

Formelsammlung für die Klausur Numerische Methoden

Algorithmus 1.20 (Cholesky-Verfahren)

Für $i = 1, \dots, m$

1. Für $k = 1, \dots, i - 1$ berechne

$$l_{ik} := \frac{1}{l_{kk}} \left(a_{ik} - \sum_{\mu=1}^{k-1} l_{i\mu} \overline{l_{k\mu}} \right).$$

2. Berechne

$$l_{ii} := \sqrt{a_{ii} - \sum_{\mu=1}^{i-1} |l_{i\mu}|^2}.$$

Algorithmus 2.2 (Von-Mises Iteration)

Sei A eine diagonalisierbare $m \times m$ -Matrix; wähle einen Startvektor $x^0 \in \mathbb{C}^m$.

Iteration: Für $k = 1, 2, \dots$ bilde die Vektoren

$$z^k := Ax^{k-1} \text{ und } x^k := \frac{z^k}{(z^k)_{i_k}},$$

wobei der Index i_k so gewählt ist, dass

$$|(z^k)_{i_k}| = \max_{i=1, \dots, m} |(z^k)_i|$$

gilt. (Hier bezeichnet $(z^k)_i$ die i te Komponente des Vektors z^k)

Resultat 2.3 (Konvergenz der von-Mises Iteration)

Ist λ_1 der eindeutige betragsmäßig größte Eigenwert von der Matrix $A \in \mathbb{C}^{m \times m}$ mit zugehörigem Eigenvektor $u^1 \in \mathbb{C}^m \setminus \{0\}$, gilt:

1. $\lim_{k \rightarrow \infty} (z^{k+1})_{i_k} = \lambda_1$.
2. $\lim_{k \rightarrow \infty} \left[x^k - \frac{u^1}{(u^1)_{i_k}} \right] = 0$.

Algorithmus 2.4 (Inverse Iteration von Wielandt)

Sei A eine diagonalisierbare reguläre $m \times m$ -Matrix. Wähle einen Startvektor $y^0 \in \mathbb{C}^m$.

Iteration: Für $k = 1, 2, \dots$ bilde die Vektoren

$$w^k := A^{-1}y^{k-1} \text{ und } y^k := \frac{w^k}{(w^k)_{i_k}},$$

wobei der Index i_k so gewählt ist, dass

$$|(w^k)_{i_k}| = \max_{i=1, \dots, m} |(w^k)_i|$$

gilt.

Inverse einer 2×2 Matrix

$$\begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}^{-1} = \frac{1}{ad - bc} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix}.$$

Resultat 2.5 (Konvergenz der inversen Iteration)

Ist λ_m der eindeutige betragsmäßig kleinste Eigenwert von $A \in \mathbb{C}^{m \times m}$ mit zugehörigem Eigenvektor $u^m \in \mathbb{C}^m \setminus \{0\}$, dann gilt:

1. $\lim_{k \rightarrow \infty} (w^{k+1})_{i_k} = \frac{1}{\lambda_m}$.
2. $\lim_{k \rightarrow \infty} \left[y^k - \frac{u^m}{(u^m)_{i_k}} \right] = 0$.

Definition 3.2 und 3.4 (Standardmodell und Normalform)

Ein Standardmodell ist ein lineares Optimierungsproblem, bei dem das Maximum der Zielfunktion

$$z(x) = \sum_{k=1}^n c_k x_k$$

gesucht wird, wobei die m Nebenbedingungen

$$\sum_{k=1}^n a_{ik} x_k \leq b_i \text{ für } i = 1, \dots, m,$$

sowie $x_k \geq 0$ für $k = 1, \dots, n$ erfüllt sein müssen. Gilt zusätzlich $b_i \geq 0$ für alle $i = 1, \dots, m$, so ist das Standardmodell in Normalform gegeben.

Resultat 4.9 (Abschätzung des relativen Fehlers von x)

Seien $\|\cdot\|$ eine Vektornorm in \mathbb{C}^m und $N(\cdot)$ eine mit der Norm $\|\cdot\|$ verträgliche Matrixnorm (d.h. $\|Av\| \leq N(A)\|v\|$ für alle Matrizen $A \in \mathbb{C}^{m \times m}$ und allen Vektoren $v \in \mathbb{C}^m$) mit der Eigenschaft $N(AB) \leq N(A)N(B)$ für alle Matrizen $A, B \in \mathbb{C}^{m \times m}$. Ist $A \in \mathbb{C}^{m \times m}$ eine invertierbare Matrix und gilt $N(A^{-1})N(\Delta A) < 1$, so lässt sich der relative Fehler der Lösung des gestörten linearen Gleichungssystems $(A + \Delta A)(x + \Delta x) = b + \Delta b$, wie folgt abschätzen:

$$\begin{aligned} \frac{\|\Delta x\|}{\|x\|} &\leq \frac{N(I_m) \operatorname{cond}_{N(\cdot)}(A)}{1 - \operatorname{cond}_{N(\cdot)}(A) \frac{N(\Delta A)}{N(A)}} \left(\frac{N(\Delta A)}{N(A)} + \frac{\|\Delta b\|}{\|b\|} \right) \\ &= \frac{N(I_m) \operatorname{cond}_{N(\cdot)}(A)}{1 - N(A^{-1})N(\Delta A)} \left(\frac{N(\Delta A)}{N(A)} + \frac{\|\Delta b\|}{\|b\|} \right) \end{aligned}$$

mit $\operatorname{cond}_{N(\cdot)}(A) = N(A)N(A^{-1})$ und der Einheitsmatrix $I_m \in \mathbb{C}^{m \times m}$.

