

## 22. Endomorphismen euklidischer und unitärer Räume

Im letzten Kapitel haben wir ausführlich Vektorräume studiert, auf denen die Zusatzstruktur eines Skalarprodukts gegeben ist. Wir wollen nun sehen, welche Vorteile und Vereinfachungen uns diese Zusatzstruktur bei der Untersuchung von Endomorphismen gibt, wenn diese in gewissem Sinne mit dem gegebenen Skalarprodukt verträglich sind. Das zentrale Resultat dieses Kapitels wird schließlich der sogenannte Spektralsatz in Abschnitt 22.C sein, der die Diagonalisierbarkeit solcher Endomorphismen garantiert und – wie wir sehen werden – so universell ist, dass er bei geschickter Anwendung auch Aussagen über Bilinearformen bzw. Sesquilinearformen und in Abschnitt 22.D sogar über lineare Abbildungen mit unterschiedlichem Start- und Zielraum machen kann.

### 22.A Orthogonale und unitäre Abbildungen

Die natürlichste Verträglichkeitsbedingung zwischen Morphismen und Skalarprodukten ist vermutlich die folgende.

**Definition 22.1** (Orthogonale und unitäre Abbildungen und Matrizen).

- (a) Ein Endomorphismus  $f: V \rightarrow V$  eines Vektorraums  $V$  mit Skalarprodukt heißt **orthogonal** (im Fall  $\mathbb{K} = \mathbb{R}$ ) bzw. **unitär** (im Fall  $\mathbb{K} = \mathbb{C}$ ), wenn

$$\langle f(x), f(y) \rangle = \langle x, y \rangle$$

für alle  $x, y \in V$  gilt.

- (b) Eine Matrix  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  heißt **orthogonal**, wenn  $A^T A = E$  gilt, also wenn  $A$  invertierbar ist mit  $A^{-1} = A^T$ . Wir bezeichnen die Menge aller orthogonalen  $n \times n$ -Matrizen mit  $O(n) \subset \mathbb{R}^{n \times n}$ .

Eine Matrix  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  heißt **unitär**, wenn  $\bar{A}^T A = E$  gilt, also wenn  $A$  invertierbar ist mit  $A^{-1} = \bar{A}^T$ . Die Menge aller unitären  $n \times n$ -Matrizen wird mit  $U(n) \subset \mathbb{C}^{n \times n}$  bezeichnet.

Wie üblich schreiben wir diese Bedingung im Folgenden oft in beiden Fällen als  $\bar{A}^T A = E$ .

**Bemerkung 22.2.**

- (a) Ist  $(x_1, \dots, x_n)$  eine Basis von  $V$ , so genügt es, die Bedingung eines orthogonalen bzw. unitären Morphismus  $f: V \rightarrow V$  für alle Paare von Basisvektoren zu überprüfen: Ist nämlich  $\langle f(x_i), f(x_j) \rangle = \langle x_i, x_j \rangle$  für alle  $i, j = 1, \dots, n$ , so gilt wegen der Linearität von  $f$  und der Bilinearität bzw. Sesquilinearität des Skalarprodukts auch für alle  $x = \lambda_1 x_1 + \dots + \lambda_n x_n$  und  $y = \mu_1 x_1 + \dots + \mu_n x_n$

$$\langle f(x), f(y) \rangle = \sum_{i,j=1}^n \bar{\lambda}_i \mu_j \langle f(x_i), f(x_j) \rangle = \sum_{i,j=1}^n \bar{\lambda}_i \mu_j \langle x_i, x_j \rangle = \langle x, y \rangle.$$

- (b) Eine Matrix  $A = (a_{i,j})_{i,j} \in \mathbb{K}^{n \times n}$  ist genau dann orthogonal bzw. unitär, wenn die Spalten von  $A$  eine Orthonormalbasis bezüglich des Standardskalarprodukts bilden: Nach Definition des Matrixprodukts ist nämlich

$$\bar{A}^T A = \left( \sum_{j=1}^n \bar{a}_{j,i} a_{j,k} \right)_{i,k}.$$

Der Ausdruck  $\sum_{j=1}^n \bar{a}_{j,i} a_{j,k}$  ist aber genau das Standardskalarprodukt der  $i$ -ten mit der  $k$ -ten Spalte von  $A$ . Daher bilden diese Spalten genau dann eine Orthonormalbasis bezüglich des Standardskalarprodukts, wenn dieser Ausdruck gleich 1 für  $i = k$  und 0 für  $i \neq k$  ist, also wenn  $\bar{A}^T A = E$  ist.

Es wäre also vermutlich konsequenter, eine reelle Matrix  $A$  mit  $A^T A = E$  *orthonormal* statt *orthogonal* zu nennen. Die Bezeichnung „orthogonale Matrix“ ist in der Literatur aber so üblich, dass wir hier nicht davon abweichen wollen.

Wir wollen nun als Erstes zeigen, dass die oben eingeführten Bedingungen für orthogonale und unitäre Matrizen wie erwartet denen der zugehörigen Endomorphismen entsprechen, sofern es sich um Abbildungsmatrizen bezüglich einer Orthonormalbasis handelt.

**Lemma 22.3.** *Es sei  $V$  ein endlich-dimensionaler  $\mathbb{K}$ -Vektorraum mit Skalarprodukt und  $B$  eine Orthonormalbasis von  $V$ . Dann gilt:*

- (a) *Ein Endomorphismus  $f: V \rightarrow V$  ist genau dann orthogonal bzw. unitär, wenn  $A_f^B$  orthogonal bzw. unitär ist.*
- (b) *Eine weitere Basis  $B'$  von  $V$  ist genau dann auch eine Orthonormalbasis, wenn  $A^{B',B}$  orthogonal bzw. unitär ist.*

*Beweis.* Es seien  $B = (x_1, \dots, x_n)$  und  $A = (\langle x_i, y_j \rangle)_{i,j}$  für Vektoren  $y_1, \dots, y_n \in \mathbb{K}^n$ . Dann gilt

$$\begin{aligned} \bar{A}^T A &= \left( \sum_{j=1}^n \overline{\langle x_j, y_i \rangle} \langle x_j, y_k \rangle \right)_{i,k} && \text{(Definition 15.5)} \\ &= \left( \left\langle \sum_{j=1}^n \langle x_j, y_i \rangle x_j, y_k \right\rangle \right)_{i,k} && \text{(Sesquilinearität des Skalarprodukts)} \\ &= (\langle y_i, y_k \rangle)_{i,k}. && \text{(Satz 21.37 (a))} \end{aligned}$$

- (a) Setzen wir  $y_i = f(x_i)$  für alle  $i$  und eine lineare Abbildung  $f: V \rightarrow V$ , so ist  $A = A_f^B$  nach Satz 21.37 (b). Damit ist diese Abbildungsmatrix genau dann orthogonal bzw. unitär, wenn  $(\langle f(x_i), f(x_k) \rangle)_{i,k} = E = (\langle x_i, x_k \rangle)_{i,k}$  ist, also nach Bemerkung 22.2 (a) wenn  $f$  orthogonal bzw. unitär ist.
- (b) Setzen wir  $B' = (y_1, \dots, y_n)$ , so ist  $A = A^{B',B}$  nach Satz 21.37 (c). Damit ist diese Basiswechselmatrix genau dann orthogonal bzw. unitär, wenn  $(\langle y_i, y_k \rangle)_{i,k} = E$  ist, also wenn  $B'$  eine Orthonormalbasis ist.  $\square$

**Bemerkung 22.4.**

- (a) Gemäß Definition 22.1 (b) sind orthogonale bzw. unitäre Matrizen invertierbar. Mit Lemma 22.3 (a) bedeutet dies also, dass orthogonale bzw. unitäre Endomorphismen eines endlich erzeugten Vektorraums mit Skalarprodukt stets Isomorphismen sind.
- (b) Nach Definition 22.1 (a) erhalten orthogonale und unitäre Abbildungen Skalarprodukte, und damit auch Längen, Orthogonalität und (im reellen Fall) Winkel zwischen zwei Vektoren. Über  $\mathbb{R}$  kann man sie sich daher als Drehungen und Spiegelungen (bzw. Kombinationen davon) vorstellen. Dieselbe Interpretation gilt dann nach Lemma 22.3 (a) natürlich auch für orthogonale Matrizen.

Das folgende Beispiel zeigt dies deutlich im zweidimensionalen Fall (für höhere Dimensionen siehe auch Aufgabe 22.10).

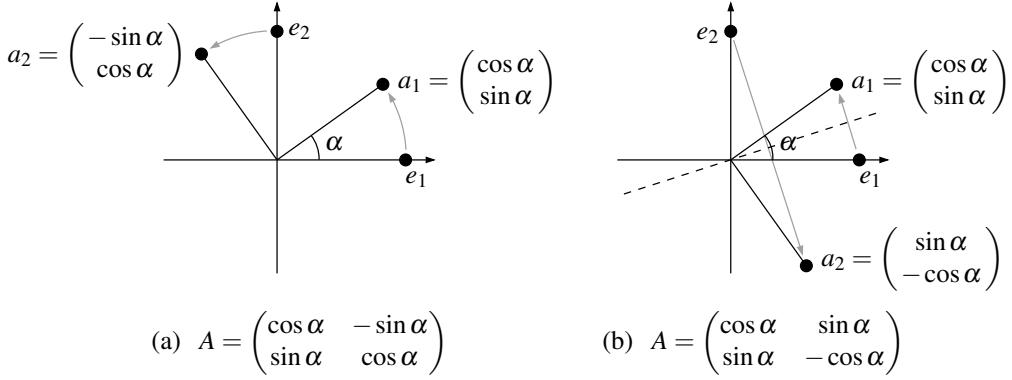
**Beispiel 22.5** ( $O(2)$ ). Nach Bemerkung 22.2 (b) ist eine Matrix  $A = (a_1 \mid a_2) \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$  mit  $a_1, a_2 \in \mathbb{R}^2$  genau dann orthogonal, wenn bezüglich des Standardskalarprodukts

$$\|a_1\| = 1, \quad \|a_2\| = 1 \quad \text{und} \quad a_1 \perp a_2$$

gilt. Also liegt  $a_1$  auf dem Einheitskreis und lässt sich nach der Polarkoordinatendarstellung aus Satz 9.27 damit als

$$a_1 = \begin{pmatrix} \cos \alpha \\ \sin \alpha \end{pmatrix}$$

für ein  $\alpha \in \mathbb{R}$  schreiben, und  $a_2$  entsteht aus  $a_1$  durch eine positive oder negative Drehung um  $\frac{\pi}{2}$ . Wir erhalten also die folgenden beiden Möglichkeiten:



In beiden Fällen werden die Einheitsvektoren  $e_1$  und  $e_2$  durch  $A$  (wie durch die grauen Pfeile ange deutet) auf  $a_1$  und  $a_2$  abgebildet. In (a) haben wir damit geometrisch eine Drehung um den Winkel  $\alpha$  wie in Beispiel 19.13, in (b) eine Spiegelung an der gestrichelt eingezeichneten Winkelhalbierenden zwischen  $e_1$  und  $a_1$ . Damit lassen sich alle Elemente von  $O(2)$  in der Tat wie erwartet durch Drehungen und Spiegelungen beschreiben.

Zum Ende dieses Abschnitts wollen wir noch kurz die wichtigsten Eigenschaften orthogonaler und unitärer Matrizen untersuchen.

