# Mathe 3Inf/4Etit Kochrezepte



#### Stef9998

#### 4. Juni 2022

#### Inhaltsverzeichnis 2 1 Interpolation 2 3 2 Numerische Integration 4 Lineare Gleichungssysteme 6 6 4.4 Fehlerabschätzung für gestörte Gleichungssysteme 7 Nichtlineare Gleichungssysteme 6 Verfahren zur Eigenwert- und Eigenvektorberechnung 8 7 Statistik und Wahrscheinlichkeitstheorie 9 9 8 Schätzverfahren und Konfidenzintervalle 10 10 9 Tests 11

### 1 Interpolation

# 1.1 Polynominterpolation (Newtonsche Interpolationsformel)

Wir berechnen ein Polynom n-ten Grades  $p_n(x)$  welches die Ursprungsfunktion annähert.

Dafür benutzen wir das Schema

$$\begin{array}{c|c} x_0 & f_{[x_0]} = y_0 \\ \hline x_1 & f_{[x_1]} = y_1 \\ \hline x_2 & f_{[x_2]} = y_2 \\ \hline \vdots & \end{array}$$

$$f_{[x_j,\dots,x_{k+j}]} = \frac{f_{[x_{j+1}\dots,x_{j+k}]} - f_{[x_j,\dots,x_{j+k-1}]}}{x_{j+k} - x_j} = \frac{f_{\mathsf{unten}} - f_{\mathsf{oben}}}{x_{\mathsf{unten}} - x_{\mathsf{oben}}}$$

um dann Polynom zu berechnen

$$p_n(x) = \gamma_0 + \sum_{i=1}^n \gamma_i(x - x_0) \dots (x - x_{i-1})$$
 ,  $\gamma_i = f_{[x_0 \dots x_i]}$ 

wobei die  $\gamma_i$ 's einfach die oberste Zeile (ohne  $x_0$ ) im Schema ist.

**Hinweis:** Man kann Zeilen vertauschen. Das heißt wenn viele  $f_{[x]} = 0$  lohnt es sich meist diese nach oben zu tauschen.

#### Fehlerabschätzung:

Äquidistant

$$\max_{x \in [a,b]} |f(x) - p_n(x)| \le \max_{x \in [a,b]} \frac{|f^{(n+1)}(x)|}{(n+1)!} (b-a)^{n+1}$$

Tschebyschev-Abszissen

$$\max_{x \in [a,b]} |f(x) - p_n(x)| \le \max_{x \in [a,b]} \frac{|f^{(n+1)}(x)|}{(n+1)!} \left(\frac{b-a}{2}\right)^{n+1} 2^{-n}$$

#### 1.2 Spline-Interpolation

#### 1.2.1 Linear

$$s_i(x) = \frac{x_{i+1} - x}{x_{i+1} - x_i} y_i + \frac{x - x_i}{x_{i+1} - x_i} y_{i+1} \quad \forall x \in [x_i, x_{i+1}]$$

Fehlerabschätzung:

$$\max_{x \in [a,b]} |f(x) - s(x)| \le \frac{1}{8} \max_{x \in [a,b]} |f''(x)| h_{\max}^2 \qquad , h_{\max} = \max_{i=0,\dots,n-1} x_{i+1} - x_i$$

#### 1.2.2 Kubisch

Natürliche Randbedingungen:

$$M_0 = M_n = 0$$
  $b_0 = b_n = 0$   
 $\lambda_0 = \lambda_n = 0$   $\mu_0 = \mu_n = 1$ 

Hermite Randbedingungen:

$$b_0 = \frac{y_1 - y_0}{h_0} - f'(a) \qquad b_n = f'(b) - \frac{y_n - y_{n-1}}{h_{n-1}}$$

$$\lambda_0 = \frac{h_0}{6} \quad \mu_0 = \frac{h_0}{3} \quad \lambda_n = \frac{h_{n-1}}{6} \quad \mu_n = \frac{h_{n-1}}{3}$$

$$\begin{pmatrix} \mu_0 & \lambda_0 & & \\ \frac{h_0}{6} & \frac{h_0 + h_1}{3} & \frac{h_1}{6} & & \\ \frac{h_1}{6} & \frac{h_1 + h_2}{3} & \frac{h_2}{6} & & \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & & \lambda_n & \mu_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} M_0 \\ M_1 \\ M_2 \\ \vdots \\ M_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{y_2 - y_1}{h_1} - \frac{y_1 - y_0}{h_0} \\ \frac{y_3 - y_2}{h_2} - \frac{y_2 - y_1}{h_1} \\ \vdots \\ h_n \end{pmatrix}$$