Satz 5.1 Konvergenz des Newtonschen Verfahrens

Sei $F: [x^* - \delta_1, x^* + \delta_2] \rightarrow \mathbb{R}$ zweimal stetig differenzierbare Funktion mit $F(x^*) = 0$. Sind $\alpha, \beta \in \mathbb{R}$ so gewählt, dass $|F'(x)| \geq \alpha > 0$ und $|F''(x)| \leq \beta$ ist für alle $x \in [x^* - \delta_1, x^* + \delta_2]$, so gilt:

$$x^k \in [x^* - \delta_1, x^* + \delta_2] \Rightarrow |x^* - x^{k+1}| \leq \frac{\beta}{2\alpha} |x^* - x^k|^2,$$

wobei x^k die Folge des Newtonschen Verfahrens zum Startwert x^0 ist. Falls zusätzlich $x^k \in [x^* - \delta_1, x^* + \delta_2]$ für alle $k \in \mathbb{N} \cup \{0\}$, und $|x^* - x^0| < \frac{2\alpha}{\beta}$ gilt, so konvergiert $(x^k)_{k \in \mathbb{N}_0}$ gegen x^* für $k \rightarrow \infty$.

Bemerkung: Dieses Theorem gilt auch, wenn wir das Intervall $[x^* - \delta_1, x^* + \delta_2]$ überall durch $(x^* - \delta_1, x^* + \delta_2)$ ersetzen.

Satz 6.1 (Fehler der Trapezregel) Ist f eine zweimal stetig differenzierbare Funktion auf $[a, b]$, so gilt die Fehlerdarstellung der Trapezregel

$$|R(f)| \leq \frac{(b-a)^3}{12} \max_{x \in [a,b]} |f''(x)|.$$

Simpsonregel $\int_a^b f(x)dx \approx \frac{b-a}{6} (f(a) + 4f(\frac{a+b}{2}) + f(b))$ mit Fehler $|R(f)| \leq \frac{(b-a)^5}{2880} \max_{x \in [a,b]} |f^{(4)}(x)|$.

Einschrittverfahren für

$$\begin{cases} y'(x) = f(x, y(x)), \\ y(x_0) = y_0 \end{cases} \quad \text{mit Schrittweite } h: \begin{cases} x_n = x_0 + nh, \\ y_n = y_{n-1} + h\Phi(x_{n-1}, y_{n-1}, h) \end{cases}$$

hat den **lokalen Diskretisierungsfehler** $\Theta(x_0, y_0, h) := \Delta(x_0, y_0, h) - \Phi(x_0, y_0, h)$ mit

$$\Delta(x_0, y_0, h) = \begin{cases} \frac{y(x_0+h) - y(x_0)}{h}, & h \neq 0 \\ f(x_0, y_0), & h = 0. \end{cases}$$

Das Einschrittverfahren hat die **Konsistenzordnung** p , falls für den lokalen Diskretisierungsfehler gilt

$$\Theta(x_0, y_0, h) = O(h^p)$$

für $h \rightarrow 0$ für alle $(x_0, y_0) \in G$ und für alle $f \in C^p$.

Eulersches (Konsistenzordnung 1) und Runge-Kutta-Verfahren der Konsistenzordnung 2

$$\Phi_\beta(x, y, h) = (1 - \beta) f(x, y) + \beta f\left(x + \frac{h}{2\beta}, y + \frac{h}{2\beta} f(x, y)\right), \quad \beta > 0.$$

Halbschrittverfahren: $\beta = 1$ Heun-Verfahren $\beta = \frac{1}{2}$ Eulersches Verfahren $\beta = 0$

Taylorreihe von $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ um x_0 : $\sum_{n=0}^{\infty} \frac{f^{(n)}(x_0)}{n!} (x - x_0)^n$.

Approximation der zweiten Ableitung für C^4 -Funktionen $y''(x) = \frac{y(x+h) - 2y(x) + y(x-h)}{h^2} + O(h^2)$.

Matrixnormen

1. $\|A\|_1 = \max_{j=1, \dots, m} \sum_{i=1}^m |a_{ij}|$ ("Spaltensummennorm")
2. $\|A\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^H A)}$ ("Spektralnrm")
3. $\|A\|_\infty = \max_{i=1, \dots, m} \sum_{j=1}^m |a_{ij}|$ ("Zeilensummennorm")