**Lemma 22.6** ( $O(n)$  und  $U(n)$  als Gruppen). *Sind  $A, B \in \mathbb{K}^{n \times n}$  orthogonal bzw. unitär, so auch  $AB$  und  $A^{-1}$ . Insbesondere sind  $O(n)$  und  $U(n)$  also Gruppen (siehe Definition 3.1) mit der Matrixmultiplikation als Verknüpfung; man nennt sie die **orthogonalen** bzw. **unitären Gruppen**.*

*Beweis.* Es gelte  $\bar{A}^T A = \bar{B}^T B = E$ . Dann folgt zunächst

$$\bar{A}^T A B \stackrel{15.7(d)}{=} \bar{B}^T \bar{A}^T A B = \bar{B}^T E B = \bar{B}^T B = E.$$

Wegen  $\bar{A}^{-1} \cdot \bar{A} = \bar{A}^{-1} \bar{A} = \bar{E} = E$  ist außerdem  $\bar{A}^{-1} = \bar{A}^{-1}$ , und damit auch

$$\bar{A}^{-1}^T A^{-1} = (\bar{A}^{-1})^T A^{-1} \stackrel{15.20(a)}{=} (\bar{A}^T)^{-1} A^{-1} \stackrel{15.18(a)}{=} (A \bar{A}^T)^{-1} = E^{-1} = E.$$

Also sind  $AB$  und  $A^{-1}$  ebenfalls orthogonal bzw. unitär. Da auch die Einheitsmatrix (als neutrales Element) orthogonal bzw. unitär ist, sind  $O(n)$  und  $U(n)$  damit Gruppen bezüglich der Matrixmultiplikation.  $\square$

**Lemma 22.7** (Determinante und Eigenwerte orthogonaler und unitärer Matrizen). *Für jede orthogonale oder unitäre Matrix  $A$  gilt:*

- (a)  $|\det A| = 1$ .
- (b) Ist  $\lambda$  ein Eigenwert von  $A$ , so ist  $|\lambda| = 1$ .

*Beweis.*

(a) Wie im Beweis von Folgerung 21.34 (a) ist  $\overline{\det A} = \det \bar{A}$ . Aus  $\bar{A}^T A = E$  ergibt sich damit sofort  $1 = \det E = \det \bar{A}^T \cdot \det A = \overline{\det A} \cdot \det A = |\det A|^2$ .

(b) Gilt  $Ax = \lambda x$  für ein  $x \in \mathbb{K}^n \setminus \{0\}$ , so ist auch  $\bar{A}\bar{x} = \bar{\lambda}\bar{x}$ , nach Transponieren also  $\bar{x}^T \bar{A}^T = \bar{\lambda} \bar{x}^T$ . Zusammen erhalten wir mit  $\bar{A}^T A = E$  so

$$\bar{x}^T x = \bar{x}^T \bar{A}^T A x = \bar{\lambda} \bar{x}^T \cdot \lambda x = |\lambda|^2 \cdot \bar{x}^T x,$$

wegen  $\bar{x}^T x \neq 0$  also  $|\lambda|^2 = 1$ , und damit  $|\lambda| = 1$ .  $\square$

**Bemerkung 22.8.** Nach Lemma 22.3 (a) gelten die Aussagen aus Lemma 22.7 genauso für orthogonale bzw. unitäre Endomorphismen endlich erzeugter Vektorräume mit Skalarprodukt.

**Bemerkung 22.9** (Spezielle orthogonale und unitäre Matrizen). Bei einer orthogonalen Matrix können die Determinante und die Eigenwerte nach Lemma 22.7 nur 1 und  $-1$  sein. Für eine komplexe unitäre Matrix ist dagegen jede Zahl auf dem komplexen Einheitskreis möglich. In beiden Fällen spielen aber diejenigen Matrizen, deren Determinante gleich 1 ist, eine große Rolle. Man definiert daher:

- (a) Eine orthogonale Matrix  $A \in O(n)$  heißt *spezielle orthogonale Matrix*, wenn  $\det A = 1$  gilt. Die Menge der speziellen orthogonalen  $n \times n$ -Matrizen wird mit  $SO(n)$  bezeichnet.
- (b) Eine unitäre Matrix  $A \in U(n)$  heißt *spezielle unitäre Matrix*, wenn  $\det A = 1$  gilt. Man bezeichnet die Menge der speziellen unitären  $n \times n$ -Matrizen mit  $SU(n)$ .

Man sieht leicht, dass auch  $SO(n)$  und  $SU(n)$  Gruppen bezüglich der Matrixmultiplikation sind, denn wenn  $\det A = \det B = 1$  gilt, so ist nach Satz 18.6 ja auch  $\det(AB) = \det A^{-1} = 1$ .

In Beispiel 22.5 haben die Drehungen in (a) Determinante 1, und die Spiegelungen in (b) Determinante  $-1$ . In diesem Fall entsprechen die Elemente von  $SO(2)$  also den Drehungen, die Elemente von  $O(2) \setminus SO(2)$  den Spiegelungen. In der Tat gilt eine analoge Interpretation auch in höheren Dimensionen. Um dies zu einer exakten Aussage machen zu können, bräuchten wir aber natürlich erst einmal eine exakte Definition der Begriffe „Drehung“ und „Spiegelung“ – was wir hier nicht weiter verfolgen wollen.

**Aufgabe 22.10** ( $O(3)$  und  $O(4)$ ). Man zeige:

- (a) Ist  $A \in O(3)$ , so gibt es ein  $\alpha \in \mathbb{R}$  und  $T \in O(3)$  mit

$$T^{-1}AT = \begin{pmatrix} \pm 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & -\sin \alpha \\ 0 & \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix}.$$

- (b) Ist  $A \in O(4)$ , so gibt es im Allgemeinen *kein*  $\alpha \in \mathbb{R}$  und  $T \in O(4)$  mit

$$T^{-1}AT = \begin{pmatrix} \pm 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \pm 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cos \alpha & -\sin \alpha \\ 0 & 0 & \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix}.$$

(Hinweis: Untersuche, ob  $A$  einen Eigenwert besitzen muss.)

Was bedeutet das Ergebnis geometrisch?

**Aufgabe 22.11.** Es seien  $V$  ein endlich erzeugter euklidischer Vektorraum und  $v \in V$  mit  $\|v\| = 1$ . Wir betrachten den Endomorphismus  $f: V \rightarrow V$ ,  $x \mapsto x - 2 \langle v, x \rangle v$ .

- (a) Zeige, dass  $f$  eine orthogonale Abbildung ist.
- (b) Berechne das charakteristische Polynom  $\chi_f$ .
- (c) Wie kann man  $f$  geometrisch beschreiben?

**Aufgabe 22.12.** Zeige, dass für jeden Endomorphismus  $f: V \rightarrow V$  eines endlich-dimensionalen euklidischen Raums  $V$  die folgenden Aussagen äquivalent sind:

- (a) Für alle  $x, y \in V$  mit  $x \perp y$  gilt  $f(x) \perp f(y)$ .
- (b) Es gibt ein  $\lambda \in \mathbb{R}_{\geq 0}$ , so dass  $\|f(x)\| = \lambda \|x\|$  für alle  $x \in V$  gilt.
- (c) Es gibt ein  $\lambda \in \mathbb{R}_{\geq 0}$  und eine orthogonale Abbildung  $g: V \rightarrow V$  mit  $f = \lambda g$ .

**Aufgabe 22.13 (QR-Zerlegung).** Zeige, dass sich jede reelle invertierbare Matrix  $A \in GL(n, \mathbb{R})$  eindeutig in der Form  $A = QR$  schreiben lässt, wobei  $Q \in O(n)$  eine orthogonale Matrix und  $R$  eine obere Dreiecksmatrix mit positiven Diagonaleinträgen ist.

(Hinweis: Bezeichne die Spaltenvektoren von  $A$  bzw.  $Q$  mit  $a_1, \dots, a_n \in \mathbb{R}^n$  bzw.  $x_1, \dots, x_n \in \mathbb{R}^n$  und schreibe die Matrixgleichung  $A = QR$  in Gleichungen für diese Spaltenvektoren um.)

Diese Zerlegung wird in der Vorlesung „Einführung in die Numerik“ im zweiten Studienjahr noch eine wichtige Rolle spielen. Möchte man ein Gleichungssystem  $Ax = b$  lösen, so ist dies mit der Zerlegung  $A = QR$  wie oben natürlich äquivalent zum System  $Rx = Q^T b$ , das sich wegen der oberen Diagonalform von  $R$  einfach durch Rückwärtseinsetzen lösen lässt. In der Regel ist dieses Verfahren für große Gleichungssysteme schneller und unanfälliger für eine Verstärkung von Rundungsfehlern als der Gauß-Algorithmus.

53

## 22.B Selbstadjungierte Abbildungen

In diesem Abschnitt wollen wir eine weitere Art der Verträglichkeit eines Endomorphismus mit einem Skalarprodukt behandeln. Obwohl sie im Gegensatz zur Bedingung einer orthogonalen bzw. unitären Abbildung keine einfache geometrische Interpretation besitzt, ist sie dennoch in der Praxis sehr wichtig – vor allem, da sie einfach an der Abbildungsmatrix abzulesen ist. Um sie einzuführen, brauchen wir das folgende Konzept der adjungierten Abbildungen.

**Satz und Definition 22.14** (Adjungierte Abbildung). *Es sei  $f: V \rightarrow V$  ein Endomorphismus eines endlich-dimensionalen Vektorraums  $V$  mit Skalarprodukt. Dann gilt:*

(a) *Es gibt genau einen Endomorphismus  $f^*: V \rightarrow V$  mit*

$$\langle f(x), y \rangle = \langle x, f^*(y) \rangle$$

*für alle  $x, y \in V$ . Man nennt  $f^*$  die zu  $f$  **adjungierte Abbildung**.*

(b) *Ist  $B$  eine Orthonormalbasis von  $V$ , so gilt für die Abbildungsmatrix von  $f^*$  bezüglich  $B$*

$$A_{f^*}^B = \overline{A_f^B}^T.$$

*Beweis.* Es seien  $B = (x_1, \dots, x_n)$  eine Orthonormalbasis von  $V$  und  $g: V \rightarrow V$  ein Endomorphismus. Beachte zunächst, dass mit demselben Argument wie in Bemerkung 22.2 (a) genau dann

$$\langle f(x), y \rangle = \langle x, g(y) \rangle \quad (*)$$

für alle  $x, y \in V$  ist, wenn  $\langle f(x_i), x_j \rangle = \langle x_i, g(x_j) \rangle$  für alle  $i, j = 1, \dots, n$  gilt. Wegen der Hermitizität des Skalarprodukts ist diese Bedingung nun aber äquivalent zu

$$(\overline{\langle x_j, f(x_i) \rangle})_{i,j} = (\langle x_i, g(x_j) \rangle)_{i,j},$$

nach Satz 21.37 (b) also zu  $\overline{A_f^B}^T = A_g^B$ . Also gibt es genau einen solchen Endomorphismus  $g$ , nämlich denjenigen, der bezüglich der Basis  $B$  zur Abbildungsmatrix  $\overline{A_f^B}^T$  gehört. Dies zeigt bereits beide Teile des Satzes.  $\square$

**Bemerkung 22.15.**

(a) Aufgrund von Satz 22.14 (b) nennt man zu einer Matrix  $A \in \mathbb{K}^{n \times n}$  manchmal  $\overline{A}^T$  auch die *adjungierte Matrix* und schreibt sie als  $A^*$ . Bezuglich einer Orthonormalbasis entsprechen sich dann also die Konzepte der adjungierten Abbildung und der adjungierten Matrix.

(b) Da offensichtlich  $\overline{\overline{A}^T}^T = A$  für alle  $A \in \mathbb{K}^{n \times n}$  gilt, ist nach Satz 22.14 (b) auch  $(f^*)^* = f$  für jeden Endomorphismus  $f$  eines endlich erzeugten  $\mathbb{K}$ -Vektorraums mit Skalarprodukt. Dies bedeutet, dass nicht nur

$$\langle f(x), y \rangle = \langle x, f^*(y) \rangle, \quad \text{sondern auch} \quad \langle f^*(x), y \rangle = \langle x, (f^*)^*(y) \rangle = \langle x, f(y) \rangle$$

für alle  $x, y \in V$  gilt: Man kann in einem Skalarprodukt stets die Abbildung  $f$  auf der einen Seite durch  $f^*$  auf der anderen Seite ersetzen (und umgekehrt).

