

### § 31 Numerische Hauptachsentransformationen und das QR-Verfahren

Sei  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  eine symmetrische Matrix.

Um die Hauptachsentransformation zu berechnen sind wir bisher wie folgt vorgegangen:

- 1) Bestimmen eines Eigenwertes  $\lambda$  von  $A$
- 2) Berechnen eines zugehörigen (normierten) EV  $v$  zu  $\lambda$
- 3) Berechne  $H = v v^T$  und wende das Verfahren auf  $A|_H$  rekursiv an.

Wie können wir  $\lambda$  numerisch bestimmen für den Fall, dass die Berechnung von  $\chi_A$  schon sehr aufwendig ist?

Idee: Eigenvektor Iteration

Sei  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  (nicht notwendig) symmetrische Matrix.

Wir starten mit einem beliebigen normierten Vektor  $w_0$  und berechnen rekursiv

$$w_{k+1} = \frac{A w_k}{\|A w_k\|} \quad w_k \text{ beliebig EV zum EW } \lambda = c$$

Flöpfung: Ein  $w_k = w$  existiert und ist ein EV von  $A$

$A \in \mathbb{R}^{n \times n}$

Satz: Sei  $A$  eine symmetrische Matrix

$\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{R}$  die EW und  $\lambda_{\max} = \max\{|\lambda_i|\}$

Sei  $W = \text{Eig}(A, \lambda) \oplus \text{Eig}(A, -\lambda)$

Gilt  $w_0 \notin W^\perp$  dann konvergiert die Folge  $(w_{2k})$  gegen einen EV  $w$  von  $A^2$  zum EW  $\lambda^2$ .

Sind alle  $\lambda_j$  mit  $|\lambda_j| = \lambda$  positiv, dann konvergiert schon  $(w_k)$  gegen  $w$  und  $w$  ist ein EV zum Eigenwert  $\lambda$  von  $A$ .

Beweis: Es sei  $v_1, \dots, v_n \in \mathbb{R}^n$  eine Orthonormalbasis aus EV von  $A$  zu EW  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ .

etwa  $w_0 = \sum_{j=1}^n \mu_j v_j$  mit  $\sum_{j=1}^n \mu_j^2 = 1$ , da  $w_0$  normiert ist.

$$\begin{aligned} \Rightarrow Aw_0 &= \sum_{j=1}^n \mu_j Av_j = \sum_{j=1}^n \mu_j \lambda_j v_j \\ &= \lambda \cdot \sum_{j=1}^n \mu_j \left(\frac{\lambda_j}{\lambda}\right) v_j \end{aligned}$$

~~und  $\frac{Aw_0}{\|Aw_0\|} = w_1 = \sum_{j=1}^n \frac{\mu_j \lambda_j}{\mu_1} v_j$~~

Wir nehmen an, dass  $|\lambda_1| = \lambda_{\max}$  und dass  $\mu_1 \neq 0$ .

Letzteres ist erfüllt nach Ummummierung, da  $w_0 \notin W^\perp$ .

$$\frac{Aw_0}{\|Aw_0\|} = \sum_{j=1}^n \mu_j \left(\frac{\lambda_j}{\lambda_1}\right) v_j \quad \text{und} \quad \frac{\mu_j \lambda_j}{\mu_1 \lambda_{\max}} = \frac{\mu_j}{\mu_1} \left(\frac{\lambda_j}{\lambda_{\max}}\right)$$

Rekursiv  $\frac{\mu_j^{(k)}}{\mu_1^{(k)}} = \left(\frac{\lambda_j}{\lambda_{\max}}\right)^k \frac{\mu_j}{\mu_1}$

$\Rightarrow$  Der relative Anteil von  $w_k$  in eine Richtung  $v_j$  mit  $|\lambda_j| \neq \lambda_{\max}$  wird immer kleiner und der GW

$$w = \lim_{k \rightarrow \infty} w_{2k} = \sum_{\substack{j \text{ mit} \\ |\lambda_j| = \lambda_{\max}}} \mu_j v_j$$

$$\Rightarrow A^2 w = \sum_{|\lambda_j| = \lambda_{\max}} (-1)^{2k} \mu_j v_j = \sum_{|\lambda_j| = \lambda_{\max}} \mu_j v_j$$

also die orthogonale Projektion von  $w_0$  auf  $W$

$$A^2 w = \sum_{|\lambda_j| = \lambda_{\max}} \lambda_j^2 \mu_j v_j = \lambda_{\max}^2 \sum_{|\lambda_j| = \lambda_{\max}} \mu_j v_j = \lambda_{\max}^2 w$$

