f(\lambda) = \text{alg. Mult. von } f$$

Die rechte Seite hängt nicht von B ab, ist also eine Invariante der Jordan-Matrizen von f . Außerdem: Wenn f auf den Hauptraum $\text{Hau}_f(\lambda)$ eingeschränkt wird und wir die Räume V^p und die Partition m_p betrachten, sind die Zahlen n_i genau die Zahlen, die in der zu m_p dualen Partition auftreten (wenn auch in willkürlicher Reihenfolge)

\implies Ergebnis: Ja! Die Jordanmatrix ist eindeutig bis auf Umsortieren der Blöcke.

Definition 2.4. Die Ähnlichkeitsrelation zwischen Matrizen wird auch als **Konjugation** (oder genauer als **Konjugationswirkung von Gl_n auf eine Matrix**) bezeichnet.

Definition 2.5. Als **Orbit (der Konjugationswirkung von Gl_n auf M)** einer Matrix M bezeichnen wir die Menge der Matrizen, die zu einer gegebenen Matrix M ähnlich sind.

Beobachtung: Jede Matrix ist einer Jordanmatrix ähnlich, also liegt in jedem Orbit mindestens eine Jordan-Matrix!

Wären Jordan-Matrizen eindeutig, hätten wir nun eine triviale Bijektion zwischen der Menge aller Orbits von Matrizen und den Jordanformen. Da Jordanmatrizen nur bis auf Umsortieren eindeutig ist, ist die Situation etwas komplizierter (aber nicht viel komplizierter!)

Satz 2.6. Sei B eine Jordan-Basis für f mit Matrix $M_f = \text{Mat}_B^B(f)$. Sei $A \in \text{Mat}(n \times n)$ eine Matrix, die sich von M_f nur durch Umsortierung von Blöcken unterscheidet. Dann gibt es eine Umsortierung B' von B , sodass $\text{Mat}_{B'}^{B'}(f) = A$.

Äquivalent: Wenn sich Matrizen in Jordanform nur durch Umsortierung der Blöcke unterscheiden, sind sie ähnlich.

Ebenfalls Äquivalent: Wenn ein Orbit eine Jordan-Matrix A enthält, so auch alle Jordan-Matrizen, welche aus A durch Umsortierung der Blöcke entstehen.

Satz 2.7. Wenn B_1, B_2 Jordanbasen von f sind, dann unterscheiden sich die Darstellungsmatrizen $\text{Mat}_{B_1}^{B_1}(f)$ und $\text{Mat}_{B_2}^{B_2}(f)$ von f zu den beiden Basen nur durch Umsortierung der Blöcke.

Äquivalent: Zwei Jordanmatrizen im selben Orbit unterscheiden sich nur durch Umsortieren der Blöcke.

Zusammenfassung: Es existiert eine Bijektion zwischen den Orbits der Konjugationswirkung und den Äquivalenzklassen von Jordanmatrizen unter Umsortierung.

2.3 Der Satz von Cayley-Hamilton

Seien V ein Vektorraum und $f \in \text{End}(V)$ ein Endomorphismus. Wir betrachteten bisher Ausdrücke wie $f, f^2, f^3, f^5 - \lambda \cdot \text{Id}_V$ (äquivalent zu $f^5 - \lambda f^0$). Diese sehen aus wie Polynome. Können wir diese Idee formalisieren?

Definition 2.8. Gegeben ein Körper k schreiben wir für die Menge der Polynome mit Variable t und Koeffizienten aus k :

$$k[t] = \left\{ \sum_{i=0}^m a_i t^i \mid i \in \mathbb{N}, a_i \in k \right\}$$

Anmerkung 2.9. Gegeben ein Polynom $p \in k[t]$ induziert dieses eine Funktion

$$\begin{aligned} k &\rightarrow k \\ x &\rightarrow \sum a_i x^i \end{aligned}$$

Sei ϕ die Funktion, welche jedem Polynom die durch das Polynom induzierte Abbildung zuordnet:

$$\phi : k[t] \rightarrow (t \rightarrow k)$$

Im Allgemeinen ist ϕ nicht injektiv! Sei zum Beispiel $k = F_2$, dann induzieren die Polynome f, f^2, f^3, \dots alle die selbe Funktion. Polynome sind also von den von ihnen induzierten Funktionen zu unterscheiden.

Definition 2.10. Wir betrachten die Auswertung eines Polynoms in f :

$$\begin{aligned} \phi_f : k[t] &\rightarrow \text{End}(V) \\ \sum a_i t^i &\rightarrow \sum a_i \cdot f^i \end{aligned}$$

Analog definieren wir die Auswertung für Matrizen A .

Beobachtung 2.11. Seien A, B ähnlich mit $A = SBS^{-1}$. Dann gilt $A^n = (SBS^{-1})^n = SB^nS^{-1}$, also sind A^n und B^n ebenfalls ähnlich. Also gilt für jedes Polynom:

$$p = \sum a_i t^i$$

$$\begin{aligned} \phi_A(p) &= \sum a_i A^i \\ &= \sum a_i S B^i S^{-1} \\ &= S \left(\sum a_i B^i \right) S^{-1} \\ &= S \phi_B(p) S^{-1} \end{aligned}$$

Also bleibt Ähnlichkeit unter der Anwendung von Polynomen erhalten.

Beobachtung 2.12. Betrachte $f \in \text{End}(V)$. Wähle Basis B von V . Dann ist

$$\text{Mat}_B^B(f^i) = [\text{Mat}_B^B(f)]^i$$

Also gilt für jedes Polynom $p = \sum a_i t^i$:

$$\begin{aligned} \text{Mat}_B^B(\phi_f(p)) &= \text{Mat}_B^B\left(\sum a_i f^i\right) \\ &= \sum a_i \text{Mat}_B^B(f^i) \\ &= \sum a_i [\text{Mat}_B^B(f)]^i \\ &= \phi_{\text{Mat}_B^B(f)}(p) \end{aligned}$$

Anmerkung 2.13. Die Abbildungen ϕ_f, ϕ_A werden auch **Einsetzungsabbildungen** genannt. Statt $\phi_f(p)$ und $\phi_A(p)$ schreibt man oft $p(f)$ und $p(A)$.

Satz 2.14. Cayley-Hamilton: Sei $\chi_f \in k[t]$ das charakteristische Polynom von f . Dann ist

$$\chi_f(f) = 0.$$

Beweis. (Nur für $k = \mathbb{C}$). Sei B eine Jordan-Basis. Dann

$$\text{Mat}_B^B(\chi_f(f)) = \chi_f(\text{Mat}_B^B(f)).$$

Es genügt also $\chi_f(\text{Mat}_B^B(f)) = 0$ zu zeigen.

Schreibe

$$\text{Mat}_B^B(f) = \begin{pmatrix} \text{Jor}(\lambda_1, n_1) & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \text{Jor}(\lambda_r, n_r) \end{pmatrix}$$

Es gilt

$$\chi_f(t) = (t - \lambda_1)^{n_1} \cdot \dots \cdot (t - \lambda_r)^{n_r}$$

Wegen der Blockgestalt gilt:

$$\chi_f(\text{Mat}_B^B(f)) = \begin{pmatrix} \chi_f(\text{Jor}(\lambda_1, n)) & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \chi_f(\text{Jor}(\lambda_r, n)) \end{pmatrix}$$

Wir wissen, dass jeder Jordanblock $\text{Jor}(\lambda_i - \lambda_i, n_i)$ nilpotent mit Index n_i ist. Also hat das charakteristische Polynom Nullfaktoren, also ist $\chi_f(\text{Mat}_B^B(f)) = 0$. \square

2.4 Minimalpolynome

Definition 2.15. Wir nennen ein Polynom p das Minimalpolynom eines Endomorphismus f , wenn gilt:

1. p ist nicht das Nullpolynom
2. $p(f) = 0$
3. Der Grad von p ist minimal unter allen Polynomen mit f als Nullstelle
4. Der Leitkoeffizient ist 1 (p ist normiert)

Analog für quadratische Matrizen statt Endomorphismen.

Normierung wird einfach durch Skalarmultiplikation des Polynoms erreicht, ist also keine starke Bedingung.

Satz 2.16. *Ähnliche Matrizen haben das selbe Minimalpolynom.*

Beweis.

$$\begin{aligned} A &= SBS^{-1} \\ \implies A^n &= (SBS^{-1})^n = SB^nS^{-1} \\ \implies p(A) &= p(SBS^{-1}) = S \cdot p(B) \cdot S^{-1} := 0 \implies p(B) = 0 \end{aligned}$$

\square

Satz 2.17. *f hat das selbe Minimalpolynom wie seine darstellenden Matrizen.*

Satz 2.18. *Minimalpolynome existieren.*

Beweis. Gemäß Satz von Cayley-Hamilton gibt es mindestens ein Polynom, welches nicht das Nullpolynom ist und f als Nullstelle hat. Also finde nichttriviales Polynom p von minimalem Grad finden, welches f als Nullstelle hat.¹ Sei a der Leitkoeffizient von p . Dann ist $a^{-1}p$ ein normiertes Polynom vom selben Grad mit f als Nullstelle. \square

Satz 2.19. *Minimalpolynome sind eindeutig.*

Beweis. Seien $p_1, p_2 \in k[t]$ zwei Minimalpolynome von f . Wir wissen, dass die Grade gleich sein müssen (3) und dass die Leitkoeffizienten 1 sein müssen (4). Wir haben:

$$\begin{aligned} p_1(t) &= t^n + \sum_{i=0}^{n-1} a_i t^i \\ p_2(t) &= t^n + \sum_{i=0}^{n-1} b_i t^i \end{aligned}$$

¹Die Menge der Grade von Polynomen mit f als Nullstelle ist eine nichtleere Teilmenge der Natürlichen Zahlen, hat also ein Minimum.

$$\implies (p_1 - p_2)(t) = \sum_{i=0}^{n-1} (a_i - b_i)t^i$$

Der Grad des Differenzpolynoms muss kleiner als n sein, sonst wären p_1 und p_2 nicht minimal. Gleichzeitig gilt:

$$(p_1 - p_2)(f) = p_1(f) - p_2(f) = 0 - 0 = 0$$

Also muss $p_1 - p_2$ das Nullpolynom sein, also ist $p_1 = p_2$. \square

Frage 2.20. Wie viele Polynome gibt es überhaupt, die f als Nullstelle haben?