(c) Für einen Endomorphismus  $f: V \rightarrow V$  eines endlich-dimensionalen euklidischen Vektorraum  $V$  hatten wir in Aufgabe 21.52 (c) schon eine andere Art gesehen, die adjungierte Abbildung zu konstruieren: Unter Verwendung des natürlichen Isomorphismus zwischen  $V$  und seinem Dualraum  $V^*$  aus Satz 21.48 entspricht sie genau der dualen Abbildung  $f^*: V^* \rightarrow V^*$  (was auch die gleiche Notation erklärt).

**Beispiel 22.16** (Adjungierte Abbildung einer orthogonalen bzw. unitären Abbildung). Ist eine Matrix  $A \in \mathbb{K}^{n \times n}$  orthogonal bzw. unitär, also  $\bar{A}^T A = E$ , so ist  $\bar{A}^T = A^{-1}$  die adjungierte Matrix zu  $A$ . Für eine orthogonale oder unitäre Abbildung  $f$  eines endlich-dimensionalen Vektorraums mit Skalarprodukt ist dementsprechend also  $f^* = f^{-1}$ .

Die für diesen Abschnitt angekündigte Verträglichkeitsbedingung eines Endomorphismus mit einem Skalarprodukt besteht nun einfach darin, dass die adjungierte Abbildung mit der ursprünglichen übereinstimmt.

**Definition 22.17** (Selbstadjungierte Abbildungen). Ein Endomorphismus  $f: V \rightarrow V$  eines endlich-dimensionalen Vektorraums  $V$  mit Skalarprodukt heißt **selbstadjungiert**, wenn  $f^* = f$ , also

$$\langle f(x), y \rangle = \langle x, f(y) \rangle$$

für alle  $x, y \in V$  gilt.

**Bemerkung 22.18** (Selbstadjungierte Matrizen). Gemäß Satz 22.14 (b) ist ein Endomorphismus  $f: V \rightarrow V$  genau dann selbstadjungiert, wenn die Abbildungsmatrix  $A_f^B$  bezüglich einer Orthonormalbasis  $B$  von  $V$  symmetrisch bzw. hermitesch ist, also  $\bar{A}_f^B = A_f^B$  gilt. Man bezeichnet symmetrische bzw. hermitesch Matrizen daher manchmal auch als *selbstadjungiert*.

**Beispiel 22.19** (Selbstadjungiertheit orthogonaler Projektionen). Es seien  $U$  ein Unterraum eines endlich erzeugten Vektorraums  $V$  mit Skalarprodukt und  $f: V \rightarrow V$  die orthogonale Projektion auf  $U$  wie in Definition 21.29. Ist  $(x_1, \dots, x_k)$  eine Orthonormalbasis von  $U$ , die wir zu einer Orthonormalbasis  $B = (x_1, \dots, x_n)$  von  $V$  ergänzen (siehe Satz 21.31), so ist also

$$f(x_i) = x_i \text{ für } i = 1, \dots, k \quad \text{und} \quad f(x_i) = 0 \text{ für } i = k+1, \dots, n,$$

und damit  $A_f^B = \text{diag}(1, \dots, 1, 0, \dots, 0)$  (mit  $k$  Einträgen 1 und  $n-k$  Einträgen 0) nach Satz 16.26. Da diese Matrix hermitesch ist, ist  $f$  nach Bemerkung 22.18 selbstadjungiert.

Beachte jedoch, dass orthogonale Projektionen (auch wenn man es vom Namen her anders vermuten könnte) nach Bemerkung 22.4 (a) keine orthogonalen Abbildungen sind, da sie ja in der Regel nicht invertierbar sind, wie man an der obigen Form der Abbildungsmatrix ablesen kann.

**Lemma 22.20** (Determinante und Eigenwerte hermitesch Matrizen). Für jede hermitesch Matrix  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  gilt:

- (a)  $\det A \in \mathbb{R}$ .
- (b) Ist  $\lambda$  ein Eigenwert von  $A$ , so ist  $\bar{\lambda} \in \mathbb{R}$ .

*Beweis.*

- (a) Dies hatten wir bereits in Folgerung 21.34 (a) gesehen.

- (b) Gilt  $Ax = \lambda x$  für ein  $x \in \mathbb{K}^n \setminus \{0\}$ , so auch  $\bar{A}\bar{x} = \bar{\lambda}\bar{x}$ , und damit  $\bar{x}^T \bar{A}^T = \bar{\lambda} \bar{x}^T$ . Also folgt

$$\lambda \bar{x}^T x = \bar{x}^T A x = \bar{x}^T \bar{A}^T x = \bar{\lambda} \bar{x}^T x,$$

nach Division durch  $\bar{x}^T x \neq 0$  also  $\lambda = \bar{\lambda}$  und damit  $\lambda \in \mathbb{R}$ .  $\square$

Um die weiteren Eigenschaften von orthogonalen, unitären und selbstadjungierten Abbildungen zu untersuchen, wenden wir nun einen kleinen Trick an: Es stellt sich heraus, dass alle diese Abbildungen Spezialfälle einer noch etwas allgemeineren Klasse von Abbildungen, den sogenannten *normalen Abbildungen*, sind, und dass man viele gemeinsame Eigenschaften orthogonaler, unitärer und selbstadjungierter Abbildungen auch für diese normalen Abbildungen zeigen kann – mit einem einzigen Beweis, der dann alle bisher betrachteten Fälle abdeckt.

**Definition 22.21** (Normale Endomorphismen und Matrizen).

- (a) Ein Endomorphismus  $f: V \rightarrow V$  eines endlich erzeugten Vektorraums  $V$  mit Skalarprodukt heißt **normal**, wenn  $f^* \circ f = f \circ f^*$  gilt.

- (b) Eine Matrix  $A \in \mathbb{K}^{n \times n}$  heißt **normal**, wenn  $\bar{A}^T A = A \bar{A}^T$  gilt.

**Bemerkung 22.22.**

- (a) Da die Verkettung von Morphismen der Matrixmultiplikation entspricht, ist ein Endomorphismus nach Satz 22.14 (b) genau dann normal, wenn seine Abbildungsmatrix bezüglich einer beliebigen Orthonormalbasis normal ist.
- (b) Der Begriff eines normalen Endomorphismus ist ebenso wie der eines selbstadjungierten Endomorphismus ein theoretisches Konzept, für das es keine einfache geometrische Interpretation gibt. Auch sollte der Name „normal“ nicht darüber hinwegtäuschen, dass es für einen Endomorphismus durchaus nicht normal ist, normal zu sein: Die „meisten“ Endomorphismen sind dies nicht. Die speziellen Morphismen, die wir in diesem Kapitel betrachten wollen, haben diese Eigenschaft jedoch:

**Beispiel 22.23.**

- (a) Ist  $f: V \rightarrow V$  ein orthogonaler bzw. unitärer Endomorphismus eines endlich-dimensionalen Vektorraums  $V$  mit Skalarprodukt, so gilt  $f^* = f^{-1}$  nach Beispiel 22.16, und daher auch

$$f^* \circ f = f^{-1} \circ f = \text{id}_V = f \circ f^{-1} = f \circ f^*.$$

Ist  $f$  selbstadjungiert, also  $f^* = f$ , so gilt natürlich trivialerweise ebenfalls  $f^* \circ f = f \circ f^*$ .

Orthogonale, unitäre und selbstadjungierte Endomorphismen (und damit auch Matrizen) sind also normal.

- (b) Jede Diagonalmatrix  $A = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$  ist normal: Wegen  $\bar{A}^T = \text{diag}(\bar{\lambda}_1, \dots, \bar{\lambda}_n)$  ist dann nämlich  $\bar{A}^T A = \text{diag}(|\lambda_1|^2, \dots, |\lambda_n|^2) = A \bar{A}^T$ . Da eine solche Matrix nach Lemma 22.7 und Lemma 22.20 nur dann orthogonal, unitär oder selbstadjungiert sein kann, wenn  $|\lambda_i| = 1$  bzw.  $\lambda_i \in \mathbb{R}$  für alle  $i$  gilt, gibt es insbesondere also auch normale Endomorphismen, die nicht von der Form wie in (a) sind.

Wir wollen jetzt solche normalen Endomorphismen und Matrizen untersuchen – um nach Beispiel 22.23 (a) dann jedes Ergebnis dazu auf orthogonale, unitäre und selbstadjungierte Endomorphismen anwenden zu können.

**Lemma 22.24** (Eigenschaften normaler Endomorphismen). *Es seien  $V$  ein endlich erzeugter Vektorraum mit Skalarprodukt und  $f: V \rightarrow V$  ein normaler Endomorphismus. Dann gilt:*

- (a) *Für alle  $x \in V$  gilt  $\|f^*(x)\| = \|f(x)\|$ .*
- (b) *Ist  $x$  ein Eigenvektor von  $f$  zum Eigenwert  $\lambda$ , so ist  $x$  auch ein Eigenvektor von  $f^*$  zum Eigenwert  $\bar{\lambda}$ .*
- (c) *Eigenvektoren von  $f$  zu verschiedenen Eigenwerten stehen senkrecht aufeinander.*

*Beweis.*

- (a) Für  $x \in V$  ist

$$\|f^*(x)\|^2 = \langle f^*(x), f^*(x) \rangle = \langle x, f(f^*(x)) \rangle \stackrel{(*)}{=} \langle x, f^*(f(x)) \rangle = \langle f(x), f(x) \rangle = \|f(x)\|^2,$$

wobei wir in (\*) die Normalität von  $f$  ausgenutzt haben.

- (b) Es sei  $f(x) = \lambda x$ . Dann ist

$$\begin{aligned} \|f^*(x) - \bar{\lambda} x\|^2 &= \langle f^*(x) - \bar{\lambda} x, f^*(x) - \bar{\lambda} x \rangle \\ &= \langle f^*(x), f^*(x) \rangle - \bar{\lambda} \langle x, f^*(x) \rangle - \bar{\lambda} \langle f^*(x), x \rangle + \bar{\lambda} \bar{\lambda} \langle x, x \rangle \\ &\stackrel{(a)}{=} \langle f(x), f(x) \rangle - \bar{\lambda} \langle f(x), x \rangle - \bar{\lambda} \langle x, f(x) \rangle + \bar{\lambda} \bar{\lambda} \langle x, x \rangle \\ &= \langle f(x) - \bar{\lambda} x, f(x) - \bar{\lambda} x \rangle \\ &= 0, \end{aligned}$$

und damit  $f^*(x) - \bar{\lambda} x = 0$ .

(c) Sind  $x, y \in V$  und  $f(x) = \lambda x$  sowie  $f(y) = \mu y$  mit  $\lambda \neq \mu$ , so folgt

$$\lambda \langle x, y \rangle = \langle \bar{\lambda} x, y \rangle \stackrel{(b)}{=} \langle f^*(x), y \rangle = \langle x, f(y) \rangle = \langle x, \mu y \rangle = \mu \langle x, y \rangle,$$

also  $(\lambda - \mu) \langle x, y \rangle = 0$ . Wegen  $\lambda \neq \mu$  ergibt sich daraus sofort  $\langle x, y \rangle = 0$ .  $\square$

## 22.C Der Spektralsatz

Wir kommen nun zum Hauptresultat dieses Kapitels. Es besagt, dass normale Endomorphismen mit zerfallendem charakteristischen Polynom stets diagonalisierbar sind, und zwar sogar mit einer Orthonormalbasis. Dieser Satz wird der Spektralsatz genannt, da die Menge aller Eigenwerte eines Endomorphismus oft als das Spektrum dieses Endomorphismus bezeichnet wird und dieser Satz durch die Diagonalisierbarkeit eine Aussage über diese Eigenwerte und ihre Vielfachheiten macht.

**Satz 22.25 (Spektralsatz).** *Für einen Endomorphismus  $f$  eines endlich-dimensionalen Vektorraums  $V$  mit Skalarprodukt sind äquivalent:*

- (a)  $f$  ist normal und  $\chi_f$  zerfällt in Linearfaktoren;
- (b)  $V$  besitzt eine Orthonormalbasis aus Eigenvektoren von  $f$ .

