

## Numerik

SS 2009

### Lösungsvorschläge zu Übungsblatt 6

#### Aufgabe 1: (Singularwertzerlegung)

Sei  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$  beliebig. Dann gibt es unitäre Matrizen  $U \in \mathbb{C}^{m \times m}$  und  $V \in \mathbb{C}^{n \times n}$  so, dass

$$A = U \Sigma V^H \quad \text{mit} \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \hat{\Sigma} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{m \times n}, \quad \hat{\Sigma} = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_p).$$

Dabei gilt  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_p > 0$ .

- a) Die Null-blöcke in  $\Sigma$  können auch wegfallen. Unter welchen Konstellationen von  $n, m$  und  $\text{rang}(A)$  verschwinden welche dieser Null-blöcke? Was bedeutet der Index  $p$ ?
- b) Partitionieren Sie  $U = [U_1 | U_2]$  und  $V = [V_1 | V_2]$  geeignet, um die sogenannte reduzierte Singularwertzerlegung

$$A = U_1 \hat{\Sigma} V_1^H$$

zu erhalten. Was haben die Informationen  $U_1, U_2, V_1, V_2$  mit  $\text{kern}(A)$ ,  $\text{kern}(A^H)$ ,  $\text{bild}(A)$  und  $\text{bild}(A^H)$  zu tun?

- c) Benutzen Sie die Resultate aus b), um die Beziehungen

$$\text{kern}(A) \perp \text{bild}(A^H) \quad , \quad \text{kern}(A^H) \perp \text{bild}(A)$$

zu zeigen.

- d) Zeigen Sie: Falls  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  normal ist, dann gelten

$$\text{kern}(A) = \text{kern}(A^H) \quad , \quad \text{bild}(A) = \text{bild}(A^H).$$

*Hinweis:* Was haben die Matrizen der Diagonalisierung  $A = QDQ^H$  mit denen der Singularwertzerlegung zu tun? Welche Beziehung besteht in diesem Spezialfall zwischen Eigenwert und Singulärwert?

- e) Die 2-Norm für Matrizen:

- i) Falls  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  hermitesch ist, so sind die Eigenwerte bekanntlich reell. Zeigen Sie für hermitesches  $A$ :

$$\lambda_{\min} \leq \frac{x^H A x}{x^H x} \leq \lambda_{\max},$$

d.h. der Rayleigh-Quotient liegt zwischen minimalem und maximalem Eigenwert. Begründen Sie außerdem, dass die Grenzen angenommen werden.

- ii) Die 2-Norm für Matrizen  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$  ist mit Hilfe der 2-Norm für Vektoren definiert als

$$\|A\|_2 = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_2}{\|x\|_2}.$$

Benutzen Sie (a), um zu begründen, dass  $\|A\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^H A)}$  gilt.

iii) Benutzen Sie (b) und die Singulärwertzerlegung von  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ , um zu begründen, dass

$$\sigma_1 = \|A\|_2$$

gilt, also der maximale Singulärwert genau die Norm ist.

iv) Sei jetzt  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  invertierbar. Begründen Sie, dass  $\sigma_n \neq 0$  ist und außerdem

$$\frac{1}{\sigma_n} = \|A^{-1}\|_2$$

gilt. Wie berechnen Sie die Kondition  $\kappa_2(A)$  bzgl.  $\|\cdot\|_2$ ?

f) Die Singulärwertzerlegung kann stabil berechnet werden, siehe z.B. das Buch "Matrix Computations" von G.H. Golub und C.F. van Loan. Zur Zusammenfassung: Warum ist das so toll?

### Lösung Aufgabe 1:

a) Der Index  $p$  ist genau der Rang von  $A$ . Wenn der Rang nicht voll ist, dann hat man drei Null-blöcke. Wenn  $A$  vollen Rang hat fallen gewisse Null-blöcke weg:

- (a)  $n = m$ , dann keine Null-blöcke.
- (b)  $m > n$ , nur ein unterer Null-block.
- (c)  $n > m$ , nur ein rechter Null-block.

b) Die Submatrizen  $U_1$  und  $V_1$  für die Partitionierung  $U = [U_1|U_2]$  und  $V = [V_1|V_2]$  bestehen jeweils aus den ersten  $p$  Spalten. Partitionierung in die Singulärwertzerlegung einsetzen und durchrechnen liefert:

$$A = U_1 \hat{\Sigma} V_1^H.$$

An der reduzierten Gestalt lässt sich ablesen:

- $A = U_1 \cdot (\hat{\Sigma} V_1^H)$ , also  $U_1$  ist ONB von  $\text{bild}(A)$ .
- $A^H = V_1 \cdot (\hat{\Sigma} U_1^H)$ , also  $V_1$  ist ONB von  $\text{bild}(A^H)$ .
- Wegen Orthogonalität gilt  $AV_2 = U_1 \hat{\Sigma} V_1^H V_2 = 0$ , also  $V_2$  ist ONB von  $\text{kern}(A)$ .
- Wegen Orthogonalität gilt  $A^H U_2 = V_1 \hat{\Sigma} U_1^H U_2 = 0$ , also  $U_2$  ist ONB von  $\text{kern}(A^H)$ .