Antwort 1: Viele! Wenn p ein Polynom ist mit $p(f) = 0$, so hat jedes Vielfache von p unter Polynommultiplikation ebenfalls f als Nullstelle.

Antwort 2:

Satz 2.21. Alle Polynome, die f als Nullstelle haben, sind Vielfache (unter Polynommultiplikation) des Minimalpolynoms. Wenn p das Minimalpolynom von f ist und $q \in k[t]$ ein beliebiges nichttriviales Polynom mit $q(f) = 0$, dann existiert ein $r \in k[t]$, sodass $q = r \cdot p$.

Beweis. Sei q gegeben. Polynomdivision mit Rest liefert Polynome $r_1, r_2 \in k[t]$ sd. $\deg r_2 < \deg p$ und

$$q = r_1 \cdot p + r_2$$

Es gilt nun:

$$\begin{aligned} q(f) &= r_1(f)p(f) + r_2(f) \\ \implies 0 &= r_1(f) \cdot 0 + r_2(f) \\ \implies r_2(f) &= 0 \end{aligned}$$

Da $\deg r_2 < \deg p$ und p ein Minimalpolynom muss r_2 also das Nullpolynom sein. Der Beweis für Matrizen funktioniert identisch. \square

Frage 2.22. Wie findet man das Minimalpolynom für ein gegebenes f ?

Antwort: Schwierig, es sei denn, man kennt die Jordanform!

Proposition 2.23. Sei A eine quadratische Matrix. Sei $\lambda \in k$. Die folgenden Aussagen sind äquivalent:

1. λ ist ein Eigenwert von A .
2. λ ist eine Nullstelle des charakteristischen Polynoms.
3. λ ist eine Nullstelle des Minimalpolynoms.

Beweis.

$1 \Leftrightarrow 2$: Die Äquivalenz der ersten beiden Aussagen ist bereits bekannt.

$3 \Rightarrow 2$: Das charakteristische Polynom ist ein Vielfaches des Minimalpolynoms.

$1 \Rightarrow 3$: Sei ein Eigenwert λ gegeben. Per Annahme existiert eine zu A ähnliche Matrix B der Form:

$$B = \begin{pmatrix} \lambda & * \\ 0 & * \end{pmatrix}$$

Wenn p ein beliebiges Polynom ist, dann ist:

$$p(B) = \begin{pmatrix} p(\lambda) & * \\ * & * \end{pmatrix}$$

Wenn p das Minimalpolynom ist, ist $p(B) = 0_{n \times n}$, also insbesondere $p(B)_{11} = p(\lambda) = 0$.

□

Anwendung 2.24. Bestimmung von Minimalpolynomen.

Sei A eine quadratische Matrix:

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$$

Dann gilt $\chi_A(t) = (t - 2)^3$. Das Minimalpolynom hat also 2 als einzige Nullstelle. $p_1(t) = (t - 2)$ und $p_2(t) = (t - 2)^2$ erfüllen die Bedingung $p(A) = 0_{n \times n}$ nicht, also ist $\chi_A(t)$ das Minimalpolynom.

$$B = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$$

Dann gilt $\chi_B(t) = (t - 2)^5$. Allerdings ist der Nilpotenzindex der Matrix $B - \lambda E_n$ diesmal 3, also ist bereits $p(t) = (t - 2)^3$ ein Minimalpolynom.

Analog für sehr große Matrizen mit vielen Jordanblöcken mit verschiedenen Eigenwerten.

Korollar 2.25. Sei A eine $n \times n$ -Matrix über \mathbb{C} . Sei m_i der längste Jordanblock der Matrix zum Eigenwert λ_i , definiert für alle Eigenwerte. Dann ist das Minimalpolynom von A gegeben durch:

$$p(t) = \sum_{i=1}^d (t - \lambda_i)^{m_i}$$

Chapter 3

Euklidische und Hermitische Vektorräume

Definition 3.1. Die folgende Abbildung $||\mathbb{R}^n|| \rightarrow \mathbb{R}$ nennen wir die **Euklidische Norm**:

$$\begin{aligned} ||\cdot|| : \mathbb{R}^n &\rightarrow \mathbb{R} \\ \vec{x} &\rightarrow \sqrt{\sum x_i^2} \end{aligned}$$

Definition 3.2. Wir nennen eine Abbildung ϕ eine **Isometrie**, wenn sie metrikerhaltend ist, also:

$$d(\phi(\vec{x}), \phi(\vec{y})) = d(\vec{x}, \vec{y})$$

(...)

Konsequenz: Die Isometrien bilden eine Untergruppe der Gruppe $Bij(\mathbb{R}^n)$ der Bijektiven Selbstabbildungen (= Permutationen) des Raums.

Ziel: Diese Gruppe beschreiben!

Wir können das Problem vereinfachen, indem wir die Abbildung:

$$\begin{aligned} \phi_0 : \mathbb{R}^n &\rightarrow \mathbb{R}^n \\ \phi(\vec{v}) &\rightarrow \phi(\vec{0}) \end{aligned}$$

betrachten, welche eine Isometrie mit $\phi_0(\vec{0}) = \vec{0}$ ist.

Definition 3.3. Isometrien, für die $\phi(\vec{0}) = \vec{0}$ gilt, heißen **orthogonale Transformationen**.

Orthogonale Transformationen bilden eine Untergruppe der Isometrien.

Definition 3.4. Das Standardskalarprodukt, oder Euklidische Skalarprodukt, auf \mathbb{R}^n ist die Abbildung:

$$\begin{aligned} \langle \cdot, \cdot \rangle : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n &\rightarrow \mathbb{R} \\ (\vec{x}, \vec{y}) &\rightarrow \sum_{i=1}^n x_i y_i \end{aligned}$$

Anmerkung 3.5.

$$\forall \vec{x} \in \mathbb{R}^n : ||\vec{x}||^2 = \langle \vec{x}, \vec{x} \rangle$$

Anmerkung 3.6. Das Skalarprodukt hat folgende Eigenschaften:

1. Linearität in der ersten Komponente:

$$\langle \vec{x}_1 + \lambda \vec{x}_2, \vec{y} \rangle = \langle \vec{x}_1, \vec{y} \rangle + \lambda \langle \vec{x}_2, \vec{y} \rangle$$

2. Linearität in der zweiten Komponente:

$$\langle \vec{x}, \vec{y}_1 + \lambda \vec{y}_2 \rangle = \langle \vec{x}, \vec{y}_1 \rangle + \lambda \langle \vec{x}, \vec{y}_2 \rangle$$

3. Positive Definitheit:

$$\begin{aligned} \langle \vec{x}, \vec{x} \rangle &\geq 0 \\ \langle \vec{x}, \vec{x} \rangle &= 0 \Leftrightarrow \vec{x} = \vec{0} \end{aligned}$$

4. Symmetrie:

$$\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle = \langle \vec{y}, \vec{x} \rangle$$

5. Verallgemeinerter Satz des Pythagoras:

$$\|\vec{x} + \vec{y}\|^2 = \|\vec{x}\|^2 + 2 \langle \vec{x}, \vec{y} \rangle + \|\vec{y}\|^2$$

Definition 3.7. Zwei Vektoren \vec{x}, \vec{y} heißen **orthogonal** zueinander, wenn

$$\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle = 0$$

Definition 3.8. Eine Basis $\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_n$ heißt **Orthonormalbasis**, wenn:

$$\forall i, j : \langle \vec{v}_i, \vec{v}_j \rangle = \delta_{ij}$$

Motivation: Wenn irgendein $\vec{v} \in \mathbb{R}^n$ gegeben ist, kann ich schreiben:

$$\vec{v} = \sum_{i=1}^n a_i \vec{v}_i$$

Im Allgemeinen muss man ein Gleichungssystem lösen, um die a_i zu finden. Bilden die \vec{v}_i eine Orthonormalbasis, ist es jedoch einfach:

$$\begin{aligned} \langle \vec{v}_j, \vec{v} \rangle &= \left\langle \vec{v}_j, \sum a_i \vec{v}_i \right\rangle \\ &= \sum a_i \langle \vec{v}_j, \vec{v}_i \rangle \\ &= a_j \end{aligned}$$

Also gilt:

$$\vec{v} = \sum_i \langle \vec{v}_i, \vec{v} \rangle \vec{v}_i$$

Diese Technik wird im Englischen als **coefficient picking** bezeichnet.

Satz 3.9. Orthogonale Transformationen erhalten das Skalarprodukt. Wenn also ϕ eine orthogonale Transformation ist und $\vec{x}, \vec{y} \in \mathbb{R}^n$ gegeben sind, gilt:

$$\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle = \langle \phi(\vec{x}), \phi(\vec{y}) \rangle$$

Beweis. “Doofe Rechnung mit Pythagoras, werd ich nicht machen.” □

Konsequenz 3.10. Orthogonale Transformationen bilden Orthonormalbasen auf Orthonormalbasen ab.

Beweis. Sei ϕ eine orthogonale Transformation, sei $\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_n \in \mathbb{R}^n$ eine Orthonormalbasis.

1. Seien Indizes i, j gegeben. Dann ist:

$$\langle \phi(\vec{v}_i), \phi(\vec{v}_j) \rangle \stackrel{Fact}{=} \langle \vec{v}_i, \vec{v}_j \rangle = \delta_{ij}$$

2. Sei eine lineare Relation der Bildvektoren gegeben, also:

$$\vec{0} = \sum \lambda_i \phi(\vec{v}_i)$$

Dann gilt:

$$\begin{aligned} \vec{0} &= \langle \phi(\vec{v}_j), \vec{0} \rangle \\ &= \langle \phi(\vec{v}_j), \sum \lambda_i \phi(\vec{v}_i) \rangle \\ &= \sum_i \lambda_i \langle \phi(\vec{v}_j), \phi(\vec{v}_i) \rangle \\ &= \lambda_j \end{aligned}$$

Also $\forall j : \lambda_j = 0$, also bilden die Bildvektoren eine Basis.

□

Konsequenz 3.11. Orthogonaltransformationen sind linear, bilden also eine Untergruppe von $GL_n(\mathbb{R})$.