Insbesondere ist  $f$  dann nach Folgerung 19.30 also diagonalisierbar; man sagt für (b) auch, dass  $f$  orthogonal bzw. unitär diagonalisierbar ist.

*Beweis.*

(a)  $\Rightarrow$  (b): Wir zeigen diese Richtung mit Induktion über  $n := \dim V$ ; der Fall  $n = 0$  ist trivial. Für den Induktionsschritt  $n - 1 \rightarrow n$  sei nun also  $n > 0$ .

Da  $\chi_f$  nach Voraussetzung in Linearfaktoren zerfällt, gibt es einen Eigenwert  $\lambda$  von  $f$  mit zugehörigem Eigenvektor  $x_1$ . Durch Normieren können wir diesen so wählen, dass  $\|x_1\| = 1$ . Es sei  $U = \text{Lin}(x_1)$ .

Wir ergänzen nun  $x_1$  zu einer Orthonormalbasis  $B = (x_1, x'_2, \dots, x'_n)$  von  $V$ , so dass nach Bemerkung 21.40 also  $B' = (x'_2, \dots, x'_n)$  eine Orthonormalbasis von  $U^\perp$  ist. Unser Ziel ist es, die Induktionsvoraussetzung auf die Einschränkung von  $f$  auf  $U^\perp$  anzuwenden. Dazu müssen wir die folgenden Dinge überprüfen:

- $f(U^\perp) \subset U^\perp$ , d.h.  $f$  lässt sich zu einem Endomorphismus  $f|_{U^\perp} : U^\perp \rightarrow U^\perp$  einschränken: Für alle  $x \in U^\perp$  gilt

$$\begin{aligned} \langle f(x), x_1 \rangle &= \langle x, f^*(x_1) \rangle \quad (\text{Satz 22.14 (a)}) \\ &= \langle x, \bar{\lambda} x_1 \rangle \quad (\text{Lemma 22.24 (b), da } f \text{ normal}) \\ &= \bar{\lambda} \langle x, x_1 \rangle \\ &= 0 \quad (\text{wegen } x \in U^\perp), \end{aligned}$$

und damit auch  $f(x) \in U^\perp$ .

- Die Einschränkung  $f' := f|_{U^\perp} : U^\perp \rightarrow U^\perp$  erfüllt die Voraussetzung (a) des Satzes: Für die Abbildungsmatrix  $A_f^B$  gilt

$$A_f^B = \left( \begin{array}{c|c} \lambda & 0 \\ \hline 0 & A_{f'}^{B'} \end{array} \right)$$

(wobei gemäß Satz 16.26 die erste Spalte aus  $f(x_1) = \lambda x_1$  und die Nullen neben  $\lambda$  aus  $f(U^\perp) \subset U^\perp$  folgen). Da  $f$  normal ist, ist nun nach Bemerkung 22.22 (a)

$$\overline{A_f^B}^\top A_f^B = A_f^B \overline{A_f^B}^\top \Rightarrow \left( \begin{array}{c|c} |\lambda|^2 & 0 \\ \hline 0 & \overline{A_{f'}^{B'}}^\top A_{f'}^{B'} \end{array} \right) = \left( \begin{array}{c|c} |\lambda|^2 & 0 \\ \hline 0 & A_{f'}^{B'} \overline{A_{f'}^{B'}}^\top \end{array} \right),$$

also  $A_{f'}^{B'}$  und damit  $f'$  normal; und wegen  $\chi_f(t) = (t - \lambda) \chi_{f'}(t)$  zerfällt mit  $\chi_f$  auch  $\chi_{f'}$  in Linearfaktoren.

Nach der Induktionsvoraussetzung gibt es nun also eine Orthonormalbasis  $(x_2, \dots, x_n)$  von  $U^\perp$  aus Eigenvektoren von  $f$  (bzw.  $f'$ ), so dass wie gewünscht  $(x_1, \dots, x_n)$  eine Orthonormalbasis von  $V$  aus Eigenvektoren von  $f$  ist.

- (b)  $\Rightarrow$  (a): Es sei  $B$  eine Orthonormalbasis von  $V$  aus Eigenvektoren von  $f$ . Dann ist die Abbildungsmatrix  $A = A_f^B$  nach Folgerung 19.30 eine Diagonalmatrix. Insbesondere ist diese Matrix normal nach Beispiel 22.23 (b) und hat ein zerfallendes charakteristisches Polynom nach Folgerung 19.36 (a). Dasselbe gilt damit auch für  $f$ .  $\square$

54

Da der Spektralsatz in der Praxis sehr häufig gebraucht wird, schreiben wir ihn hier auch noch einmal in Matrixform auf:

**Folgerung 22.26** (Spektralsatz in Matrixform). *Für eine quadratische Matrix  $A \in \mathbb{K}^{n \times n}$  sind äquivalent:*

- (a)  *$A$  ist normal und  $\chi_A$  zerfällt in Linearfaktoren;*
- (b) *es gibt eine orthogonale bzw. unitäre Matrix  $T$ , so dass*

$$T^{-1}AT = \bar{T}^TAT = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$$

*eine Diagonalmatrix (mit den Eigenwerten  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$  von  $A$  auf der Diagonale) ist.*

Man sagt für (b) wieder, dass  $A$  **orthogonal** bzw. **unitär diagonalisierbar** ist.

*Beweis.* Es sei  $f = f_A: \mathbb{K}^n \rightarrow \mathbb{K}^n$ ,  $x \mapsto Ax$  die zu  $A$  gehörige lineare Abbildung, so dass umgekehrt also  $A = A_f$  die Abbildungsmatrix von  $f$  bezüglich der Standardbasis von  $\mathbb{K}^n$  ist. Wir versehen  $\mathbb{K}^n$  mit dem Standardskalarprodukt, für das die Standardbasis natürlich eine Orthonormalbasis ist.

Nach Bemerkung 22.22 (a) ist  $A$  nun genau dann normal mit in Linearfaktoren zerfallendem charakteristischen Polynom, wenn dies für  $f$  gilt. Dies ist nach dem Spektralsatz 22.25 wiederum genau dann der Fall, wenn  $\mathbb{K}^n$  eine Orthonormalbasis  $(x_1, \dots, x_n)$  aus Eigenvektoren von  $f$  bzw.  $A$  besitzt. Mit  $T = (x_1 \mid \dots \mid x_n)$  und  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$  den Eigenwerten zu  $x_1, \dots, x_n$  ist diese Aussage nach Folgerung 19.30 und Lemma 22.3 (b) aber genau äquivalent dazu, dass  $T$  orthogonal bzw. unitär ist und  $T^{-1}AT$  die Diagonalmatrix mit Einträgen  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$  ist.  $\square$

**Beispiel 22.27.** Die für uns wichtigsten Spezialfälle von Folgerung 22.26 sind:

- (a)  $\mathbb{K} = \mathbb{C}$  und  $A$  ist hermitesch oder unitär: Dann ist  $A$  nach Bemerkung 22.23 (a) normal, und wegen des Fundamentalsatzes der Algebra aus Satz 6.11 zerfällt  $\chi_A$  in Linearfaktoren. Also ist  $A$  dann nach Folgerung 22.26 unitär diagonalisierbar.
- (b)  $\mathbb{K} = \mathbb{R}$  und  $A$  ist symmetrisch (also selbstadjungiert): Wie in (a) ist  $A$  auch dann wieder normal. Außerdem können wir  $A$  auch als komplexe hermitesche Matrix auffassen; das charakteristische Polynom zerfällt dann zumindest über  $\mathbb{C}$  wieder in Linearfaktoren, d. h. es ist  $\chi_A(t) = (t - \lambda_1) \cdots (t - \lambda_n)$  mit den Eigenwerten  $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{C}$  von  $A$ . Diese Eigenwerte sind nach Lemma 22.20 (b) aber reell, und damit zerfällt  $\chi_A$  sogar über  $\mathbb{R}$  in Linearfaktoren. Wir erhalten so den sicher wichtigsten Fall des Spektralsatzes:

Symmetrische reelle Matrizen sind stets orthogonal diagonalisierbar.

- (c)  $\mathbb{K} = \mathbb{R}$  und  $A$  ist orthogonal: Dann muss  $\chi_A$  nicht notwendig in Linearfaktoren zerfallen – wie z. B. bei einer Drehung in  $\mathbb{R}^2$  wie in Beispiel 19.13 (c). Nach Folgerung 19.40 ist  $A$  dann also auch nicht notwendig diagonalisierbar.

**Beispiel 22.28.** Die Berechnung der Matrix  $T$  in Folgerung 22.26 bzw. der Orthonormalbasis in Satz 22.25 ist mit unserem Vorwissen nicht mehr weiter kompliziert: Wir berechnen mit dem Verfahren von Gram-Schmidt aus Satz 21.31 Orthonormalbasen aller Eigenräume – besonders einfach ist dies natürlich für alle eindimensionalen Eigenräume, weil wir für diese nur jeweils einen normierten

Eigenvektor benötigen. Nach Lemma 22.24 (c) erhalten wir auf diese Art eine orthonormale Familie, und wegen der aus dem Spektralsatz folgenden Diagonalisierbarkeit sogar eine Orthonormalbasis. Als konkretes Beispiel sei

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}.$$

Die Matrix  $A$  ist offensichtlich reell symmetrisch und damit nach Beispiel 22.27 (b) orthogonal diagonalisierbar. Wie üblich (siehe Beispiel 19.16) berechnen wir dazu zuerst die Eigenwerte und -räume von  $A$ . Die Rechnung zeigt, dass  $A$  zwei Eigenwerte besitzt, und zwar

- $\lambda_1 = 3$  mit Eigenraum  $\text{Eig}(A, 3) = \text{Lin} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ , also normiertem Eigenvektor  $\frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ , und
- $\lambda_2 = 1$  mit Eigenraum  $\text{Eig}(A, 1) = \text{Lin} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$ , also normiertem Eigenvektor  $\frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$

(wie man durch Rückwärtseinsetzen auch leicht bestätigen kann). Beachte, dass wir dabei für die Bestimmung der Orthonormalbasen das Standardskalarprodukt nehmen müssen und *nicht* die durch  $A$  bestimmte Bilinearform  $b(x, y) = x^T A y$ . Dies wird aus dem Beweis von Folgerung 22.26 deutlich; man sieht es aber auch schon daran, dass wir nach Bemerkung 22.2 (b) für eine orthogonale Matrix ja Spaltenvektoren brauchen, die *bezüglich des Standardskalarprodukts* orthonormal sind.

Schreiben wir diese Vektoren nun wie üblich als Spalten in eine Matrix, so erhalten wir also die orthogonale Matrix

$$T = \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \in O(2)$$

(wie man leicht sieht, bilden die Spalten in der Tat eine Orthonormalbasis von  $\mathbb{R}^2$  bezüglich des Standardskalarprodukts), und es gilt dann

$$T^{-1} A T = T^T A T = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix},$$

wie man auch leicht durch direkte Matrixmultiplikation (bzw. Inversenbildung) überprüfen kann.

**Aufgabe 22.29** (Wurzelziehen für Matrizen). Es sei  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  eine symmetrische Matrix. Man zeige:

- Ist  $A$  positiv semidefinit, so gibt es eine eindeutig bestimmte symmetrische positiv semidefinite Matrix  $B \in \mathbb{R}^{n \times n}$  mit  $B^2 = A$ . Man nennt sie die *Wurzel* aus  $A$ .
- Ist  $A$  nicht positiv semidefinit, so kann es zwar eine Matrix  $B \in \mathbb{R}^{n \times n}$  mit  $B^2 = A$  geben, aber keine symmetrische.

**Aufgabe 22.30.**

- Es seien  $V$  ein endlich-dimensionaler unitärer Vektorraum und  $f: V \rightarrow V$  ein Endomorphismus. Zeige, dass die folgenden drei Aussagen äquivalent sind:
  - $f^* = -f$ .
  - Es gibt eine Orthonormalbasis von  $V$  aus Eigenvektoren von  $f$ , und der Realteil jedes Eigenwerts ist 0.
  - Für alle  $x \in V$  gilt  $\langle x, f(x) \rangle \in i\mathbb{R}$ .
- Man zeige: Für alle  $n \in \mathbb{N}_{>0}$  und jede Matrix  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  mit  $A^T + A = 0$  ist  $E - A$  invertierbar und  $(E - A)^{-1}(E + A) \in \text{SO}(n)$ .