$w \in W$  ist die orthogonale Projektion von  $w_0$  auf  $W$  und ein EV von  $A^2$  zum EW  $\lambda_{\max}^2$ .

Sind alle  $\lambda_j$  mit  $|\lambda_j| = \lambda_{\max}$  positiv, dann konvergiert schon  $(w_k)$  mit Grenzwert  $\lim w_k = w$  ein EV zum EW  $\lambda_{\max}$ . Ist dies nicht der Fall, dann spannt  $w$  und  $Aw$  einen 2-dimensionalen Raum auf und  $A$  auf diesem 2-dim. Raum zu diagonalisieren ist einfach.

$$W = W^+ \oplus W^- \in \text{Eig}(A, \lambda_{\max}) \oplus \text{Eig}(A, -\lambda_{\max})$$

$$Aw = \lambda_{\max} w^+ - \lambda_{\max} w^-$$

Teilt man alle EW von  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  symmetrisch gleichzeitig berechnen, so bietet sich das QR-Verfahren an.

QR-Verfahren:

Input:  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  symmetrische Matrix

Output: Folge von Matrizen  $A_k$

1) Setze  $A_1 = A$

2)  $A_k$  gegeben, berechnen wir die QR-Zerlegung  $A_k = QR_k R_k$

von  $A_k$  mit positiven Einträgen auf der Diagonalen  
von  $R_k$

$$\text{Dann sei } A_{k+1} = R_k Q_k$$

Satz: Sei  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  symmetrisch mit EW  $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{R}$   
mit  $|\lambda_1| > |\lambda_2| > \dots > |\lambda_n| > 0$ .

Dann konvergiert die Folge  $(A_k)$  gegen eine Diagonal-  
matrix mit Einträgen  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$  (In der Regel in dieser  
Reihenfolge).

Ist dies die Reihenfolge, dann konvergieren die Nicht-Dia-  
gonalelemente ~~gegen~~ gegen 0 mit Geschwindigkeit

$$a_{ij}^{(k)} = a_{ji}^{(k)} \in O\left(\left|\frac{\lambda_i}{\lambda_j}\right|^k\right) \quad i > j$$

Bemerkung:

$$1) \quad A_{k+1} = R_k Q_k = \underbrace{Q_k Q_k^T}_{=E} R_k Q_k = Q_k^T A_k Q_k$$

$= E$ , da  $Q_k$  orthogonal

Also alle Matrizen  $A_k$  sind ähnlich zu  $A = A_1$

2) Sind zwei der EW  $\lambda_j$  betragsmäßig gleich, etwa  
 $\lambda_j = \lambda_{j+1}$ , dann gilt auch hier noch Konvergenz.

Gilt  $\lambda_j = -\lambda_{j+1}$  dann kann ein  $2 \times 2$ -Block stehen  
bleiben.

Beweis: Wir zeigen zunächst:

für die  $k$ -te Potenz von  $A$ :

$$A^k = \underbrace{Q_1 Q_2 \dots Q_k}_{P_k \text{ (orthogonale Matrix)}} \underbrace{R_k R_{k-1} \dots R_1}_{U_k \text{ (obere Dreiecksmatrix)}}$$

mit Induktion nach  $k$

$$A_1 = Q_1 R_1$$

$$k \rightarrow k+1$$

$$A_{k+1} = Q_{k+1} R_{k+1} \stackrel{\text{QR-Zerlegung}}{=} R_k Q_k \stackrel{\text{Dg.}}{=} \underbrace{Q_k^T Q_k}_{=E} R_k Q_k = Q_k^T A_k Q_k$$