Beweis. Die Standardbasis ist eine Orthonormalbasis, nach 3.10 ist also die Bildmenge der Standardbasis unter der Orthogonaltransformation ϕ ebenfalls eine Orthonormalbasis. Gegeben $\vec{v} \in \mathbb{R}^n$ schreibe:

$$\begin{aligned} \phi(\vec{v}) &= \sum_i \langle \phi(\vec{e}_i), \phi(\vec{v}) \rangle \phi(\vec{e}_i) \\ &:= \sum_i \eta_i(\vec{v}) \phi(\vec{e}_i) \end{aligned}$$

Beobachtung: Es genügt nun zu zeigen, dass für alle i die Abbildung η_i linear ist. Seien also $\vec{v}_1, \vec{v}_2 \in \mathbb{R}^n$, $\lambda \in \mathbb{R}$ gegeben. Dann

$$\begin{aligned} \eta_i(\vec{v}_1 + \lambda \vec{v}_2) &= \langle \phi(\vec{e}_i), \phi(\vec{v}_1 + \lambda \vec{v}_2) \rangle \\ &= \langle \vec{e}_i, \vec{v}_1 + \lambda \vec{v}_2 \rangle \quad (\text{Def. Orthogonaltransformationen}) \\ &= \langle \vec{e}_i, \vec{v}_1 \rangle + \lambda \langle \vec{e}_i, \vec{v}_2 \rangle \\ &= \langle \phi(\vec{e}_i), \phi(\vec{v}_1) \rangle + \lambda \langle \phi(\vec{e}_i), \phi(\vec{v}_2) \rangle \end{aligned}$$

□

Frage 3.12. Wie können die Orthogonalen Transformationen als Matrizen beschrieben werden?

Proberechnung: Sei ϕ Orthogonal. Sei B die Standardbasis des \mathbb{R}^n . Dann ist:

$$\text{Mat}_B^B(\phi) = (\phi(\vec{e}_1) \mid \dots \mid \phi(\vec{e}_n))$$

Beachte: Die Spaltenvektoren bilden wieder eine Orthonormalbasis, also:

$$\forall i, j : \langle \phi(\vec{e}_i), \phi(\vec{e}_j) \rangle = \delta_{ij}$$

Wir beachten das Produkt der Matrix mit ihrer Transponierten:

$$\begin{aligned} \text{Mat}_B^B(\phi)^T \cdot \text{Mat}_B^B(\phi) &= (a_{ij}) \text{ mit } a_{ij} = \langle \phi(\vec{e}_i), \phi(\vec{e}_j) \rangle = \delta_{ij} \\ &= E_n \end{aligned}$$

Satz 3.13. Ist A darstellende Matrix einer Orthogonalen Transformationen, so ist $A^{-1} = A^T$.

Proposition 3.14. Die Rückrichtung gilt auch - ist $A^{-1} = A^T$, so ist die dazugehörige Transformation orthogonal.

3.1 Bilinearformen

Definition 3.15. Sei k ein Körper, V ein Vektorraum. Eine Abbildung $b : V \times V \rightarrow k$ heißt **Bilinearform**, falls gilt:

1. Linearität in der ersten Komponente
2. Linearität in der zweiten Komponente

Beispiel 3.16. 1. Das Standardskalarprodukt des \mathbb{R}^n

2. Für $A \in (n \times n, k)$ die Abbildung $b : (\vec{x}, \vec{y}) \rightarrow \vec{x}^\top A \vec{y}$

Definition 3.17. Wir nennen eine Bilinearform b symmetrisch, wenn $\forall \vec{x}, \vec{y} \in V : b(\vec{x}, \vec{y}) = b(\vec{y}, \vec{x})$

Frage 3.18. Für welche Matrizen ist die Bilinearform $\vec{x}^\top A \vec{y}$ symmetrisch?

Antwort: Die Bilinearform zu A ist genau dann symmetrisch, wenn die Matrix symmetrisch ist, also $A = A^\top$.

Definition 3.19. Wir nennen eine Bilinearform $b : V \times V \rightarrow k$ **positiv semidefinit**, wenn $\forall \vec{x} : b(\vec{x}, \vec{x}) \geq 0$. Wir nennen sie **positiv definit**, wenn $\forall \vec{x} \neq 0 : b(\vec{x}, \vec{x}) > 0$

Problem: Auf den meisten Körpern k existiert keine Totalordnung! Dementsprechend definieren wir positive Definitheit nur für $k \subseteq \mathbb{R}$.

Beobachtung 3.20. Die Bilinearformen bilden einen Vektorraum über k (einen Untervektorraum des k -Vektorraums der Abbildungen $V \times V \rightarrow k$).

Beobachtung 3.21. Die symmetrischen Bilinearformen bilden einen Untervektorraum des Raums der Bilinearformen.

Beobachtung 3.22. Die positiv definiten Bilinearformen sind im Vektorraum aller Bilinearformen abgeschlossen unter Addition und unter Skalarmultiplikation mit **nichtnegativen** Skalaren. Sie bilden dementsprechend keinen Untervektorraum, aber immerhin einen konvexen Kegel.

Definition 3.23. Sei $k \subseteq \mathbb{R}$. Ein Skalarprodukt auf einem k -Vektorraum V ist eine symmetrische, positiv definite Bilinearform.

Beispiel 3.24. Das Euklidische Skalarprodukt auf dem \mathbb{R}^n .

Beispiel 3.25. $V = \mathcal{C}([0, 1])$ (Stetige Funktionen auf $[0, 1]$), dann können wir ein Skalarprodukt $\langle -, - \rangle$ definieren als:

$$\begin{aligned} \langle -, - \rangle : V \times V &\rightarrow \mathbb{R} \\ (f, g) &\rightarrow \int_0^1 f g dx \end{aligned}$$

Beobachtung 3.26. Sei k ein Körper, V ein endlichdimensionaler k -Vektorraum, $B = \{\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_n\}$ eine angeordnete Basis mit Koordinatenabbildung $\phi_B : V \rightarrow k^n$. Wir haben zwei Konstruktionen:

- 1.

$$\begin{aligned} \text{Mat}_B : \{\text{Bilinearform}\} &\rightarrow \text{Mat}(n \times n) \\ b &\rightarrow (b(\vec{v}_i, \vec{v}_j))_{i,j} \end{aligned}$$

- 2.

$$\begin{aligned} S_B : \text{Mat}(n \times n) &\rightarrow \{\text{Bilinearformen}\} \\ A &\rightarrow ((\vec{x}, \vec{y}) \rightarrow \phi_B(\vec{x})^\top A \phi_B(\vec{y})) \end{aligned}$$

Proposition 3.27. Mat_B und S_B sind inverse zueinander. Insbesondere ist dementsprechend die Dimension der V -Bilinearformen gleich der Dimension der V -Matrizen, also $\dim(V)^2$.

Korollar 3.28. *Gleichzeitig identifizieren diese Isomorphismen direkt symmetrische Bilinearformen mit symmetrischen Matrizen, also $\dim(\text{symmetrische Bilinearformen}) = \dim(\text{symmetrische Matrizen}) = \sum_{k=1}^n k = \frac{n(n+1)}{2}$*

Frage 3.29. Wie genau hängt die Matrix von der Wahl der Basis ab?

Antwort: Seien B_1 und B_2 angeordnete Basen mit Basiswechselmatrix $S = \text{Mat}_{B_2}^{B_1}(\text{id}_V)$ und kommutativem Diagramm:

$$\begin{array}{ccc} k^n & \xrightarrow{\vec{v} \mapsto S \cdot \vec{v}} & k^n \\ \uparrow \phi_{B_1} & & \uparrow \phi_{B_2} \\ V & \xleftarrow{\text{id}_V} & V \end{array}$$

Sei $b : V \times V \rightarrow k$ eine Bilinearform. Erinnerung: Die Matrix $\text{Mat}_{B_1}(b)$ ist eindeutig dadurch festgelegt, dass $\forall \vec{x} \rightarrow \vec{y} \in V : b(\vec{x}, \vec{y}) = \phi_{B_1}(\vec{x}) \cdot \text{Mat}_{B_1}(b) \cdot \phi_{B_2}(\vec{y})$. Ebenso $\text{Mat}_{B_2}(b)$. Also:

$$\begin{aligned} \forall \vec{v} \in V : \phi_{B_2}(\vec{v}) &= S \phi_{B_1}(\vec{v}) \\ &= (S \phi_{B_1}(\vec{x}))^\top \text{Mat}_{B_2}(b) S \phi_{B_1}(\vec{y}) \end{aligned}$$

Also gilt

$$\text{Mat}_{B_1}(b) = S^\top \text{Mat}_{B_2}(b) S$$

Dies erinnert natürlich stark an Ähnlichkeit von Darstellungsmatrizen von Endomorphismen, allerdings wird das Inverse durch eine Transponierte ersetzt! Das ist natürlich einfacher als das Invertieren, Basiswechsel von Bilinearformen ist dementsprechend einfacher als Basiswechsel von Endomorphismen.

3.2 Hermitische Sesquilinearformen

Problem: Reelle Vektorräume sind kompliziert (Das Problem “Wie viele reelle Nullstellen hat ein Polynom” ist NP-Vollständig!!!) Vieles wird einfacher, wenn man über den komplexen Zahlen arbeitet.

Allerdings konnten wir über \mathbb{C} bisher zum Beispiel nicht die positive Definitheit definieren. Wir wollen nun die Definition von Bilinearformen und Symmetrie ändern, damit sie sich besser mit den komplexen Zahlen vertragen.

Definition 3.30. Sei V ein \mathbb{C} -Vektorraum. Eine Sesquilinearform ist eine Abbildung $b : V \times V \rightarrow \mathbb{C}$, sodass gilt:

1. Linearität in der ersten Komponente
2. Sesquilinearität in der zweiten Komponente:

$$\forall \vec{a}, \vec{b}, \vec{c} \in V : \forall \lambda \in \mathbb{C} : b(\vec{a}, \vec{b} + \lambda \vec{c}) = b(\vec{a}, \vec{b}) + \bar{\lambda} b(\vec{a}, \vec{c})$$

(Der skalare Faktor λ wird also komplex konjugiert.)