**Aufgabe 22.31.** Es sei  $B \in \mathbb{R}^{n \times n}$  eine symmetrische Matrix. Zeige, dass es eine Matrix  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  gibt mit  $A^3 + A = B$ .

In seiner ursprünglichen Form macht der Spektralsatz 22.25 eine Aussage über Endomorphismen. Wir wollen nun sehen, dass man ihn jedoch ebenso gewinnbringend auf Bilinearformen bzw. Sesquilinearformen anwenden kann – denn obwohl sich deren Gramsche Matrizen nach Bemerkung 21.8 zunächst einmal anders transformieren als die Abbildungsmatrizen von Endomorphismen (nämlich

mit  $A \mapsto \bar{T}^T A T$  statt mit  $A \mapsto T^{-1} A T$ ), stimmen diese beiden Transformationsregeln für eine orthogonale bzw. unitäre Matrix  $T$  ja überein.

Als Erstes wollen wir eine in der Praxis besonders wichtige Charakterisierung positiv definiter Matrizen (bzw. Bilinear- oder Sesquilinearformen) mit Hilfe von Eigenwerten angeben. Wir stellen sie im Folgenden noch einmal mit dem uns bereits aus Satz 21.42 bekannten Hurwitz-Kriterium zusammen und erweitern diese Aussagen auch auf negativ definite und indefinite Matrizen, da wir dies für die spätere Anwendung auf Extremwertuntersuchungen benötigen werden (siehe Satz 26.20).

**Satz 22.32** (Kriterien für die Definitheit von Matrizen). *Es sei  $A \in \mathbb{K}^{n \times n}$  eine symmetrische (für  $\mathbb{K} = \mathbb{R}$ ) bzw. hermitesche (für  $\mathbb{K} = \mathbb{C}$ ) Matrix. Ferner sei  $A_k \in \mathbb{K}^{k \times k}$  für  $k = 1, \dots, n$  die Matrix, die aus den ersten  $k$  Zeilen und Spalten von  $A$  besteht. Dann gilt:*

(a) **(Eigenwertkriterium)**

*A ist genau dann positiv definit / negativ definit / positiv semidefinit / negativ semidefinit, wenn  $\lambda > 0 / \lambda < 0 / \lambda \geq 0 / \lambda \leq 0$  für jeden (nach Lemma 22.20 (b) reellen) Eigenwert  $\lambda$  von A gilt.*

*A ist genau dann indefinit, wenn A mindestens einen positiven und einen negativen Eigenwert besitzt.*

(b) **(Hurwitz-Kriterium)**

*A ist genau dann positiv definit, wenn  $\det A_k > 0$  für alle  $k$ .*

*A ist genau dann negativ definit, wenn  $\det A_k > 0$  für alle geraden und  $\det A_k < 0$  für alle ungeraden  $k$ .*

*Ist  $\det A \neq 0$ , so ist A genau dann positiv bzw. negativ semidefinit, wenn A positiv bzw. negativ definit ist.*

*Ist  $\det A \neq 0$ , so ist A genau dann indefinit, wenn A weder positiv noch negativ definit ist, also wenn die Vorzeichenfolge von  $\det A_k$  für  $k = 1, \dots, n$  weder  $(+, +, +, \dots)$  noch  $(-, +, -, +, \dots)$  ist.*

*Beweis.*

(a) Nach der Folgerung 22.26 aus dem Spektralsatz gibt es eine orthogonale bzw. unitäre Matrix  $T$  mit  $\bar{T}^T A T = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ , wobei  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$  die Eigenwerte von  $A$  sind. Analog zu Bemerkung 21.12 hat  $A$  nun genau dann eine der betrachteten Definitheitseigenschaften, wenn diese für die Diagonalmatrix  $\text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$  gilt. Die Aussage folgt damit unmittelbar aus Beispiel 21.15 (a) bzw. Folgerung 21.18.

(b) Der Fall der positiven Definitheit ist genau Satz 21.42. Weiterhin ist  $A$  genau dann negativ definit, wenn  $\bar{x}^T A x < 0$  und damit  $\bar{x}^T (-A) x > 0$  für alle  $x \in \mathbb{K}^n \setminus \{0\}$  gilt, also genau dann, wenn  $-A$  positiv definit ist. Anwenden von Satz 21.42 auf  $-A$  ergibt in diesem Fall also wegen  $\det(-A_k) = (-1)^k \det A_k$  die Behauptung.

Ist nun  $\det A \neq 0$ , so ist  $A$  invertierbar, d. h. es ist  $\text{Eig}(A, 0) = \text{Ker} A = \{0\}$  und damit 0 kein Eigenwert von  $A$ . Nach (a) ist  $A$  damit genau dann positiv bzw. negativ semidefinit, wenn  $A$  positiv bzw. negativ definit ist, und indefinit, wenn dies beides nicht der Fall ist.  $\square$

**Bemerkung 22.33.** Zur Bestimmung der Definitheitseigenschaften einer symmetrischen bzw. hermiteschen Matrix  $A$  mit Satz 22.32 ist das Hurwitz-Kriterium oftmals geeigneter, da die Berechnung von Determinanten einfacher ist als die aller Eigenwerte. Es liefert aber nicht in jedem Fall eine Entscheidung: Ist  $\det A = 0$ , so lässt sich mit dem Hurwitz-Kriterium in der Regel keine allgemeine Aussage treffen. Dies zeigt das Beispiel der drei Matrizen

$$\text{diag}(0, 1, 1), \text{diag}(0, -1, -1) \quad \text{und} \quad \text{diag}(0, 1, -1),$$

die nach Satz 22.32 (a) positiv semidefinit, negativ semidefinit bzw. indefinit sind, für die aber alle Untermatrizen der ersten  $k = 1, 2, 3$  Zeilen und Spalten die Determinante 0 haben.

**Aufgabe 22.34.** Es sei  $A = (a_{i,j})_{i,j} \in \mathbb{R}^{n \times n}$  eine symmetrische reelle Matrix mit

$$a_{i,i} > \sum_{j \neq i} |a_{i,j}|$$

für alle  $i = 1, \dots, n$ . Beweise, dass  $A$  dann positiv definit ist – symmetrische Matrizen, deren Diagonaleinträge im Vergleich zu den anderen „groß genug“ sind, sind also positiv definit.

Als weitere Anwendung des Spektralsatzes auf symmetrische Bilinearformen bzw. Sesquilinearformen können wir dafür den folgenden „Normalformensatz“ zeigen, der die Aussage von Bemerkung 21.33 auf den nicht notwendig positiv definiten Fall verallgemeinert:

**Satz 22.35 (Trägheitssatz von Sylvester).** *Es seien  $V$  ein endlich erzeugter  $\mathbb{K}$ -Vektorraum und  $b$  eine symmetrische Bilinearform (für  $\mathbb{K} = \mathbb{R}$ ) bzw. hermitesche Sesquilinearform (für  $\mathbb{K} = \mathbb{C}$ ). Dann gibt es eine Basis  $B$  von  $V$ , bezüglich der die Gramsche Matrix von  $b$  die einfache Form*

$$A_b^B = \text{diag}(\underbrace{1, \dots, 1}_k, \underbrace{-1, \dots, -1}_l, 0, \dots, 0) = \left( \begin{array}{c|c|c} E_k & & 0 \\ \hline & -E_l & \\ \hline 0 & & 0 \end{array} \right)$$

hat. Dabei ist die Anzahl  $k$  bzw.  $l$  der Einträge 1 bzw.  $-1$  auf der Diagonalen durch  $b$  bereits eindeutig bestimmt, und zwar ist  $k$  bzw.  $l$  gleich

- (a) der maximalen Dimension eines Unterraums von  $V$ , auf dem  $b$  positiv bzw. negativ definit ist; und
- (b) der (mit Vielfachheiten gezählten) Anzahl der positiven bzw. negativen Eigenwerte einer beliebigen Gramschen Matrix zu  $b$ .

*Beweis.* Wir teilen den Beweis in zwei Teile:

Teil 1: Als Erstes zeigen wir die Eindeutigkeit von  $k$  und  $l$  und den Ausdruck aus (a). Dazu betrachten wir eine beliebige Basis  $B = (x_1, \dots, x_n)$  von  $V$ , für die  $A_b^B = (b(x_i, x_j))_{i,j}$  die im Satz angegebene Form hat. Dann ist  $U_+ := \text{Lin}(x_1, \dots, x_k)$  sicher ein  $k$ -dimensionaler Unterraum von  $V$ , auf dem  $b$  positiv definit ist, denn die Gramsche Matrix der Einschränkung von  $b$  auf  $U_+$  ist ja gerade die positiv definite Matrix  $E_k$ . Genauso sieht man natürlich, dass  $U_- := \text{Lin}(x_{k+1}, \dots, x_n)$  ein  $(n-k)$ -dimensionaler Unterraum ist, auf dem  $b$  negativ semidefinit ist.

Ist nun andererseits  $U \leq V$  ein beliebiger Unterraum, auf dem  $b$  positiv definit ist, so ist mit dem eben gefundenen  $U_-$  sicher  $U \cap U_- = \{0\}$ , denn für ein  $x \in U \cap U_-$  mit  $x \neq 0$  ergäbe sich aus  $b(x, x) > 0$  wegen  $x \in U$  und  $b(x, x) \leq 0$  wegen  $x \in U_-$  sofort ein Widerspruch. Mit der Dimensionsformel aus Satz 14.25 erhalten wir also

$$\dim U = \dim(U \cap U_-) + \underbrace{\dim(U + U_-)}_{\leq n} - \dim U_- \leq 0 + n - (n - k) = k.$$

Also ist  $k$  wirklich die maximale Dimension eines Unterraums von  $V$ , auf dem  $b$  positiv definit ist. Analog zeigt man die entsprechende Aussage für  $l$ . Wir haben damit also den Ausdruck für  $k$  und  $l$  in (a) bewiesen, und somit auch die Eindeutigkeit der im Satz angegebenen Matrixdarstellung.

Teil 2: Wir zeigen nun (konstruktiv) die Existenz einer Basis  $B$  wie in der Behauptung und dabei den Ausdruck aus (b). Dazu sei zunächst  $B'$  eine beliebige Basis von  $V$ . Nach Lemma 21.11 bzw. Konstruktion 21.18 ist mit  $b$  auch die Gramsche Matrix  $A := A_b^{B'}$  symmetrisch bzw. hermitesch. Wir gehen nun in zwei Schritten vor:

- Schritt 1: Drehung auf Diagonalform.

Aus dem Spektralsatz folgt wie in Beispiel 22.27 die Existenz einer orthogonalen bzw. unitären Matrix  $T$ , so dass

$$\bar{T}^T A T = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$$

eine Diagonalmatrix mit den (nach Lemma 22.20 (b) reellen) Eigenwerten  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$  von  $A$  ist. Dabei wählen wir die Reihenfolge der Spalten von  $T$  und damit der Diagonaleinträge der Matrix so, dass die Eigenwerte  $\lambda_1, \dots, \lambda_k$  positiv,  $\lambda_{k+1}, \dots, \lambda_{k+l}$  negativ, und  $\lambda_{k+l+1}, \dots, \lambda_n$  gleich 0 sind.

- Schritt 2: Koordinatenstreckung auf Normalform.