Berechnung:

$$d_i = y_i - \frac{h_i^2}{6} M_i \quad c_i = \frac{y_{i+1} - y_i}{h_i} - \frac{h_i}{6} (M_{i+1} - M_i)$$
 mit  $h_i = x_{i+1} - x_i$  
$$s_i(x) = \frac{1}{6} \left( \frac{(x_{i+1} - x)^3}{x_{i+1} - x_i} M_i + \frac{(x - x_i)^3}{x_{i+1} - x_i} M_{i+1} \right) + c_i(x - x_i) + d_i$$

Fehler Natürlich:

$$|f(x) - s(x)| \le \frac{h_{max}}{h_{min}} \sup_{\xi \in [a,b]} |f^{(4)}(\xi)| h_{max}^4$$
$$|f^{(k)}(x) - s^{(k)}(x)| \le \frac{2 * h_{max}}{h_{min}} \sup_{\xi \in [a,b]} |f^{(4)}(\xi)| h_{max}^{4-k}$$

Fehler Hermit:

$$|f(x) - s(x)| \le \frac{5}{384} \sup_{\xi \in [a,b]} |f^{(4)}(\xi)| h_{max}^4$$
$$|f^{(k)}(x) - s^{(k)}(x)| \le \frac{2 * h_{max}}{h_{min}} \sup_{\xi \in [a,b]} |f^{(4)}(\xi)| h_{max}^{4-k}$$

### 2 Numerische Integration

a, b sind Start- und Endpunkt. h ist die Schrittweite. n sind die Stützstellen.

$$\|f(\xi)\|=\max_{x\in[a,b]}|f(x)|$$

#### 2.1 Newton-Cotes

Allgemeiner Fehler

$$\int_{a}^{b} \|f(x) - p_n(x)\| dx \le \frac{\left\|f^{(n+1)}(\xi)\right\|}{(n+1)!} (b-a)^{n+2} = \max_{x \in [a,b]} \frac{|f^{(n+1)}(x)|}{(n+1)!} (b-a)^{n+2}$$

### 2.1.1 geschlossen

#### 2.1.2 offen

# 2.2 summiert

Aufteilen in Teilintervalle m

$$N = n \cdot m$$
 
$$H = \frac{b-a}{m}$$
 
$$h = \frac{b-a}{N}$$
 
$$x_i = a+ih$$
 
$$i = 0, \dots, N$$

Summierte Trapezregel

(geschlossen, n = 1,  $h = \frac{b-a}{m}$ )

$$S_N^{(1)}(f) = \frac{h}{2} \sum_{i=0}^{m-1} (f(x_i) + f(x_{j+1}))$$

Fehler: 
$$R_N^{(1)}(f) = -\frac{f''(\xi)}{12}(b-a)h^2$$

Summierte Simpson-Regel (geschlossen, 
$$n=2,\,h=\frac{b-a}{2m}$$
)

$$S_N^{(2)}(f) = \frac{h}{3} \sum_{j=0}^{m-1} (f(x_{2j}) + 4f(x_{2j+1}) + f(x_{2j+2}))$$

Fehler: 
$$R_N^{(2)}(f) = -\frac{f^{(4)}(\xi)}{180}(b-a)h^4$$

Summierte Rechteck-Regel (offen, 
$$n=0,\,2m=N,\,h=\frac{b-a}{N}$$
)

$$\tilde{S}_N^{(0)} = 2h \sum_{j=1}^m f(x_{2j-1})$$

Fehler: 
$$\tilde{R}_{N}^{(0)}(f) = \frac{f''(\xi)}{6}(b-a)h^{2}$$

# 4 Lineare Gleichungssysteme

# 4.3 Cholesky Verfahren $(LL^T = A)$

Für 
$$j=1,\ldots,n$$

$$l_{jj} = \sqrt{a_{jj} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{jk}^2}$$