c) Wir haben vorher rausgefunden:

- $\text{bild}(A) = \text{span}(U_1)$
- $\text{bild}(A^H) = \text{span}(V_1)$
- $\text{kern}(A) = \text{span}(V_2)$
- $\text{kern}(A^H) = \text{span}(U_2)$

damit sind die zu zeigenden Aussagen klar.

d) Generell: die Produktmatrizen  $AA^H$  und  $A^H A$  sind hermitesch und Matrizen  $U, V$  aus der Singulärwertzerlegung sind dann wegen

$$AA^H = U \Sigma^2 U^H \quad , \quad A^H A = V \Sigma^2 V^H$$

die Transformationsmatrizen der Eigenwertzerlegungen dieser Produktmatrizen. Wenn nun  $A$  selbst normal ist, haben wir mit  $A = QDQ^H$

$$AA^H = QDD^H Q^H = QD^H D Q^H = A^H A .$$

Man einige sich auf die Reihenfolge der Eigenwerte in  $D$  so, dass die Diagonale in der reellen Matrix  $DD^H$  absteigend sortiert ist, dann muss wegen Eindeutigkeit  $Q = U = V$  gelten und Teil c) liefert die Aussagen. Außerdem haben wir  $\Sigma^2 = DD^H$ , also für normale Matrizen sind die Singulärwerte die Beträge der Eigenwerte.

e) Die 2-Norm für Matrizen:

i) Wir haben  $A = QDQ^H$  als Eigenwertzerlegung und reelle Eigenwerte. Außerdem gilt dann

$$\frac{x^H A x}{x^H x} = \frac{x^H Q D Q^H x}{x^H Q Q^H x} = \frac{y^H D y}{y^H y}$$

also die Rayleigh-Quotientenfunktion von  $A$  und die von  $D$  haben den selben Wertebereich.

$$\frac{y^H D y}{y^H y} = \sum_{k=1}^n \lambda_k \frac{\bar{y}_k y_k}{\|y\|^2} = \sum_{k=1}^n \lambda_k \frac{|y_k|^2}{\|y\|^2} ,$$

nachdem nun

$$\frac{|y_k|^2}{\|y\|^2} \geq 0 \quad , \quad \sum_{k=1}^n \frac{|y_k|^2}{\|y\|^2} = 1$$

gelten, steht oben eine Konvexkombination der Eigenwerte, die zwangsläufig zwischen Minimum und Maximum liegt. Nachdem es zu jedem Eigenwert mindestens einen Eigenvektor gibt, werden diese Grenzen auch angenommen.

ii) Man schreibe:

$$\frac{\|Ax\|_2}{\|x\|_2} = \sqrt{\frac{x^H (A^H A) x}{x^H x}} .$$

Weil  $(A^H A)$  hermitesch und positiv semidefinit ist folgt aus (a) sofort  $\|A\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^H A)}$ .

iii) Es gilt ja  $A^H A = V \Sigma^2 V^H$  also ist  $\sigma_1^2 = \lambda_{\max}(A^H A)$  und (b) liefert die Beh.

iv)  $A$  muss vollen Rang haben, also  $p = n$  und somit  $\sigma_n > 0$ . Über

$$A^{-1} = U \Sigma^{-1} V^H$$

erhalten wir eine Singulärwertzerlegung der Inversen. Dabei sind die Singulärwerte jetzt aufsteigend auf der Diagonalen sortiert also folgt

$$\frac{1}{\sigma_n} = \|A^{-1}\|_2 \quad \text{und} \quad \kappa_2(A) = \frac{\sigma_1}{\sigma_n} .$$

f) Ist halt so.

## Aufgabe 2: Robertson-Beispiel

Die chemische Reaktion dreier Substanzen  $A, B, C$  sei durch die folgenden Gesetze beschrieben:



mit Reaktionsgeschwindigkeiten  $k_1 = 0.04, k_2 = 3 \cdot 10^7, k_3 = 10^4$ . Man stelle das zugehörige Differentialgleichungssystem für die Konzentrationen  $y_1 = [A], y_2 = [B], y_3 = [C]$  auf.

### Lösung Aufgabe 2:

Aufstellen der DGL siehe Skript. Hier mit derselben Notation:

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

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

Damit:

$$\dot{y}_1 = -k_1 y_1 + k_3 y_2 y_3 \quad (4)$$

$$\dot{y}_2 = k_1 y_1 - k_2 y_2^2 - k_3 y_2 y_3 \quad (5)$$

$$\dot{y}_3 = k_2 y_2^2 \quad (6)$$