Wir setzen nun

$$S = \bar{S}^T = \text{diag} \left( \frac{1}{\sqrt{|\lambda_1|}}, \dots, \frac{1}{\sqrt{|\lambda_{k+l}|}}, 1, \dots, 1 \right) \in \text{GL}(n, \mathbb{K}).$$

Dann ist

$$\bar{T}S^T A TS = \bar{S}^T \bar{T}^T A TS = \bar{S}^T \cdot \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) \cdot S = \text{diag}(1, \dots, 1, -1, \dots, -1, 0, \dots, 0).$$

Nach Lemma 16.41 gibt es nun aber eine Basis  $B$ , so dass die Basiswechselmatrix  $A^{B,B'}$  gleich  $TS$  ist. Mit der Transformationsregel für Bilinearformen aus Satz 21.7 (bzw. für Sesquilinearformen aus Konstruktion 21.18) hat die Matrix  $A_b^B$  dann die gewünschte Form, wobei  $k$  und  $l$  wie in (b) sind.  $\square$

### Bemerkung 22.36.

- Im Fall einer positiv definiten symmetrischen Bilinearform bzw. hermiteschen Sesquilinearform ist natürlich  $k = n$  und  $l = 0$  in Satz 22.35, so dass  $A_b^B$  die Einheitsmatrix ist. Diese Aussage ist genau die uns schon bekannte Existenz von Orthonormalbasen zu Skalarprodukten wie in Bemerkung 21.33.
- Natürlich gibt es auch vom Trägheitssatz 22.35 eine Matrixform: Für jede reelle symmetrische bzw. komplexe hermitesche Matrix  $A \in \mathbb{K}^{n \times n}$  gibt es (wie in Teil 2 des Beweises) eine invertierbare Matrix  $T$ , so dass  $\bar{T}^T A T$  die in Satz 22.35 angegebene Gestalt hat. Dabei sind auch hier dann die Anzahlen  $k$  und  $l$  der Diagonaleinträge 1 bzw.  $-1$  eindeutig bestimmt und gleich der maximalen Dimension eines Unterraums von  $\mathbb{K}^n$ , auf dem  $A$  positiv bzw. negativ definit ist, sowie gleich der Anzahl der positiven bzw. negativen Eigenwerte von  $\bar{S}^T A S$  für eine beliebige invertierbare Matrix  $S \in \text{GL}(n, \mathbb{K})$ . Mit den uns bekannten Entsprechungen zwischen Bilinearformen bzw. Sesquilinearformen und Matrizen ergeben sich diese Aussagen unmittelbar aus Satz 22.35 angewendet auf  $b(x, y) = \bar{x}^T A y$ .

Insbesondere bedeutet dies, dass die Matrizen  $A$  und  $\bar{S}^T A S$  für alle  $S \in \text{GL}(n, \mathbb{K})$  die gleiche Anzahl positiver (und analog negativer) Eigenwerte haben – obwohl die Eigenwerte selbst ja nicht übereinstimmen, da  $A$  und  $\bar{S}^T A S$  im Allgemeinen nicht ähnlich zueinander sind. Diese Aussage, die aus unserem Satz 22.35 folgt, wird in der Literatur auch oft Trägheitssatz von Sylvester genannt. Aus ihr leitet sich auch der Name „Trägheitssatz“ ab: Der Satz zeigt, dass sich die Anzahlen der positiven und negativen Eigenwerte einer hermiteschen Matrix unter Transformationen der Form  $A \mapsto \bar{S}^T A S$  nicht ändern, sich also in diesem Sinne „träg“ verhalten.

55

Die in Teil 2 vom Beweis des Trägheitssatzes 22.35 konstruierte Transformation, um eine gegebene reelle symmetrische Bilinearform in die dort angegebene Normalform zu bringen, hat auch eine einfache geometrische Bedeutung. Der Einfachheit halber betrachten wir diese zunächst im positiv definiten Fall, also wenn alle Diagonaleinträge der transformierten Matrix gleich 1 sind.

**Konstruktion 22.37 (Hauptachsentransformation).** Wir betrachten ein Skalarprodukt auf  $\mathbb{R}^n$  mit Gramscher Matrix  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  und wollen es visualisieren, indem wir die nach Definition 21.13 zugehörige Norm  $\|x\| = \sqrt{x^T A x}$  betrachten und die Menge

$$M := \{x \in \mathbb{R}^n : \|x\| = 1\} = \{x \in \mathbb{R}^n : x^T A x = 1\}$$

aller Punkte mit Norm 1 zeichnen, also den „Rand der Einheitskugel“ bezüglich des Skalarprodukts. Um  $M$  geometrisch zu beschreiben, führen wir die zwei Schritte in Teil 2 des Beweises von Satz 22.35 durch:

- Drehung auf Diagonalform: Wir finden nach dem Spektralsatz eine orthogonale Matrix  $T$ , so dass  $T^T A T = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) =: D$  eine Diagonalmatrix ist. Als Eigenwerte von  $A$  sind diese  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$  nach Satz 22.32 (a) positiv.

Wir machen nun die Koordinatentransformation  $y := T^{-1}x = T^T x$ , also  $x = Ty$ , die wir uns wegen  $T \in O(n)$  als Drehung (bzw. Spiegelung) in  $\mathbb{R}^n$  vorstellen können. Mit diesen neuen Koordinaten ist

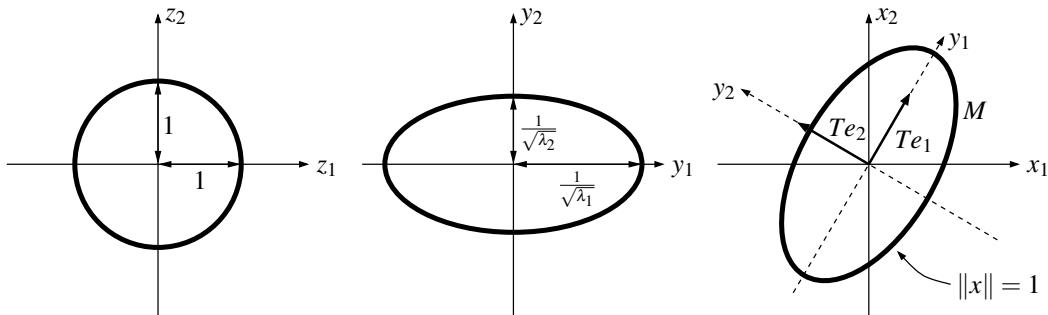
$$x^T A x = 1 \Leftrightarrow y^T T^T A T y = 1 \Leftrightarrow y^T D y = 1 \Leftrightarrow \lambda_1 y_1^2 + \dots + \lambda_n y_n^2 = 1.$$

- Koordinatenstreckung auf Normalform: Wegen  $\lambda_i > 0$  für alle  $i$  können wir nun noch die weitere Koordinatentransformation  $z_i := \sqrt{\lambda_i} y_i$ , also  $y_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} z_i$  für  $i = 1, \dots, n$  durchführen, die einer Streckung der Koordinatenachsen (mit unterschiedlichen Streckfaktoren) entspricht. In diesen neuen Koordinaten ist nun einfach

$$x^T A x = 1 \Leftrightarrow \lambda_1 y_1^2 + \dots + \lambda_n y_n^2 = 1 \Leftrightarrow z_1^2 + \dots + z_n^2 = 1,$$

d. h. hier bekommen wir nun den Rand der „gewöhnlichen Einheitskugel“.

Unsere ursprüngliche Menge  $M$  entsteht also aus dem Rand der normalen Einheitskugel (in den Koordinaten  $z_i$ ), indem wir zuerst die einzelnen Koordinaten strecken (Übergang von den  $z_i$  zu den  $y_i$ ) und das resultierende Ellipsoid dann im Raum drehen (Übergang von den  $y_i$  zu den  $x_i$ ). Die gesuchte Menge  $M$  ist also wie im folgenden Bild für  $n = 2$  dargestellt ein im Raum gedrehtes Ellipsoid.



Wie im Bild angedeutet sind die charakteristischen Merkmale dieses Ellipsoide:

- Seine Radien sind gerade  $\frac{1}{\sqrt{\lambda_i}}$ , denn dies sind die  $y_i$ -Werte, die  $z_i = 1$  entsprechen;
- Seine Symmetriechsen werden aufgespannt von den  $x$ -Vektoren, die im  $y$ -Koordinatensystem den Einheitsvektoren entsprechen – wegen  $x = Ty$  also von den Spalten  $T e_1, \dots, T e_n$  von  $T$  und damit genau von den Eigenvektoren von  $A$ . Diese Symmetriechsen werden auch als die **Hauptachsen** des Ellipsoide bezeichnet – daher der Name Hauptachsentransformation.

Als konkretes Beispiel ist die Menge  $M = \{x \in \mathbb{R}^n : x^T A x = 1\}$  für die Matrix

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$$

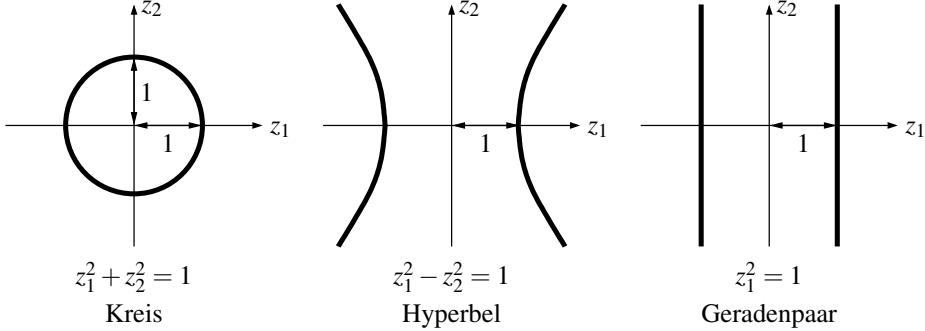
aus Beispiel 22.28 also aufgrund der dort durchgeföhrten Rechnung eine Ellipse mit Hauptachsen

$$\text{Lin} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad \text{und} \quad \text{Lin} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$$

und Radien  $\frac{1}{\sqrt{3}}$  bzw. 1 in diesen beiden Richtungen.

**Bemerkung 22.38.** Untersuchen wir die Menge  $M = \{x \in \mathbb{R}^n : x^T A x = 1\}$  wie in Konstruktion 22.37 für eine symmetrische Matrix  $A$ , die nicht mehr notwendig positiv definit ist, so können wir immer noch das Verfahren aus Teil 2 des Beweises von Satz 22.35 anwenden, erhalten jedoch am Ende in den Koordinaten  $z_i$  eine quadratische Gleichung, deren Koeffizienten 1, -1 und 0 sein können (je

nachdem, wie viele Eigenwerte von  $A$  positiv, negativ bzw. 0 sind). Bis auf Permutation dieser Variablen erhalten wir so z. B. für  $n = 2$  als Möglichkeiten für ein nicht-leeres  $M$  wie im folgenden Bild neben einem Kreis (bei zwei positiven Eigenwerten) eine *Hyperbel* (bei einem positiven und einem negativen Eigenwert) und ein *Geradenpaar* (bei einem positiven Eigenwert und einem Eigenwert 0):



Wie in Konstruktion 22.37 ist die ursprüngliche Menge  $M$  dann eine in den Koordinatenrichtungen gestreckte und anschließend gedrehte Variante dieser Bilder. Hat  $A$  keinen positiven Eigenwert, so ist  $M = \emptyset$ , da eine Summe von Quadraten mit nicht-positiven Vorfaktoren niemals 1 ergeben kann. Für  $n > 2$  gibt es natürlich entsprechend mehr qualitativ verschiedene Möglichkeiten für  $M$ .

**Aufgabe 22.39.** Die symmetrische reelle Matrix  $A = \begin{pmatrix} 4 & -2 & -2 \\ -2 & 7 & 4 \\ -2 & 4 & 7 \end{pmatrix}$  hat genau die beiden Eigenwerte 3 und 12. Da alle Eigenwerte positiv sind, ist  $A$  nach Satz 22.32 (b) also positiv definit und bestimmt somit ein Skalarprodukt auf  $\mathbb{R}^3$ .

- Berechne eine orthogonale Matrix  $T$ , so dass  $T^{-1}AT$  eine Diagonalmatrix ist.
- Bestimme mit einer Hauptachsentransformation die Punkte der Menge  $\{x \in \mathbb{R}^3 : x^T Ax = 3\}$ , die vom Ursprung (bezüglich des Standardskalarprodukts) den kleinsten Abstand haben.