Falls Wurzel nicht existiert, STOPP  $\Rightarrow A$ nicht definit

Für 
$$i = j + 1, ..., n$$
:

$$l_{ij} = \frac{a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik} l_{jk}}{l_{jj}}$$

# 4.4 Fehlerabschätzung für gestörte Gleichungssysteme

$$Ax = b (A + \Delta A)\tilde{x} = b + \Delta b$$

dann gilt für den Fehler

$$\frac{||\tilde{x}-x||}{||x||} \leq \frac{cond(A)}{1-cond(A)||\Delta A||/||A||} \left(\frac{||\Delta A||}{||A||} + \frac{||\Delta b||}{||b||}\right)$$

mit

$$||x||_2 = \sqrt{x^T x} \qquad \text{induziert} \qquad ||A||_2 = \sqrt{\lambda_{max}(A^T A)}$$
 
$$||x||_1 = \sum_{i=1}^n |x_i| \qquad \text{induziert} \qquad ||A||_1 = \max_{j=1,\dots,n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}| \qquad \text{(Spaltensummen Norm = "gr\"oßte" Spalte)}$$
 
$$||x||_\infty = \max_{i=1,\dots,n} |x_i| \qquad \text{induziert} \qquad ||A||_\infty = \max_{i=1,\dots,n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \qquad \text{(Zeilensummen Norm = "gr\"oßte" Zeile)}$$

$$cond(A) = ||A|| ||A^{-1}||$$

# 5 Nichtlineare Gleichungssysteme

# 5.2.1 lokales Newton-Verfahren

$$s^{(k)} \text{ L\"osung von } J_F(x^{(k)}) s^{(k)} = -F(x^{(k)})$$
 
$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + s^{(k)}$$
 Bei  $f(x): \mathbb{R}^1 \to \mathbb{R}^1$  
$$J_F(x^{(k)})^{-1} = F'(x^{(k)})$$
 
$$\Rightarrow s^{(k)} = -\frac{F(x^{(k)})}{F'(x^{(k)})}$$
 
$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \frac{F(x^{(k)})}{F'(x^{(k)})}$$

# 6 Verfahren zur Eigenwert- und Eigenvektorberechnung

# 6.2 Vektoriteration

#### **Einfache Vektoriteration nach von Mises:**

Wir setzen die zu Iterationsmatrix B einfach gleich der gegebenen Matrix A

$$B = A$$

Um die nächste Iteration von z zu bekommen bedarf es nur dieser Formel, welche man die ganze so lange durchiteriert, bis man bei der gewünschen Zahl angekommen ist.

$$z^{(k+1)} = \frac{1}{||Bz^{(k)}||} Bz^{(k)}$$

Um nun den Rayleigh-Quotienten von einem beliebigen k (meistens wird das vorletzte benutzt) einfach alles in die Formel einsetzen.

$$R(z^{(k)},B) = \frac{(z^{(k)})^H B z^{(k)}}{(z^{(k)})^H z^{(k)}}$$

Bei reellen Werten entspricht  $(.)^H$  der Transponierten.

#### **Inverse Vektoriteration von Wielandt:**

Hier ist B mit einem Shift  $\mu$  verschoben, und das Ganze invertiert.

$$B = (A - \mu I)^{-1}$$

Achtung! Dabei nicht die Inverse bestimmen, sondern über die DGL

$$(A - \mu I)\hat{z}^{(k+1)} = z^{(k)}$$

 $\hat{z}^{k+1}$  bestimmen und dann normieren zu

$$z^{(k+1)} = \frac{\hat{z}^{(k+1)}}{\|\hat{z}^{(k+1)}\|}$$

$$R(z^{(k)}, (A - \mu I)^{-1}) = \frac{(z^{(k)})^H \hat{z}^{(k+1)}}{(z^{(k)})^H z^{(k)}}$$

Bei reellen Werten entspricht  $(.)^{\cal H}$  der Transponierten.