$$= Q_k^T Q_{k-1}^T \dots Q_1^T A Q_1 \dots Q_k = P_k^T A P_k$$

Für die Potenzen ergibt sich:

$$A^{k+1} = A \cdot A^k \stackrel{IV}{=} A P_k U_k = P_k^T P_k A P_k U_k$$

$$= P_k^T A_{k+1} U_k = P_k^T Q_{k+1} R_{k+1} U_k = P_{k+1}^T U_{k+1}$$

Da alle  $P_k$  orthogonal sind und alle  $U_k$  obere  
Dreiecksmatrizen mit positiven Diagonalelementen folgt  
 $A^k = P_k U_k$  ist die QR-Zerlegung von  $A^k$ .

Ferner  $A = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$  Diagonalmatrix  $S \in O(n)$   
 $= S^T A S$ ,  $A = S A^T S$

$$\Rightarrow A^k = S A^k S^T$$

Wir nehmen nun an, dass  $S$  eine LR-Zerlegung hat  
(Brauchen wir eine Permutationsmatrix in der LR-Zer-  
legung, dann permutieren die Einträge in der Folge  
 $A_k$  entsprechend)

Also  $S = LR$  mit  $L$  untere  $\Delta$ -Matrix,  $R$  obere  
 $\Delta$ -Matrix

$$A^k = S \cdot \Lambda^k L R \quad \text{--- ~~Skalar~~}$$

$$= S (\Lambda^k L \Lambda^{-k}) \Lambda^k R$$

Da  $L = (l_{ij})$  eine untere Dreiecksmatrix ist, gilt

$$(\Lambda^k L \Lambda^{-k})_{ij} = l_{ij} \left( \frac{\lambda_i^k}{\lambda_j^k} \right) \text{ für } i > j$$

$$|\lambda_j| > |\lambda_i|$$

dieser Ausdruck konvergiert also gegen 0 und  
damit  $\Lambda^k L \Lambda^{-k} = E + F_k$  mit  $F_k \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0$ .

Eingesetzt liefert dies

$$A^k = S (E + F_k) \Lambda^k R$$

Seien nun  $E + F_k = \tilde{Q}_k \tilde{R}_k$  die QR-Zerlegung von  $E + F_k$   
mit  $\tilde{Q}_k \rightarrow E$   $\tilde{R}_k \rightarrow E$

$$A^k = S \tilde{Q}_k \tilde{R}_k \Lambda^k R = P_k U_k$$

Eindeutigkeit der QR-Zerlegung

$$P_k = S \tilde{Q}_k D_k, \quad U_k = D_k \tilde{R}_k \Lambda^k R$$

wobei  $D_k = \text{diag}((\text{sign } \lambda_1)^k, \dots, (\text{sign } \lambda_n)^k)$

$$\Rightarrow Q_k = P_{k-1}^{-1} P_k = D_{k-1}^{-1} \tilde{Q}_{k-1} \tilde{S} S \tilde{Q}_k D_k \Rightarrow D_{k-1}^{-1} D_k$$

$$R_k = U_k U_{k-1}^{-1} = D_k \tilde{R}_k \Lambda^k R R^{-1} \Lambda^{-(k-1)} \tilde{R}_{k-1}^{-1} D_{k-1}^{-1}$$

$$= D_k \tilde{R}_k \tilde{R}_{k-1}^{-1} D_{k-1}^{-1}$$

$$\Rightarrow R_{2k} = \begin{matrix} D_{2k} \\ E \end{matrix} \begin{matrix} \tilde{R}_{2k} \\ \tilde{E} \end{matrix} \begin{matrix} \Lambda^{2k} \\ E \end{matrix} \begin{matrix} \tilde{R}_{2k-1}^{-1} \\ E \end{matrix} \begin{matrix} D_{2k-1}^{-1} \\ D_1 \end{matrix} \rightarrow \Lambda D_1$$

$$R_{2k+1} = D_1 \tilde{R}_{2k+1} \Lambda \tilde{R}_{2k}^{-1} \rightarrow D_1 A = \Lambda D_1$$

$$\Rightarrow A_k = Q_k R_k \rightarrow D_1 D_1^{-1} = I = I \quad \square$$