**Aufgabe 22.40.** Man zeige: Ist  $A \in \text{Mat}(n \times n, \mathbb{C})$  normal, so ist  $A$  genau dann hermitesch, wenn alle Eigenwerte von  $A$  reell sind.

**Aufgabe 22.41** (Normalform antisymmetrischer Bilinearformen). Es sei  $V$  ein endlich-dimensionaler Vektorraum über einem Körper  $K \in \{\mathbb{Q}, \mathbb{R}, \mathbb{C}\}$ . Wir nennen eine Bilinearform  $b$  auf  $V$  *antisymmetrisch*, wenn  $b(x, y) = -b(y, x)$  für alle  $x, y \in V$  gilt, und eine Matrix  $A \in K^{n \times n}$  *antisymmetrisch*, wenn  $A^T = -A$  ist. Analog zu Lemma 21.11 sieht man sofort, dass  $b$  genau dann antisymmetrisch ist, wenn  $A_b^B$  für eine beliebige Basis  $B$  von  $V$  antisymmetrisch ist. Man zeige:

- Zu jeder antisymmetrischen Bilinearform  $b$  auf  $V$  gibt es eine Basis  $B$  von  $V$ , so dass

$$A_b^B = \begin{pmatrix} I & & & 0 \\ & \ddots & & \\ & & I & \\ 0 & & & 0 \end{pmatrix} \quad \text{mit} \quad I := \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \in K^{2 \times 2}$$

gilt, also so dass  $A_b^B$  eine Blockdiagonalmatrix mit einer gewissen Anzahl  $k$  von Blöcken  $I$  (mit  $0 \leq 2k \leq n$ ) und  $n - 2k$  anschließenden Nullzeilen und -spalten ist.

(Hinweis: Ist  $b \neq 0$ , so zeige man die Existenz eines zweidimensionalen Unterraums  $U \leq V$ , so dass die Einschränkung von  $b$  auf  $U$  bezüglich einer geeigneten Basis die Gramsche Matrix  $I$  hat, und verwende dann Induktion über  $\dim V$  wie im Beweis des Spektralsatzes.)

- Die Determinante jeder ganzzahligen antisymmetrischen Matrix ist eine Quadratzahl.

## 22.D Die Singulärwertzerlegung

Als Abschluss der linearen Algebra wollen wir nun noch sehen, dass die Eigenwerttheorie und der Spektralsatz überraschenderweise sogar auf beliebige lineare Abbildungen mit unterschiedlichem Start- und Zielraum angewendet werden können – und damit eine Brücke zurück zu Kapitel 16 schlagen, in dem wir derartige Abbildungen untersucht haben.

Dazu erinnern wir uns an unseren ersten Normalformensatz 17.29: Zu einem Morphismus  $f: V \rightarrow W$  zwischen endlich-dimensionalen Vektorräumen  $V$  und  $W$  gibt es stets Basen  $B$  und  $C$  von  $V$  bzw.  $W$ , so dass die zugehörige Abbildungsmatrix die besonders einfache Form

$$A_f^{B,C} = \left( \begin{array}{c|c} E_r & 0 \\ \hline 0 & 0 \end{array} \right)$$

hat. Wir suchen nun nach einer analogen Aussage, bei der  $V$  und  $W$  Vektorräume mit Skalarprodukt sind und wir nur *Orthonormalbasen*  $B$  und  $C$  zulassen wollen. Da uns dies mehr einschränkt, erwarten wir natürlich, dass die zugehörige Normalform dann nicht mehr ganz so einfach sein wird. Wir werden allerdings sehen, dass es genügt, statt der Einsen auf der „Diagonalen“ der Abbildungsmatrix beliebige positive reelle Zahlen zuzulassen. Daher führen wir für derartige Matrizen zunächst eine einfache Notation ein:

**Notation 22.42** (Nichtquadratische Diagonalmatrizen). Im Folgenden wollen wir auch eine nicht notwendig quadratische Matrix  $D = (d_{i,j})_{i,j} \in K^{m \times n}$  als *Diagonalmatrix* bezeichnen, wenn  $d_{i,j} = 0$  für alle  $i \neq j$ . Analog zu Definition 19.29 schreiben wir für  $\lambda_1, \dots, \lambda_r \in K$  mit  $r \leq \min(m, n)$

$$D = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_r) := \left( \begin{array}{cc|c} \lambda_1 & & 0 & 0 \\ & \ddots & & \\ 0 & & \lambda_r & \\ \hline & 0 & & 0 \end{array} \right) \in K^{m \times n}$$

(wobei die Größe der Matrix aus dieser Schreibweise nicht ersichtlich ist und aus dem Zusammenhang klar sein muss). Oft verlangen wir dabei, dass  $\lambda_1, \dots, \lambda_r$  ungleich 0 sind, in diesem Fall ist dann natürlich  $r = \text{rk } D$ .

Beachte, dass auch diese Diagonalmatrizen wie erwartet transponiert und multipliziert werden können: Ist  $D = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_r) \in K^{m \times n}$ , so ist z. B. auch

$$D^T = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_r) \in K^{n \times m} \quad \text{und} \quad D^T D = \text{diag}(\lambda_1^2, \dots, \lambda_r^2) \in K^{n \times n}.$$

Damit können wir nun den angekündigten Normalformensatz beweisen, der in der Literatur unter dem Namen *Singulärwertzerlegung* bekannt ist. Für den Beweis ist es praktisch, zunächst die Matrixform dieses Satzes zu betrachten.

**Satz 22.43** (Singulärwertzerlegung). *Zu jeder Matrix  $A \in K^{m \times n}$  gibt es orthogonale bzw. unitäre Matrizen  $S \in K^{m \times m}$  und  $T \in K^{n \times n}$ , so dass*

$$S^{-1} A T = \bar{S}^T A T = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_r) =: D \quad \in K^{m \times n}$$

*eine Diagonalmatrix mit reellen positiven  $\lambda_1, \dots, \lambda_r$  und  $r = \text{rk } A$  ist.*

*Die  $\lambda_1, \dots, \lambda_r$  sind dabei bis auf die Reihenfolge eindeutig bestimmt und heißen die **Singulärwerte** von  $A$ . Man nennt die Produktdarstellung  $A = S D T^{-1} = S D \bar{T}^T$  die **Singulärwertzerlegung** von  $A$ .*

*Beweis.* Wir zeigen zunächst die Eindeutigkeit der Singulärwerte: Sind  $S$  und  $T$  beliebige orthogonale bzw. unitäre Matrizen der passenden Größen, so dass  $\bar{S}^T A T = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_r) =: D$  eine

Diagonalmatrix mit reellen positiven  $\lambda_1, \dots, \lambda_r$  ist, so folgt durch Transponieren und Konjugieren auch  $\bar{T}^\top \bar{A}^\top S = \bar{D}^\top = D^\top$ , und damit

$$T^{-1} \bar{A}^\top A T = \bar{T}^\top \bar{A}^\top A T = \bar{T}^\top \bar{A}^\top S \bar{S}^\top A T = D^\top D = \text{diag}(\lambda_1^2, \dots, \lambda_r^2) \in \mathbb{K}^{n \times n}.$$

Die Matrix  $\bar{A}^\top A$  ist also ähnlich zur Diagonalmatrix  $D^\top D$  und hat damit dieselben Eigenwerte. Die  $\lambda_1^2, \dots, \lambda_r^2$  (und damit auch  $\lambda_1, \dots, \lambda_r$ ) sind daher bis auf ihre Reihenfolge eindeutig bestimmt, nämlich als die Eigenwerte von  $\bar{A}^\top A$  ungleich 0.

Der Existenzbeweis der Singulärwertzerlegung ist konstruktiv und erfolgt in zwei Schritten, wobei der erste eng an den gerade geführten Eindeutigkeitsbeweis angelehnt ist:

(a) Bestimmung von  $T$ .

Motiviert durch den Eindeutigkeitsbeweis betrachten wir die Matrix  $\bar{A}^\top A \in \mathbb{K}^{n \times n}$ . Sie ist symmetrisch bzw. hermitesch, da  $\bar{A}^\top A = \bar{A}^\top A$  gilt. Nach dem Spektralsatz gibt es wie in Beispiel 22.27 also eine orthogonale bzw. unitäre Matrix  $T$ , so dass  $\bar{T}^\top \bar{A}^\top A T$  eine Diagonalmatrix ist; ihre Einträge sind außerdem nach Lemma 22.20 (b) reell.

Nun ist  $\bar{A}^\top A$  aber auch positiv semidefinit, denn es gilt  $\bar{x}^\top \bar{A}^\top A x = \bar{A}^\top A x = \|Ax\|^2 \geq 0$  für alle  $x \in \mathbb{K}^n$ , wobei  $\|\cdot\|$  die Norm des Standardskalarprodukts ist. Die Einträge der Diagonalmatrix  $\bar{T}^\top \bar{A}^\top A T$  sind also nicht-negativ, und damit können wir (nach geeigneter Anordnung der Spalten von  $T$ )

$$\bar{T}^\top \bar{A}^\top A T = \text{diag}(\lambda_1^2, \dots, \lambda_r^2)$$

mit reellen  $\lambda_1, \dots, \lambda_r > 0$  für ein  $r \leq n$  schreiben.

(b) Bestimmung von  $S$ .

Für alle  $i \leq r$  setzen wir

$$s_i := \frac{1}{\lambda_i} A T e_i \in \mathbb{K}^m.$$

Diese Vektoren sind bezüglich des Standardskalarprodukts orthonormal, denn für alle  $i, j \leq r$  gilt

$$\bar{s}_i^\top s_j = \frac{1}{\lambda_i \lambda_j} e_i^\top \bar{T}^\top \bar{A}^\top A T e_j \stackrel{(a)}{=} \frac{1}{\lambda_i \lambda_j} e_i^\top \cdot \text{diag}(\lambda_1^2, \dots, \lambda_r^2) \cdot e_j = \begin{cases} 1 & \text{für } i = j, \\ 0 & \text{für } i \neq j. \end{cases}$$

Wir können sie nach Satz 21.31 also zu einer Orthonormalbasis von  $\mathbb{K}^m$  ergänzen (insbesondere ist damit auch  $r \leq m$ ) und daraus die orthogonale bzw. unitäre Matrix  $S := (s_1 \mid \dots \mid s_m)$  bilden.

Wir setzen nun  $D := \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_r) \in \mathbb{K}^{m \times n}$  und behaupten, dass damit wie gewünscht  $\bar{S}^\top A T = D$ , also  $A T = S D \in \mathbb{K}^{m \times n}$  gilt. Die Gleichheit dieser Matrizen überprüfen wir spaltenweise, d. h. wir zeigen  $A T e_i = S D e_i$  für alle  $i = 1, \dots, n$ :

- Für  $i \leq r$  gilt  $A T e_i = s_i \lambda_i = S D e_i$  nach (b).
- Für  $i > r$  ist

$$\|A T e_i\|^2 = e_i^\top \bar{T}^\top \bar{A}^\top A T e_i \stackrel{(a)}{=} e_i^\top \cdot \text{diag}(\lambda_1^2, \dots, \lambda_r^2) \cdot e_i = 0$$

und damit  $A T e_i = 0 = S D e_i$ , da die  $i$ -te Spalte  $D e_i$  von  $D$  eine Nullspalte ist.

Mit  $\bar{S}^\top A T = D$  sind  $A$  und  $D$  nun insbesondere auch äquivalent, so dass  $r = \text{rk } D = \text{rk } A$  nach Folgerung 16.46 gilt. Damit ist alles gezeigt.  $\square$

**Bemerkung 22.44** (Singulärwertzerlegung für Morphismen). Wie am Anfang dieses Abschnitts erwähnt gibt es natürlich auch eine Variante der Singulärwertzerlegung für Morphismen: Ist  $f: V \rightarrow W$  eine lineare Abbildung zwischen zwei endlich-dimensionalen Vektorräumen  $V$  und  $W$  mit Skalarprodukt, so gibt es Orthonormalbasen  $B$  und  $C$  von  $V$  bzw.  $W$ , so dass die Abbildungsmatrix  $A_f^{B,C}$

diagonal mit reellen nicht-negativen Diagonaleinträgen ist. Dies ergibt sich unmittelbar aus Satz 22.43 angewendet auf eine Abbildungsmatrix von  $f$  zu beliebigen Orthonormalbasen.