Beispiel 3.31. Die Standardsesquilinearform auf \mathbb{C}^n :

$$\begin{aligned} \langle -, - \rangle : \mathbb{C}^n \times \mathbb{C}^n &\rightarrow \mathbb{C} \\ (\vec{x}, \vec{y}) &\rightarrow \sum x_i \bar{y}_i \end{aligned}$$

Beispiel 3.32. Sei $A \in \text{Mat}(n \times n)$. Dann betrachte:

$$\begin{aligned} b : \mathbb{C}^n \times \mathbb{C}^n &\rightarrow \mathbb{C} \\ (\vec{x}, \vec{y}) &\rightarrow \vec{x}^\top A \bar{\vec{y}} \end{aligned}$$

Definition 3.33. Eine Sesquilinearform heißt **Hermitsch**, falls:

$$\forall \vec{x}, \vec{y} \in V : b(\vec{x}, \vec{y}) = \overline{b(\vec{y}, \vec{x})}$$

Proposition 3.34. Eine Sesquilinearform ist genau dann Hermitsch, wenn $A^\top = \overline{A}$.

Beobachtung 3.35. In einer darstellenden Matrix einer hermiteschen Sesquilinearform müssen also die Diagonalelemente reell sein!

Beobachtung 3.36. Wenn $b : V \times V \rightarrow \mathbb{C}$ hermitsch ist, so gilt:

$$b(\vec{x}, \vec{x}) = \overline{b(\vec{x}, \vec{x})}$$

Also ist das Bild eines Vektors mit sich selbst reell - also haben wir für komplexe Sesquilinearformen nicht das Problem der Definition von Definitheit, welches wir für Bilinearformen hatten!

3.3 Unitäre und Euklidische Vektorräume

Definition 3.37. Ein **Euklidischer Vektorraum** ist ein \mathbb{R} -Vektorraum mit Skalarprodukt. Ein **Unitärer Vektorraum** ist ein \mathbb{C} -Vektorraum mit Skalarprodukt.

Definition 3.38. Sei V ein k -Vektorraum, wobei $k \subset \mathbb{C}$ (typischerweise \mathbb{Q}, \mathbb{R} oder \mathbb{C}). Eine **Norm** auf V ist eine Abbildung $\|\cdot, \cdot\| : V \times V \rightarrow k$ mit folgenden Eigenschaften:

1. Absolute Homogenität:

$$\forall \vec{v} \in V : \forall \lambda \in k : \|\lambda \cdot \vec{v}\| = |\lambda| \cdot \|\vec{v}\|$$

2. Dreiecksungleichung:

$$\|\vec{x} + \vec{y}\| \leq \|\vec{x}\| + \|\vec{y}\|$$

3. Positive Definitheit¹:

$$\|\vec{x}\| = 0 \Leftrightarrow \vec{x} = \vec{0}$$

Beispiel 3.39. Sei V ein Euklidischer oder Unitärer Vektorraum mit Skalarprodukt $\langle \cdot, \cdot \rangle$. Dann gelten:

1. Cauchy-Schwarz:

$$\forall \vec{x} : \forall \vec{y} : |\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle| \leq \sqrt{\langle \vec{x}, \vec{x} \rangle} \sqrt{\langle \vec{y}, \vec{y} \rangle}$$

2. Satz des Pythagoras:

$$\forall \vec{x} : \forall \vec{y} : \|\vec{x} + \vec{y}\|^2 = \|\vec{x}\|^2 + 2 \operatorname{Re} \langle \vec{x}, \vec{y} \rangle + \|\vec{y}\|^2$$

Beispiel 3.40. Operatornorm: Seien V, W zwei endlichdimensionale k -Vektorräume mit Normen $\|\cdot\|_V$ und $\|\cdot\|_W$. Dann definieren folgende Norm auf den linearen Abbildungen $\operatorname{Hom}(V, W)$:

$$\begin{aligned} \|\cdot\|_{op} : \operatorname{Hom}(V, W) &\rightarrow \mathbb{R} \\ f &\rightarrow \max\{\|f(\vec{v})\|_W\} \end{aligned}$$

Nachrechnen: Diese Operatornorm ist tatsächlich eine Norm, insbesondere kann tatsächlich von einem Maximum statt einem Supremum gesprochen werden.

Spezialfall: $W = k$. Dann ist $\operatorname{Hom}(V, W) = V^*$ der **Dualraum**. Durch die Operatornorm erhält man aus einer beliebigen Norm auf V eine Norm auf dem Dualraum.

¹Hier anders formuliert als für allgemeine Bilinearformen, denn Nichtnegativität folgt bereits aus Dreiecksungleichung

Beispiel 3.41. “Mannheim-Norm:”

$$\begin{aligned} \|\cdot\|_0 : \mathbb{R}^n &\rightarrow \mathbb{R} \\ X &\rightarrow \sum_i |x_i| \end{aligned}$$

Beispiel 3.42. Maximumsnorm:

$$\begin{aligned} \|\cdot\|_\infty : \mathcal{C}([0, 1], \mathbb{R}) &\rightarrow \mathbb{R} \\ f &\rightarrow \max\{|f(z)|\} \end{aligned}$$

Provokation: Die Beispiele fügen sich in zwei unendliche Reihen - eine für Summen und eine für Integrale - ein. Es existieren also zwei Normen $\|\cdot\|_n$ für jedes $n \in \mathbb{N}$.

Frage: Kommt die Mannheim-Norm von einem Skalarprodukt?

Beispiel 3.43. Sei V ein Vektorraum und $\|\cdot\| : V \rightarrow \mathbb{R}$ eine Norm. Sei W ein Untervektorraum von V . Dann ist die Einschränkung $\|\cdot\|_W : W \rightarrow \mathbb{R}$ wieder eine Norm.

Definition 3.44. Ein **normierter Vektorraum** ist ein Vektorraum mit einer Norm. Ein Vektor aus einem normierten Vektorraum heißt normiert, wenn er Norm 1 hat.

3.4 Metriken

Definition 3.45. Sei M eine Menge. Eine Metrik ist eine Abbildung $d : M \times M \rightarrow \mathbb{R}$, sodass gilt:

1. Symmetrie: $\forall a, b \in M : d(a, b) = d(b, a)$
2. Dreiecksungleichung: $\forall a, b, c \in M : d(a, c) \leq d(a, b) + d(b, c)$
3. Positive Definitheit: $d(a, b) \geq 0$ und $d(a, b) = 0 \Leftrightarrow a = b$

Beispiel 3.46. Sei $(V, \|\cdot\|_V)$ ein normierter Vektorraum. Dann ist

$$\begin{aligned} d : V \times V &\rightarrow \mathbb{R} \\ (\vec{x}, \vec{y}) &\rightarrow \|\vec{x} - \vec{y}\| \end{aligned}$$

eine Metrik.

Beispiel 3.47. Sei Γ ein zusammenhängender Graph. Dann ist die Länge des kürzesten Weges zwischen zwei Punkten eine Metrik. Die Erdős-Zahl induziert dementsprechend eine Metrik auf der Menge der Mathematiker.

Beispiel 3.48. Die bescheuerte Metrik (auch bekannt als diskrete Metrik). Sei M eine Menge. Dann ist folgende Abbildung eine Metrik:

$$\begin{aligned} d : M \times M &\rightarrow \mathbb{R} \\ (a, b) &\rightarrow \begin{cases} 0 & a = b \\ 1 & \text{sonst} \end{cases} \end{aligned}$$

3.5 Orthogonalität

Sei $(V, \langle \cdot, \cdot \rangle)$ ein Euklidischer oder Unitärer Vektorraum.

Definition 3.49. Nenne Vektoren \vec{x}, \vec{y} orthogonal zueinander, wenn $\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle = 0$. Wir schreiben dann auch $\vec{x} \perp \vec{y}$.

Definition 3.50. Seien $A, B \subset V$ Untervektorräume von V . Wir nennen A orthogonal auf B , wenn

$$\forall \vec{a} \in A, \vec{b} \in B : \langle \vec{a}, \vec{b} \rangle = 0$$

Definition 3.51. Sei $A \subset V$ ein Untervektorraum von V . Wir definieren:

$$A^\perp = \{\vec{v} \in V \mid \forall \vec{a} \in A : \langle \vec{v}, \vec{a} \rangle = 0\}$$

Achtung: A^\perp ist manchmal auch definiert als $A^\perp = \{f \in V^* \mid A \subset \ker(f)\}$. Dies ist nicht die gleiche Menge, allerdings sind diese Räume kanonisch isomorph.

Definition 3.52. Sei $(\vec{v}_i)_{i \in I}$ eine Familie von Vektoren. Wir nennen die Familie orthogonal, falls $\forall i \neq j : \langle \vec{v}_i, \vec{v}_j \rangle = 0$. Wir nennen die Familie orthonormal, wenn zusätzlich $\forall i : \langle \vec{v}_i, \vec{v}_i \rangle = 1$. Eine orthonormale Basis nennen wir Orthonormalbasis :).

Satz 3.53. Seien $\vec{v}_1, \vec{v}_2 \in V$ und $\vec{v}_1 \neq \vec{0}$. Sei $\vec{v}'_2 = \vec{v}_2 - \frac{\langle \vec{v}_2, \vec{v}_1 \rangle}{\langle \vec{v}_1, \vec{v}_1 \rangle} \cdot \vec{v}_1$. Dann gilt:

$$1. \vec{v}_1 \perp \vec{v}'_2$$

$$2. \{\vec{v}_1, \vec{v}'_2\} \text{ ist linear unabhängig genau dann, wenn } \{\vec{v}_1, \vec{v}_2\} \text{ linear unabhängig ist.}$$

Beweis. 1.

$$\begin{aligned} \langle \vec{v}'_2, \vec{v}_1 \rangle &= \left\langle \vec{v}_2 - \frac{\langle \vec{v}_2, \vec{v}_1 \rangle}{\langle \vec{v}_1, \vec{v}_1 \rangle} \cdot \vec{v}_1, \vec{v}_1 \right\rangle \\ &= \langle \vec{v}_2, \vec{v}_1 \rangle - \left\langle \frac{\langle \vec{v}_2, \vec{v}_1 \rangle}{\langle \vec{v}_1, \vec{v}_1 \rangle} \cdot \vec{v}_1, \vec{v}_1 \right\rangle \\ &= \langle \vec{v}_2, \vec{v}_1 \rangle - \frac{\langle \vec{v}_2, \vec{v}_1 \rangle}{\langle \vec{v}_1, \vec{v}_1 \rangle} \cdot \langle \vec{v}_1, \vec{v}_1 \rangle \\ &= \langle \vec{v}_2, \vec{v}_1 \rangle - \langle \vec{v}_2, \vec{v}_1 \rangle \\ &= 0 \end{aligned}$$

□

Satz 3.54. Sei V ein euklidischer oder unitärer Vektorraum und $U \subseteq V$ ein Untervektorraum. Dann lässt sich jede Orthonormalbasis $\{\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_m\}$ von U zu einer Orthonormalbasis $\{\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_m, \vec{u}_{m+1}, \dots, \vec{u}_n\}$ von V ergänzen.

Beweis. Absteigende Induktion über die Dimension von U .

1. Induktionsbasis:

Sei $\dim U = \dim V$. Da $U \subseteq V$ und da alle n -Dimensionalen k -Vektorräume isomorph sind gilt dann auch $U = V$, also ist jede Orthonormalbasis von U bereits eine Orthonormalbasis von V .

2. Induktionsschritt:

Sei $\dim U < \dim V$. Dann existiert ein Vektor $\vec{v} \in V \setminus U$. Da $\vec{0} \in U$ ist $\vec{0} \notin V \setminus U$, also $\vec{v} \neq \vec{0}$. Setze nun ²

$$\vec{v}' = \vec{v} - \sum_{i=1}^m \langle \vec{v}, \vec{u}_i \rangle \cdot \vec{u}_i$$

So gilt für jeden Index j :

$$\begin{aligned} \langle \vec{v}', \vec{u}_j \rangle &= \left\langle \vec{v} - \sum_{i=1}^m \langle \vec{v}, \vec{u}_i \rangle \cdot \vec{u}_i, \vec{u}_j \right\rangle \\ &= \langle \vec{v}, \vec{u}_j \rangle - \sum_{i=1}^m \langle \vec{v}, \vec{u}_i \rangle \langle \vec{u}_i, \vec{u}_j \rangle \\ &= \langle \vec{v}, \vec{u}_j \rangle - \sum_{i=1}^m \langle \vec{v}, \vec{u}_i \rangle \delta_{ij} \\ &= \langle \vec{v}, \vec{u}_j \rangle - \langle \vec{v}, \vec{u}_j \rangle \\ &= 0 \end{aligned}$$

Setze nun $\vec{u}_{m+1} := \frac{\vec{v}'}{\|\vec{v}'\|}$. So gilt:

²Wir dividieren nicht separat durch $\langle \vec{u}_i, \vec{u}_i \rangle$, da die Vektoren \vec{u}_i bereits normal sind, also $\langle \vec{u}_i, \vec{u}_i \rangle = 1$.

$$(i) \quad \forall j \neq m+1 : \vec{u}_{m+1} \top \vec{u}_j$$

$$\langle \vec{u}_{m+1}, \vec{u}_j \rangle = \frac{1}{\|\vec{v}'\|} \langle \vec{v}', \vec{u}_j \rangle = 0$$

$$(ii) \quad \|\vec{u}_{m+1}\| = 1$$

$$\begin{aligned} \|\vec{u}_{m+1}\| &= \left\| \frac{\vec{v}'}{\|\vec{v}'\|} \right\| \\ &= \left\| \frac{1}{\|\vec{v}'\|} \cdot \vec{v}' \right\| \\ &= \left| \frac{1}{\|\vec{v}'\|} \right| \cdot \|\vec{v}'\| \\ &= \frac{1}{\|\vec{v}'\|} \cdot \|\vec{v}'\| \\ &= 1 \end{aligned}$$

□

Korollar 3.55. Jeder endlichdimensionale euklidische / unitäre Vektorraum besitzt eine Orthonormalbasis.

Definition 3.56. Dieses Verfahren lässt sich zu einem Algorithmus erweitern, welcher aus einer beliebigen Basis (v_i) eine Orthonormalbasis (u_i) konstruiert. Dieser ist bekannt als das **Gram-Schmidt-Verfahren**.

1. Initialisierung:

- Normiere den Ersten Vektor $\vec{u}_1 = \frac{\vec{v}_1}{\|\vec{v}_1\|}$

2. Seien $\vec{u}_1, \dots, \vec{u}_k$ bereits konstruiert.

- Definiere $\vec{v}'_{k+1} = \vec{v}_{k+1} - \sum_{i=1}^k \langle \vec{v}_{k+1}, \vec{u}_i \rangle \cdot \vec{u}_i$
- Normiere $\vec{u}_{k+1} = \frac{\vec{v}'_{k+1}}{\|\vec{v}'_{k+1}\|}$

Satz 3.57. Orthogonale Zerlegung: Seien V ein endlichdimensionaler unitärer/euklidischer Vektorraum mit $U \subseteq V$. Dann lässt sich jedes $\vec{v} \in V$ eindeutig schreiben als

$$\vec{v} = p(\vec{v}) + r(\vec{v}) \quad p(\vec{v}) \in U, r(\vec{v}) \in U^\perp,$$

es gilt also $V = U \oplus U^\perp$.

Beweis. Angenommen $\vec{v} = p_1(\vec{v}) + r_1(\vec{v}) = p_2(\vec{v}) + r_2(\vec{v})$. Sei

$$\vec{w} = p_1(\vec{v}) - p_2(\vec{v}) = r_2(\vec{v}) - r_1(\vec{v})$$

Also $\vec{w} = p_1(\vec{v}) - p_2(\vec{v}) \in U$ und $\vec{w} = r_2(\vec{v}) - r_1(\vec{v}) \in U^\perp$, also $\langle \vec{w}, \vec{w} \rangle = 0$, also $\vec{w} = 0$, also $p_1(\vec{v}) = p_2(\vec{v})$ und $r_1(\vec{v}) = r_2(\vec{v})$. Also ist die Darstellung eindeutig.

Sei $\vec{v} \in V$ und (u_i) eine Orthonormalbasis von U . Definiere

$$r(\vec{v}) = \vec{v} - \sum_{i=1}^m \langle \vec{v}, \vec{u}_i \rangle \cdot \vec{u}_i$$

Für jeden Index j gilt $\langle r(\vec{v}), \vec{u}_j \rangle = 0$, also $r(\vec{v}) \in U^\perp$. Definiere nun zusätzlich

$$p(\vec{v}) = \vec{v} - r(\vec{v}) = \sum_{i=1}^m \langle \vec{v}, \vec{u}_i \rangle \cdot \vec{u}_i \in U$$

Somit haben wir die gewünschte Zerlegung gefunden.

□

Anmerkung 3.58. Die Abbildung p ist linear, wir nennen sie die **orthogonale Projektion auf U** .

Beobachtung 3.59. Die Orthogonale Projektion minimiert den Abstand - $p(\vec{v})$ ist der nächste Punkt aus U zu V bezüglich der durch das Skalarprodukt induzierte Norm.

Beweis.

$$\begin{aligned} \|\vec{w} - \vec{v}\| &= \|p(\vec{v}) + \vec{w} - p(\vec{v}) - \vec{v}\| \\ \implies \|\vec{w} - \vec{v}\|^2 &= \|p(\vec{v}) + \vec{w} - p(\vec{v}) - \vec{v}\|^2 \\ &= \|p(\vec{v}) - \vec{v}\|^2 + \|\vec{w}\|^2 + \langle p(\vec{v}) - \vec{v}, \vec{w} - p(\vec{v}) \rangle + \langle \vec{w}', p(\vec{v}) - \vec{v} \rangle \\ &\geq \|p(\vec{v}) - \vec{v}\|^2 \end{aligned}$$

□

Satz 3.60. *Eigenschaften des Orthogonalen Komplements:*

1. Es gilt $U^\perp \cong U^0 := \{f \in V^* (= \text{Hom}(V, k)) \mid U \subseteq \ker(f)\}$.
Genauer: Sei $s : V \rightarrow V^*, \vec{v} \mapsto \langle _, \vec{v} \rangle$. Dann gilt $s(U^\perp) = U^0$ und umgekehrt für die Inverse s^{-1} .
2. Es gilt $\dim U^\perp = \dim V - \dim U$
3. Es ist $V = U \oplus U^\perp$ (Also $U \cap U^\perp = \{0\}$ und $V = U + U^\perp$)
4. Es gilt $U = (U^\perp)^\perp$

Beweis.

- 1.
- 2.
3. Sei $v \in U \cap U^\perp$. Weil $v \in U^\perp$ ist, gilt $\forall u \in U : \langle v, u \rangle = 0$. Insbesondere gilt $\langle \vec{v}, \vec{v} \rangle = 0$, also $\vec{v} = \vec{0}$.

Nach Dimensionalformel gilt $\dim U + \dim U^\perp = \dim U + \dim U^\perp - \dim(U \cap U^\perp)$, also $\dim U + \dim U^\perp = \dim U + (\dim V - \dim U) + 0 = \dim V$, also $\dim U + \dim U^\perp = \dim V$, also $U + U^\perp = V$.

4. Es gilt $\dim(U^\perp)^\perp = \dim V - \dim U^\perp = \dim V - (\dim V - \dim U) = \dim U$. Es gilt zusätzlich $\forall \vec{u} \in (U^\perp)^\perp : \forall \vec{v} \in U^\perp : \vec{u} \perp \vec{v}$, also $\vec{u} \in V$.

□

Satz 3.61. *Es gibt eine kanonische Identifikation, also einen kanonischen Isomorphismus, zwischen dem Quotientenvektorraum V/U und dem Orthogonalraum U^\perp .*

Beweis. Wir vergleichen die Quotientenabbildung $q : V \rightarrow V/U$ mit der orthogonalen Projektion $\pi : V \rightarrow U^\perp$. Wir haben folgendes kommutatives Diagramm:

$$\begin{array}{ccc} V & \xrightarrow{q} & V/U \\ \downarrow id & & \downarrow \eta \\ V & \xrightarrow{\pi} & U^\perp \end{array}$$

□

Wobei η gemäß universeller Eigenschaft eindeutig ist. Wir wissen, dass π surjektiv ist, also ist π auch injektiv. Also ist $id \circ \pi$ bijektiv, dementsprechend ist auch $q \circ \eta$ bijektiv, also ist insbesondere η bijektiv.