**Beispiel 22.45.**

(a) Ist  $A \in \mathbb{K}^{n \times n}$  quadratisch, symmetrisch bzw. hermitesch und positiv semidefinit, so finden wir nach dem Spektralsatz wie in Beispiel 22.27 bereits eine orthogonale bzw. unitäre Matrix  $T$ , so dass  $T^\top A T$  eine Diagonalmatrix ist, deren Einträge nach Satz 22.32 (a) in  $\mathbb{R}_{\geq 0}$  liegen. Wir können in Satz 22.43 dann also  $S = T$  wählen, und die Singulärwerte von  $A$  sind genau die positiven Eigenwerte von  $A$ . In diesem Sinne kann man Singulärwerte also als eine Art Verallgemeinerung von Eigenwerten auf nicht-quadratische Matrizen ansehen.

(b) Wir wollen eine Singulärwertzerlegung der Matrix

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{3 \times 2}$$

finden. Um wie im Beweis von Satz 22.43 zunächst  $T$  zu bestimmen, müssen wir nach dem Spektralsatz die symmetrische, positiv semidefinite Matrix

$$A^\top A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$$

orthogonal diagonalisieren. Dies haben wir bereits in Beispiel 22.28 getan: Mit

$$T = \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \in O(2) \quad \text{ist} \quad T^\top A^\top A T = \begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} =: \begin{pmatrix} \lambda_1^2 & 0 \\ 0 & \lambda_2^2 \end{pmatrix}.$$

Die Singulärwerte von  $A$  sind also  $\lambda_1 = \sqrt{3}$  und  $\lambda_2 = \sqrt{1} = 1$ . Um nun auch  $S$  zu bestimmen, setzen wir

$$s_1 := \frac{1}{\lambda_1} A T e_1 = \frac{1}{\sqrt{3}} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{\sqrt{6}} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\text{und} \quad s_2 := \frac{1}{\lambda_2} A T e_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix}.$$

Beachte, dass diese beiden Vektoren in der Tat wie in der Konstruktion von Satz 22.43 bezüglich des Standardskalarprodukts orthonormal sind. Wir ergänzen sie leicht (z. B. mit dem Gram-Schmidtschen Orthonormalisierungsverfahren aus Satz 21.31, falls man das Ergebnis nicht bereits sieht) mit

$$s_3 := \frac{1}{\sqrt{3}} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

zu einer Orthonormalbasis von  $\mathbb{R}^3$ . Nach Satz 22.43 gilt dann mit der orthogonalen Matrix  $S := (s_1 | s_2 | s_3) \in O(3)$  also

$$S^{-1} A T = S^\top A T = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sqrt{3} & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

**Beispiel 22.46** (Approximation von Matrizen). Eine interessante praktische Anwendung der Singulärwertzerlegung liegt im Bereich der Approximation von Matrizen durch Matrizen von kleinem Rang. Dazu betrachten wir einmal eine (große) reelle Matrix  $A = (a_{i,k})_{i,k} \in \mathbb{R}^{m \times n}$  in ihrer Singulärwertzerlegung  $A = S D T^\top$ , so dass für alle  $i = 1, \dots, m$  und  $k = 1, \dots, n$  nach Definition 15.5 der Matrixmultiplikation also

$$a_{i,k} = \sum_{j=1}^r s_{i,j} \lambda_j t_{k,j} \tag{*}$$

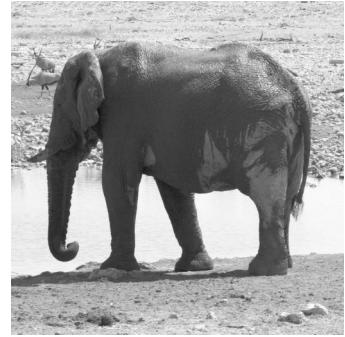
mit  $S = (s_{i,j})_{i,j} \in \mathrm{O}(m)$ ,  $D = \mathrm{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_r) \in \mathbb{R}^{m \times n}$  und  $T = (t_{j,k})_{j,k} \in \mathrm{O}(n)$  gilt, wobei wir die Singulärwerte so anordnen, dass  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r > 0$  (mit  $r = \mathrm{rk}A$ ). Beachte dabei, dass in  $(*)$  nur die ersten  $r$  Spalten von  $S$  und  $T$  benötigt werden, da in der Summe stets  $j \leq r$  ist. Wir können  $A$  also exakt rekonstruieren, wenn wir nur diese Teile von  $S$  und  $T$  sowie die Diagonaleinträge von  $D$  kennen, was insgesamt

$$rm + rn + r = r(m + n + 1)$$

reelle Zahlen sind. Wenn der Rang  $r$  von  $A$  klein ist, können dies deutlich weniger Zahlen sein als wenn wir uns die  $mn$  Einträge von  $A$  direkt merken würden. Matrizen von kleinem Rang lassen sich so also z. B. in einem Computer sehr platzsparend abspeichern.

Für beliebige Matrizen, deren Rang in der Regel nicht klein ist, hilft dies natürlich erst einmal nicht weiter. Ist es aber akzeptabel, die Werte in der Matrix nur näherungsweise abzuspeichern – wie etwa in dem Foto rechts, das mit seinen Helligkeitswerten eine reelle Matrix der Größe  $1000 \times 1000$  darstellt – so können wir sehr einfach eine Näherung des Ausdrucks  $(*)$  bilden, indem wir ein  $r' \leq r$  wählen und in der Summe nur die größten (also „wichtigsten“)  $r'$  Singulärwerte  $\lambda_1, \dots, \lambda_{r'}$  berücksichtigen, d. h.  $A = SDT^\top$  durch die Matrix

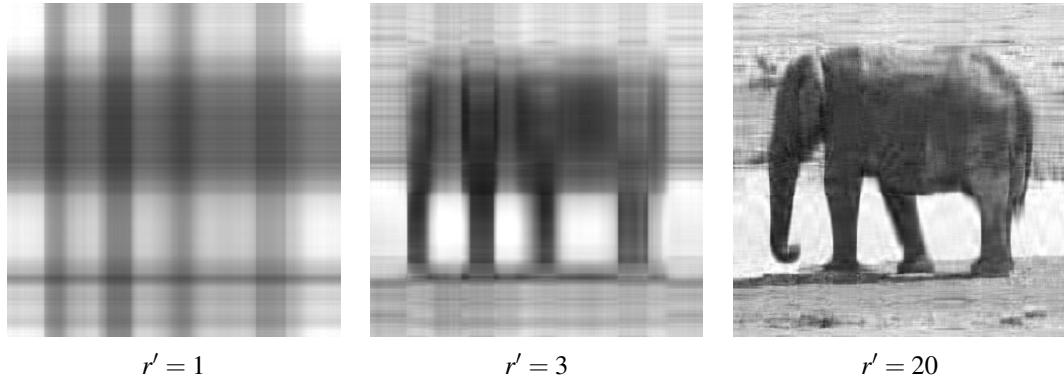
$$A' = SD'T^\top \quad \text{mit} \quad D' = \mathrm{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_{r'})$$



vom Rang  $r'$  approximieren, die sich dann wieder wie oben platzsparend abspeichern lässt. Wir können den Fehler, den wir dabei machen, auch genau berechnen: Bezuglich des Standardskalarprodukts auf  $\mathbb{R}^{m \times n}$  wie in Beispiel 21.15 (c) ist

$$\begin{aligned} \|A - A'\|^2 &= \|S(D - D')T^\top\|^2 \\ &= \mathrm{Spur} \left( (T(D - D')^\top \underbrace{S^\top \cdot S}_{=E} (D - D')T^\top) \right) \\ &\stackrel{19.7}{=} \mathrm{Spur} \left( (D - D')^\top \underbrace{(D - D')T^\top T}_{=E} \right) \\ &= \sum_{j > r'} \lambda_j^2. \end{aligned}$$

Da die weggelassenen Singulärwerte  $\lambda_j$  für  $j > r'$  ja die kleinsten sind, ist diese Näherung also wirklich recht gut. In der Tat kann man zeigen, dass sie im Sinne dieser Norm die beste Approximation von  $A$  durch eine Matrix vom Rang höchstens  $r'$  ist. Für das obige Foto sind drei dieser Näherungen für (sehr) kleine Werte von  $r'$  unten dargestellt.



Die ursprüngliche Matrix  $A \in \mathbb{R}^{1000 \times 1000}$  hat wie erwartet maximalen Rang  $r = 1000$ , ihre Singulärwerte fallen allerdings sehr schnell ab: Schon der erste im mittleren Näherungsfoto weggelassene

Singulärwert  $\lambda_4$  ist nur noch etwa  $\frac{1}{10}$ -mal so groß wie  $\lambda_1$ , und nahezu die Hälfte aller Singulärwerte ist kleiner als  $\frac{1}{1000} \cdot \lambda_1$ , so dass deren Vernachlässigung praktisch nicht mehr erkennbar ist. Das rechte Näherungsfoto belegt weniger als 5 % des Speicherplatzes der ursprünglichen Matrix  $A$ . Beachte auch, dass man dem linken Näherungsfoto ansieht, dass es Rang 1 hat: Alle Spalten der Matrix sind ein Vielfaches desselben Vektors, haben also von oben nach unten die gleiche Helligkeitsverteilung und sind nur insgesamt heller oder dunkler – wodurch das deutlich sichtbare Streifenmuster entsteht.

**Aufgabe 22.47** (Pseudoinverse Matrizen).

- (a) Zeige mit Hilfe der Singulärwertzerlegung, dass es zu jeder Matrix  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  eine eindeutig bestimmte Matrix  $B \in \mathbb{R}^{n \times m}$  gibt, so dass

$$ABA = A \quad \text{und} \quad BAB = B$$

gilt und  $AB$  sowie  $BA$  symmetrisch sind.

Ist  $A$  quadratisch und invertierbar, so ist dann offensichtlich  $B = A^{-1}$ . Für eine allgemeine Matrix  $A$ , die nicht notwendig quadratisch ist bzw. vollen Rang hat, nennt man  $B$  daher die *pseudoinverse Matrix* zu  $A$ .

- (b) Berechne für die Matrix

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

eine Singulärwertzerlegung und die pseudoinverse Matrix wie in (a).

**Aufgabe 22.48.** Es seien  $n \in \mathbb{N}_{>0}$  und  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ . Man zeige:

- (a) Die Matrix  $A$  kann geschrieben werden als  $A = QB$ , wobei  $Q \in O(n)$  eine orthogonale und  $B \in \mathbb{R}^{n \times n}$  eine positiv semidefinite symmetrische Matrix ist.  
 (b) In der Zerlegung aus (a) ist die Matrix  $B$  eindeutig bestimmt. Ist darüber hinaus  $A$  invertierbar, so ist auch  $Q$  eindeutig bestimmt, und  $B$  ist sogar positiv definit.

Wie kann man diese Aussage geometrisch interpretieren?

**Aufgabe 22.49.** Zu einer Matrix  $A = (a_{i,j})_{i,j} \in \mathbb{K}^{m \times n}$  mit  $A \neq 0$  bezeichne  $\sigma_A \in \mathbb{R}_{>0}$  ihren größten Singulärwert. Man zeige bezüglich der Normen zu den Standardskalarprodukten auf  $\mathbb{K}^m$ ,  $\mathbb{K}^n$  und  $\mathbb{K}^{m \times n}$ :

(a)  $\sigma_A = \max \left\{ \frac{\|Ax\|}{\|x\|} : x \in \mathbb{K}^n \setminus \{0\} \right\};$

(b)  $\sigma_A \leq \|A\|.$

Für welche Matrizen gilt hierbei die Gleichheit?

56