3.6 Die adjungierte Abbildung

Situation: Seien $(V, \langle \cdot, \cdot \rangle_V)$ und $(W, \langle \cdot, \cdot \rangle_W)$ endlichdimensionale Euklidische Vektorräume mit Identifikationsabbildungen $s_v : V \rightarrow V^*$ und $s_w : W \rightarrow W^*$.

Problem: Sei $f : V \rightarrow W$ linear mit zugehöriger Rückzugsabbildung:

$$\begin{aligned} f^* : W^* &\rightarrow V^* \\ (\varphi : W &\rightarrow \mathbb{R}) \mapsto \varphi \circ f \end{aligned}$$

Wir suchen nun eine Abbildung f^{ad} , durch die folgendes Diagramm kommutiert:

$$\begin{array}{ccc} V & \xleftarrow{f^{ad}} & W \\ \downarrow s_v & & \downarrow s_w \\ V^* & \xleftarrow{f^*} & W^* \end{array}$$

Satz 3.62. Für die adjungierte Abbildung f^{ad} gilt:

$$\forall \vec{v} \in V, \vec{w} \in W : \langle f(\vec{v}), \vec{w} \rangle_W = \langle \vec{v}, f^{ad}(\vec{w}) \rangle_V$$

Beweis. Per Definition ist:

$$\begin{aligned} f^{ad} &= s_v^{-1} \circ f^* \circ s_w \\ \Leftrightarrow s_v \circ f^{ad} &= f^* \circ s_w \end{aligned}$$

Dies ist eine Gleichheit von Abbildungen $W \rightarrow V^*$. Sei also ein $\vec{w} \in W$ gegeben. Dann ist

$$s_v \circ f^{ad}(\vec{w}) = f^* \circ s_w(\vec{w}) \in V^*$$

Also $\forall \vec{v} \in V$:

$$s_v \circ f^{ad}(\vec{w})(\vec{v}) = f^* \circ s_w(\vec{w})(\vec{v})$$

Per Definition von s_v und s_w ist dies genau:

$$\langle \vec{v}, f^{ad}(\vec{w}) \rangle_V = (\langle \cdot, \vec{w} \rangle_W \circ f)(\vec{v}) = \langle f(\vec{v}), \vec{w} \rangle_W$$

□

Proposition 3.63. Diese Eigenschaft ist eine universelle Eigenschaft, welche f^{ad} eindeutig festlegt.

Beweis. Wenn f^{ad} und f_2^{ad} Abbildungen sind, welche die Identität erfüllen, gilt

$$\langle \vec{v}, f^{ad}(\vec{w}) \rangle = \langle f(\vec{v}), \vec{w} \rangle = \langle \vec{w}, f_2^{ad}(\vec{w}) \rangle$$

Erinnerung: Wenn (\vec{v}_i) eine Orthonormalbasis ist, dann gilt $\forall \vec{v} \in V : \vec{v} = \sum \langle \vec{v}, \vec{v}_i \rangle \vec{v}_i$. Wenn also für $\vec{v}, \vec{v}' \in V \forall i : \langle \vec{v}, \vec{v}_i \rangle = \langle \vec{v}', \vec{v}_i \rangle$, dann $\vec{v} = \vec{v}'$. Per Definition der adjungierten Abbildungen gilt:

$$\langle \vec{v}_i, f^{ad}(\vec{w}) \rangle = \langle \vec{v}_i, f_2^{ad}(\vec{w}) \rangle$$

Per universeller Eigenschaften folgt:

$$\langle \vec{v}_i, f^{ad}(\vec{w}) \rangle = \langle \vec{v}_i, f_2^{ad}(\vec{w}) \rangle = \langle f(\vec{v}_i), \vec{w} \rangle$$

Also $f^{ad} = f_2^{ad}$. □

[...]

Chapter 4

Orthogonale und unitäre Endomorphismen

Definition 4.1. Sei V ein endlichdimensionaler euklidischer (bzw. unitärer) Vektorraum. Wir nennen einen Endomorphismus $f : V \rightarrow V$ euklidisch (bzw. unitär), falls für alle $\vec{v}, \vec{w} \in V$ folgende Gleichung gilt:

$$\langle f(\vec{v}), f(\vec{w}) \rangle = \langle \vec{v}, \vec{w} \rangle$$

Lemma 4.2. Ein Endomorphismus $f : V \rightarrow W$ ist orthogonal genau dann, wenn für alle $\vec{v} \in V$ folgende Gleichung gilt:

$$\|f(\vec{v})\| = \|\vec{v}\|$$

Satz 4.3. Sei $f : V \rightarrow V$ orthogonal (bzw. unitär). Dann gilt folgendes:

1. Für alle Eigenwerte λ von f gilt $|\lambda| = 1$.
2. $|\det f| = 1$
3. Für alle $\vec{v}, \vec{w} \in V$ gilt:

$$\vec{v} \perp \vec{w} \Leftrightarrow f(\vec{v}) \perp f(\vec{w})$$

4. f ist injektiv

5. f ist ein Isomorphismus mit orthogonaler (bzw. unitärer) Umkehrabbildung f^{-1}

Korollar 4.4. Es sei $(V, \langle -, - \rangle)$ ein endlichdimensionaler euklidischer (bzw. unitärer) Vektorraum. Dann bilden die orthogonalen (bzw. unitären) Abbildungen eine Untergruppe von $\text{Aut}(V)$. Wir nennen diese Gruppe die orthogonale Gruppe (bzw. unitäre Gruppe) von V .

4.1 Normalformen unitärer Endomorphismen

Satz 4.5. Sei V ein endlichdimensionaler euklidischer Vektorraum und $f : V \rightarrow V$ orthogonal. Dann gibt es eine angeordnete orthonormalbasis \mathcal{B} , sodass

$$\text{Mat}_{\mathcal{B}}^{\mathcal{B}}(f) = \begin{pmatrix} Id_{a \times a} & & \dots & 0 \\ & Id_{b \times b} & & \vdots \\ & & A_1 & \\ \vdots & & & \ddots \\ 0 & \dots & & A_k \end{pmatrix}$$

Wobei $A_1, \dots, A_k \in \mathcal{SO}_2$ (also zweidimensionale Drehmatrizen).

Beweis. Folgt nach der nächsten Sektion zur Komplexifizierung, welche zur Vorbereitung des Beweises dient. \square

4.1.1 Komplexifizierung

Sei V ein endlichdimensionaler reeller Vektorraum. Wir konstruieren einen komplexen Vektorraum $V^{\mathbb{C}}$ wie folgt: Wir betrachten die Menge $V \times V$, mit folgenden Operationen:

$$\begin{aligned} + : (V \times V) \times (V \times V) &\rightarrow (V \times V) \\ ((\vec{v}_1, \vec{w}_1), (\vec{v}_2, \vec{w}_2)) &\rightarrow (\vec{v}_1 + \vec{v}_2, \vec{w}_1 + \vec{w}_2) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \cdot : \mathbb{C} \times (V \times V) &\rightarrow (V \times V) \\ ((a + ib), (\vec{v}, \vec{w})) &\rightarrow (a\vec{v} - b\vec{w}, b\vec{v} + a\vec{w}) \end{aligned}$$

Wir schreiben die Elemente $\vec{v}, \vec{w} \in V^{\mathbb{C}}$ suggestiv direkt als $\vec{v} + i\vec{w}$. Wir definieren zusätzlich die komplexe Konjugation:

$$\begin{aligned} \bar{\cdot} : V \times V &\rightarrow V \times V \\ (\vec{v}, \vec{w}) &\rightarrow (\vec{v}, -\vec{w}) \end{aligned}$$

Und die kanonische Inklusion:

$$\begin{aligned} \cdot^{\mathbb{C}} : V &\rightarrow V \times V \\ \vec{v} &\rightarrow (\vec{v}, 0) \end{aligned}$$

Mithilfe der Abbildung $\cdot^{\mathbb{C}}$ fassen wir V als Teilmenge von $V^{\mathbb{C}}$ auf. Gegeben $\vec{v} \in V$ nennen wir $\vec{v}^{\mathbb{C}} \in V^{\mathbb{C}}$ den komplexifizierten Vektor.

Lemma 4.6. *Gegeben eine Basis \mathcal{B} des \mathbb{R} -Vektorraums V ist die komplexifizierte Basis $\mathcal{B}^{\mathbb{C}}$ eine Basis des \mathbb{C} -Vektorraums $V^{\mathbb{C}}$.*

Wir können nun lineare Abbildungen f durch folgende Vorschrift komplexifizieren:

$$f^{\mathbb{C}}(\vec{b}^{\mathbb{C}}) = (f(\vec{b}))^{\mathbb{C}}$$

Lemma 4.7. *Sei $f : V \rightarrow V$ orthogonal. Dann gibt es einen Untervektorraum $U \subseteq V$, sodass $\dim U \in \{1, 2\}$ und $f(U) \subseteq U$.*

Beweis. Angenommen, f hat einen reellen Eigenwert $\lambda \in \mathbb{R}$. So ist der gesuchte Raum durch den Raum gegeben, der durch einen dazugehörigen Eigenvektor aufgespannt wird.

Falls kein reeller Eigenwert existiert, muss nach dem Fundamentalsatz der Analysis ein komplexer Eigenwert $(a + bi) := \lambda \in \mathbb{C} \setminus \mathbb{R}$ existieren. So ist $\bar{\lambda}$ ebenfalls eine Nullstelle des charakteristischen Polynoms, also ebenfalls ein Eigenwert:

$$\begin{aligned} \chi_f(\bar{\lambda}) &= \sum a_i \cdot \bar{\lambda}^i \\ &= \sum a_i \cdot \bar{\lambda}^i \\ &= \sum \bar{a_i} \cdot \bar{\lambda}^i \quad (a_i \in \mathbb{R}) \\ &= \sum \overline{a_i \cdot \lambda^i} \\ &= \overline{\chi_f(\lambda)} \\ &= 0 \end{aligned}$$

Wir wissen, dass $f^{\mathbb{C}}$ einen komplexen Eigenvektor $\vec{v} = (\vec{v}_1, \vec{v}_2)$ zum Eigenwert $\lambda \in \mathbb{C}$ haben muss. Es gilt $f(\vec{v}) = \bar{f}(\vec{v})$, also ist \vec{v} ein Eigenvektor zum Eigenwert $\bar{\lambda}$. \vec{v} und $\bar{\vec{v}}$ sind Eigenvektoren zu unterschiedlichen Eigenwerten, also linear unabhängig. Es folgt, dass folgende Menge ebenfalls unabhängig ist:

$$\left\{ \frac{1}{2}(\vec{v} + \bar{\vec{v}}), \frac{i}{2}(\vec{v} - \bar{\vec{v}}) \right\} = \{(\vec{v}_1, 0), (\vec{v}_2, 0)\}$$

Also ist $U = \text{span}(\vec{v}_1, \vec{v}_2)$ ein zweidimensionaler reeller Untervektorraum von V mit den gewünschten Eigenschaften. \square

Da orthogonale Abbildungen Isomorphismen sind gilt sogar $f(U) = U$. Es folgt, dass $f|_U : U \rightarrow U$ ebenfalls orthogonal ist.

[...]

Satz 4.8. THEOREM

Beweis. Per Induktion über $n := \dim V$.

- (i) Induktionsbasis: $n = 1$. In diesem Fall ist $f = \pm \text{Id}_V$, also sind wir fertig durch Wahl einer beliebigen Orthonormalbasis (wobei ohnehin nur $\{+1\}$ oder $\{-1\}$ als Basis in Frage kommen)
- (ii) Induktionsschritt: Sei $n > 1$ und sei die Behauptung für alle orthonormalen Endomorphismen von Vektorräumen kleinerer Dimensionen schon bewiesen.

Fall 1: f hat einen reellen Eigenwert λ . Sei $\vec{u} \in V$ ein Eigenvektor und sei $U = \langle \vec{u} \rangle$. Dann gilt $f(U) = U$ und $f(U^\perp) = U^\perp$, U^\perp hat Dimension $n - 1$. Jetzt ist $f|_{U^\perp}$ ein orthogonaler Endomorphismus von U^\perp , also gibt es per Induktionsannahme eine Orthonormalbasis $B = \vec{v}_1, \dots, \vec{v}_{n-1} \in U^\perp$, sodass die Aussage gilt. Dann ist $B \cup \frac{1}{\|\vec{u}\|}\vec{u}$ eine Orthonormalbasis von V . Nach Umsortieren ist es eine Basis mit den gesuchten Eigenschaften.

Fall 2: f hat keinen reellen Eigenwert. Nach Vorbereitung 2 gibt es einen Untervektorraum $U \subseteq V$ mit $f(U) = U$ und $\dim U \in \{1, 2\}$. Da f keinen reellen Eigenwert hat, ist $\dim U \neq 1$, also $\dim U = 2$. Desweiteren kann $f|_U$ keine Spiegelung sein, sonst gäbe es ebenfalls einen reellen Eigenwert, also ist $f|_U$ eine Drehung ($\det(f|_U) = 1$) und für eine ONB $B_1 = \{\vec{v}_1, \vec{v}_2\}$ ist $\text{Mat}_{B_1}^{B_1}(f|_U) \in \mathcal{SO}_2$. Wählen wir eine Basis $B_2 = (\vec{w}_i)_{i \leq n-2}$ von U^\perp , so ist nach Induktionsannahme $B = B_1 \cup B_2$ eine Orthonormalbasis mit den gesuchten Eigenschaften.

□

4.2 Selbstadjungierte Endomorphismen

Definition 4.9. Ein Endomorphismus $f : V \rightarrow V$ heißt selbstadjungiert, wenn $f = f^{ad}$, also:

$$\langle f(\vec{v}), \vec{w} \rangle = \langle \vec{v}, f(\vec{w}) \rangle$$

Beispiel 4.10. Sei $V = \mathbb{R}^n$ mit Standardskalarprodukt, $A \in \text{Mat}(n \times n)$, $f : \vec{v} \rightarrow A\vec{v}$. Die Abbildung f ist selbstadjungiert gdw:

$$\begin{aligned} \langle f(\vec{v}), \vec{w} \rangle = \langle \vec{v}, f(\vec{w}) \rangle &\Leftrightarrow \langle A\vec{v}, \vec{w} \rangle = \langle \vec{v}, A\vec{w} \rangle \\ &\Leftrightarrow (A\vec{v})^\top \vec{w} = \vec{v}^\top A\vec{w} \\ &\Leftrightarrow \vec{v}^\top \cdot A^\top \cdot \vec{w} = \vec{v}^\top \cdot A \cdot \vec{w} \end{aligned}$$

Durch $\vec{v}, \vec{w} = e_i, e_j$ erhält man direkt $A = A^\top$.

Beispiel 4.11. Sei $V = \mathbb{C}^n$ mit Standardskalarprodukt und $A = \text{Mat}(n \times n, \mathbb{C})$ mit dazugehörigem Endomorphismus f . Dann ist f selbstadjungiert gdw. $A^\top = \overline{A}$, also A Hermitsch.

Proposition 4.12. Sei B eine Orthonormalbasis von V . Dann ist f selbstadjungiert genau dann, wenn $\text{Mat}_B^B(f)$ symmetrisch oder Hermitsch ist.

Satz 4.13. Alle Eigenwerte einer selbstadjungierten Abbildung sind reell.

Beweis. Für den Unitären Fall: Sei f selbstadjungiert, λ ein Eigenwert und $\vec{v} \in V \setminus \{0\}$ ein zugehöriger Eigenvektor. Dann gilt:

$$\begin{aligned} \langle f(\vec{v}), \vec{v} \rangle &= \langle \lambda \vec{v}, \vec{v} \rangle = \lambda \langle \vec{v}, \vec{v} \rangle \\ \langle \vec{v}, f(\vec{v}) \rangle &= \langle \vec{v}, \lambda \vec{v} \rangle = \overline{\lambda} \langle \vec{v}, \vec{v} \rangle \end{aligned}$$

Es gilt $\langle \vec{v}, \vec{v} \rangle \neq 0$, also $\lambda = \overline{\lambda}$, also $\lambda \in \mathbb{R}$.

□

Korollar 4.14. Selbstadjungierte Endomorphismen sind diagonalisierbar.

Satz 4.15. Für jede selbstadjungierte Abbildung f existiert eine Orthonormalbasis aus Eigenvektoren von f .

Beweis. Per Induktion über $n = \dim V$.

(IB) Sei $\vec{v} \in V$ ein Eigenvektor mit Länge 1. Dann ist $\{\vec{v}\}$ die gesuchte Basis.

(IV) Sei $n > 1$. Sei die Aussage für selbstadjungierte Endomorphismen von Vektorräumen kleinerer Dimension bereits bewiesen. Wir wissen: es existiert ein reeller Eigenwert λ . Sei $\vec{u} \in V$ ein zugehöriger Eigenvektor der Länge 1 und $U = \langle \vec{u} \rangle$. Sei $\vec{\eta} \in f(U^\perp)$. Wähle $\vec{\eta}' \in U^\perp$, sodass $\vec{\eta} = f(\vec{\eta}')$. Es gilt:

$$\langle f(\vec{\eta}'), \vec{u} \rangle = \langle \vec{\eta}', f(\vec{u}) \rangle = \lambda \langle \vec{\eta}', \vec{u} \rangle = 0$$

Also $\langle \eta, \vec{u} \rangle = 0$, also $\eta \in U^\perp$, also $f(U^\perp) \subseteq U^\perp$.

Behauptung: $f|_{U^\perp}$ ist selbstadjungiert. Da $\dim U^\perp < \dim V$ liefert die Induktionsannahme eine Orthonormalbasis $B = (\vec{v}_i)_{i < n}$ von U^\perp . Dann ist $\vec{u} \cup B$ eine gesuchte Basis.

□

Proposition 4.16. Sei $A \in \text{Mat}(n \times n, \mathbb{R})$ symmetrisch. Dann gibt es eine orthogonale Matrix S , sodass SAS^{-1} diagonal ist.

4.3 Hauptachsentransformation

Satz 4.17. Sei V ein endlichdimensionaler Vektorraum über \mathbb{R} oder \mathbb{C} , sei $s : V \times V \rightarrow k$ eine symmetrische oder Hermitesche Form. Weiter sei \mathcal{A} eine angeordnete Basis von V und $A = \text{Mat}_{\mathcal{A}}(s)$ die dazugehörige Matrix. Dann gibt es eine Basis $\mathcal{B} \subset V$, sodass:

1. Die Matrix $B = \text{Mat}_{\mathcal{B}}(s)$ diagonal ist,
2. Die Koordinatenwechselmatrix $S = \text{Mat}_{\mathcal{A}}^{\mathcal{B}}(\text{Id}_V)$ orthogonal oder unitär ist,
3. Die Einträge der Diagonalmatrix B reelle Eigenwerte von A sind.

Definition 4.18. In dieser Situation nennen wir die Vektoren aus \mathcal{B} die **Hauptachsen von s** und den Basiswechsel von \mathcal{A} zu \mathcal{B} die **Hauptachsentransformation**.

Satz 4.19. In der Situation von Satz ?? sind folgende Aussagen äquivalent:

1. Die Form s ist positiv definit.
2. Alle Eigenwerte von A sind größer als Null.

4.3.1 Anwendung - Rotation von Körpern im Raum

Wir betrachten Lineare Bewegung / Translation, also einen Körper mit Masse m der sich mit einer konstanten Geschwindigkeit \vec{v} bewegt. Der Impuls ist gegeben durch $\vec{p} = m \cdot \vec{v}$. Es stellt sich heraus, dass jeder Begriff der linearen Bewegung einen Analogen Begriff in der Rotation hat, z.B. Impuls \leftrightarrow Drehimpuls - Bei symmetrischer Massenverteilung ist der Drehimpuls gegeben durch Trägheitsmoment \cdot Drehgeschwindigkeit. Im Allgemeinen ist die Formel etwas komplizierter (Drehimpuls = Trägheitstensor \cdot Drehgeschwindigkeit):

$$\vec{L} = \Theta \cdot \vec{\omega}$$

Wobei die Richtung von $\vec{\omega}$ die Rotationsachse ist und die Länge der Rotationsgeschwindigkeit entspricht. In dieser spezifischen Situation ist der Trägheitstensor Θ einfach eine 3×3 -Matrix - spezifischer handelt es sich um eine *symmetrische* Matrix! Eine Beobachtung: Drehimpuls und Drehgeschwindigkeit zeigen genau dann in die selbe Richtung, wenn die Drehachse ein Eigenvektor des Trägheitstensors ist! Der sylvestersche Trägheitssatz sagt uns nun, dass es genau drei Richtungen gibt, in denen man ohne Umwucht drehen kann.

4.3.2 Anwendung - Kovarianz

Untersucht man gleichzeitig Zufallsvariablen X_1, \dots, X_n , so bilden die Kovarianzen der Zufallsvariablen eine symmetrische **Kovarianzmatrix**:

$$A_{ij} = \text{Kov}(i, j), \quad A_{ii} = \text{Var}(i)$$

Da die Matrix symmetrisch ist, existiert eine Orthonormalbasis aus Eigenvektoren. Welche Bedeutung hat ein Eigenvektor der Kovarianzmatrix? Gegeben einen Vektor $\vec{v} = (\lambda_1, \dots, \lambda_n)^\top$, betrachte die Zufallsvariable $X_{\vec{v}} = \sum \lambda_i X_i$. Zentrale Beobachtung: Die Kovarianzmatrix gibt ebenfalls die Kovarianz solcher Linearkombinationen aus Zufallsvariablen - Gegeben $\vec{v}, \vec{w} \in \mathbb{R}^n$ gilt

$$\text{Kov}(\vec{v}, \vec{w}) = \vec{v}^\top A \vec{w}$$

Die Hauptachsentransformation erlaubt uns nun, das Problem zu reduzieren, indem als Basis die “Richtungen” der Kovarianzen genommen werden, und die dazu orthogonalen Vektoren. Daraufhin können dann Achsen, entlang denen die Varianz gering ist, ignoriert werden, ohne die Daten zu sehr zu verfälschen.

Chapter 5

Multilineare Algebra

Definition 5.1. Seien U, V, W Vektorräume. Eine **bilineare Abbildung** ist eine bilineare Abbildung $U \times V \rightarrow W$.

Definition 5.2. Seien V_1, \dots, V_n, W Vektorräume. Eine **multilineare Abbildung** ist eine bilineare Abbildung $V_1 \times \dots \times V_n \rightarrow W$.

Ein Beispiel für eine Multilineare Abbildung ist die Determinante einer Matrix, aufgefasst als Funktion der Spalten (bzw. Zeilen) der Matrix.

5.1 Das Tensorprodukt

Definition 5.3. Sei k ein Körper und U, V zwei k -Vektorräume. Ein Tensorprodukt von U und V ist ein k -Vektorraum T zusammen mit einer bilinearen Abbildung $\tau : U \times V \rightarrow T$, sodass es für alle bilinearen Abbildungen $s : U \times V \rightarrow W$ genau eine lineare Abbildung $\eta : T \rightarrow W$ gibt, sodass das folgende Diagramm kommutiert:

$$\begin{array}{ccc} U \times V & \xrightarrow{\tau \text{ bilinear}} & T \\ \downarrow id & & \downarrow \exists! \eta \text{ linear} \\ U \times V & \xrightarrow{s \text{ bilinear}} & W \end{array}$$

Satz 5.4. η ist ein Isomorphismus

Beweis. Nach universeller Eigenschaft der Tensorprodukte existiert genau eine lineare Abbildung $\mu : T_2 \rightarrow T_1$, sodass das folgende Diagramm kommutiert:

$$\begin{array}{ccc} U \times V & \xrightarrow{\tau_2 \text{ bilinear}} & T_2 \\ \downarrow id & & \downarrow \exists! \mu \text{ linear} \\ U \times V & \xrightarrow{\tau_1 \text{ bilinear}} & T_1 \end{array}$$

Wir betrachten nun das folgende Diagramm:

$$\begin{array}{ccc}
 U \times V & \xrightarrow{\tau_1 \text{ bilinear}} & T_1 \\
 \downarrow id & & \downarrow \exists! \eta \text{ linear} \\
 U \times V & \xrightarrow{\tau_2 \text{ bilinear}} & T_2 \\
 \downarrow id & & \downarrow \exists! \mu \text{ linear} \\
 U \times V & \xrightarrow{\tau_1 \text{ bilinear}} & T_1
 \end{array}$$

Da die obere Hälfte kommutiert gilt $\mu(\eta(\tau_1(v))) = \mu(\tau_2(v))$. Da die untere Hälfte kommutiert gilt $\mu(\tau_2(v)) = \tau_1(v)$. Also kommutiert auch das kombinierte Diagramm.

Das folgende Diagramm kommutiert trivial:

$$\begin{array}{ccc}
 U \times V & \xrightarrow{\tau_1 \text{ bilinear}} & T_1 \\
 \downarrow id & & \downarrow id \\
 U \times V & \xrightarrow{\tau_1 \text{ bilinear}} & T_1
 \end{array}$$

Also gibt es zwei Abbildungen, welche das Diagramm kommutieren lassen: id und $\mu \circ \eta$. Aufgrund der universellen Eigenschaft des Tensorprodukts T_1 ist die Abbildung, welche das Diagramm kommutieren lässt, aber eindeutig. Also gilt $\mu \circ \eta = id$. Der Beweis für $\eta \circ \mu = id$ folgt analog, wobei T_2 und T_1 vertauscht werden. \square

Satz 5.5. *Tensorprodukte existieren.*

Dieser Satz wird einiges an Arbeit benötigen. Wir führen zuerst neue Notation und einige Definitionen ein.

Katastrophale Notation: Da je zwei Tensorprodukträume isomorph sind redet man in der Literatur von “dem Tensorprodukt” als wäre es eindeutig. (das selbe Problem hat “der” Quotientenraum V/U). Man bezeichnet alle Tensorprodukte von U und V mit $U \otimes V$. Gegeben zwei Vektoren $\vec{u} \in U$, $\vec{v} \in V$ schreibt man statt $\tau(\vec{u}, \vec{v})$ auch $\vec{u} \otimes \vec{v} \in U \otimes V$.

5.1.1 Direkte Produkte

Ziel: Gegeben zwei Vektorräume V, W existiert der Produktraum $V \times W$. Wir wollen dies für beliebig viele Faktoren.

Konstruktion: Wir formalisieren das Konzept einer Folge von Vektoren. Sei I eine Menge. Sei $(V_i)_{i \in I}$ eine Familie von k -Vektorräumen. Dann betrachte

$$\prod_{i \in I} V_i = \{(\vec{v}_i)_{i \in I} \mid \forall i : \vec{v}_i \in V_i\}$$

Einfach: Auf $\prod V_i$ lässt sich durch komponentenweise Addition und Skalarmultiplikation eine k -Vektorraumstruktur definieren. Diesen Vektorraum nennen wir das **direkte Produkt** der Familie $(V_i)_{i \in I}$.

Spezialfall: Es gibt einen Vektorraum V , sodass $\forall i : V_i = V$. In diesem Spezialfall schreibt man für das direkte Produkt auch V^I (z.B. $\mathbb{R}^{\mathbb{N}}$ für Folgen reeller Zahlen).

Beobachtung 5.6. In diesem Spezialfall ist das Produkt $\prod_{i \in I} v_i = V^I$ genau die Menge der Abbildungen $I \rightarrow V$. Hier sieht man explizit, dass $\mathbb{R}^{\mathbb{N}}$ die Menge der Abbildungen $\mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}$ sind.

Das direkte Produkt ist durch eine universelle Eigenschaft gegeben :D

Definition 5.7. Sei ein Index $j \in I$ gegeben. Die Abbildung

$$\begin{aligned} p_j : \prod_{i \in I} V_i &\rightarrow V_j \\ (\vec{v}_i)_{i \in I} &\rightarrow \vec{v}_j \end{aligned}$$

Ist eine lineare Abbildung, welche als die Projektion auf die j -te Komponente bezeichnet wird.

Satz 5.8. Sei W ein k -Vektorraum und sei $(\varphi_i : W \rightarrow V_i)_{i \in I}$ eine Familie von linearen Abbildungen. Dann gibt es genau eine lineare Abbildung $\eta : W \rightarrow \prod_{i \in I} V_i$, sodass die folgenden Diagramme kommutieren:

$$\begin{array}{ccc} W & \xrightarrow{\exists! \eta} & \prod_{i \in I} V_i \\ \downarrow id & & \downarrow p_j \\ W & \xrightarrow{\varphi_j} & V_j \end{array}$$

Appendix A

Ausblicke in die Zukunft

In der Funktionalanalysis werden unendlichdimensionale Vektorräume betrachtet.

Satz A.1. *Der Vektorraum aller Funktionen $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ hat eine Basis.*

Wie sieht diese Basis aus? Es stellt sich heraus, dass der Beweis nur dank Auswahlaxiom funktioniert, und dass sich diese Basis nicht explizit konstruieren lässt. Die Menge der sog. Kroneckerdeltas δ_{ij} sieht auf den ersten Blick wie ein vielversprechender Kandidat aus:

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases}$$

Aber es muss bedacht werden, dass zwingende Bedingung für eine Basis ist, dass sich jeder Vektor nicht nur als Linearkombination der Basisvektoren darstellen lässt, sondern sogar als **endliche Linearkombination**. Diese Definition der Basis ist auch bekannt als Hamelbasis.

Es stellt sich heraus, dass die Hamel-Basis aus A.1 nur dank Auswahlaxiom existiert und nicht explizit dargestellt werden kann. Lockern wir den traditionellen Basisbegriff, um zählbar unendliche Linearkombinationen zu erlauben, erhalten wir den Begriff der Schauder-Basis. Die Funktionen δ_{ij} reichen jedoch immer noch nicht als Schauder-Basis des Raums $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, sondern nur für den Folgenraum $f : \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}$.

Da sich der Begriff der Linearkombination auf keine sinnvolle Weise auf überabzählbare Mengen erweitern lässt bleibt man an diesem Punkt leider stecken, es existiert leider keine explizit angebbare Basis des Raums $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$. :(