Einen Eigenwert  $\lambda_i$  (oder Schätzung) erhalten wir dann durch Umstellen von

$$\mu_i = \frac{1}{\lambda_i - \mu}$$

Wobei  $\mu_i$  dem Rayleigh-Quotienten entspricht.

# 7 Statistik und Wahrscheinlichkeitstheorie

# 7.5 Zufallsvariablen und Verteilungsfunktion

Alle Wahrscheinlichkeiten  $P(\Omega)$  / die Verteilungsfunktion im unendlichen  $F(+\infty)$  muss =1 werden.

$$E(X) = \sum_{i} x_i P(X = x_i)$$

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx$$

$$E(X^2) = \sum_{i} (x_i)^2 P(X = x_i)$$

$$E(X^2) = \int_{-\infty}^{\infty} x^2 f(x) dx$$

$$Var(X) = E(X^2) - (E(X))^2$$

#### 8 Schätzverfahren und Konfidenzintervalle

# 8.2 Maximum-Likelihood-Schätzer

 $f_{\theta}(x)$  entspricht der Dichtefunktion. Bei diskreten Werten siehe oben.

$$L(\theta; x_1, \dots x_n) = f_{\theta}(x_1) f_{\theta}(x_2) \dots f_{\theta}(x_n)$$
$$ln(L(\theta; x_1, \dots x_n)) = \sum_{i=1}^n ln(f_{\theta}(x_i))$$

Teilweise kann man  $f_{\theta}$  durch den ln nochmal in Summen aufteilen, da dann alle Summanden ohne  $\theta$  bei der Ableitung rausfliegen.

$$\frac{\partial}{\partial \theta} ln \left( L(\theta; x_1, \dots x_n) \right) = \frac{\partial}{\partial \theta} \sum_{i=1}^n ln \left( f_{\theta}(x_i) \right) \stackrel{!}{=} 0$$

Nun nach  $\theta$  umstellen. Dies ist dann die eindeutige Nullstelle

$$\hat{\theta}(x_1,\ldots,x_n)=\ldots$$

Um zu wissen, dass es ein Maximum ist, muss man noch schauen ob die 2. Ableitung < 0 ist

$$\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} ln\left(L(\theta; x_1, \dots x_n)\right) \stackrel{!}{<} 0$$

#### 8.3 Konfidenzintervalle

$$F_{\theta}(x) = F_{(\mu,\sigma^2)}(x) = \Phi(\frac{x-\mu}{\sigma}) \qquad \bar{X}_{(n)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \qquad S_{(n)}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_{(n)})^2$$

 $\Theta = \{(\mu, \sigma_0^2) : \mu \in \mathbb{R}, \sigma^2 > 0\} \text{ und } \tau(\theta) = \mu/\sigma^2.$ 

#### Das Konfidenzintervall I zum Niveau $1-\alpha$ lautet:

$$I(X_1,\ldots,X_n) =$$

	für $\mu$	bei bekannter Varianz $\sigma^2=\sigma_0^2$	bei unbekannter Varianz $\sigma^2$	
		$\left[ \bar{X}_{(n)} - u_{1-\alpha/2} \frac{\sigma_0}{\sqrt{n}} , \bar{X}_{(n)} + u_{1-\alpha/2} \frac{\sigma_0}{\sqrt{n}} \right]$	$\left[ \bar{X}_{(n)} - t_{n-1;1-\alpha/2} \sqrt{\frac{S_{(n)}^2}{n}} , \bar{X}_{(n)} + t_{n-1;1-\alpha/2} \sqrt{\frac{S_{(n)}^2}{n}} \right]$	

	bei bekanntem Erwartungswert $\mu=\mu_0$	bei unbekanntem Erwartungswert $\mu$	
für $\sigma^2$	$\left[\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_{i}-\mu_{0})^{2}}{\chi_{n;1-\alpha/2}^{2}}, \frac{\sum_{i=1}^{n}(X_{i}-\mu_{0})^{2}}{\chi_{n;\alpha/2}^{2}}\right]$	$\left[\frac{(n-1)S_{(n)}^2}{\chi_{n-1;1-\alpha/2}^2}  ,  \frac{(n-1)S_{(n)}^2}{\chi_{n-1;\alpha/2}^2}\right]$	

# 9 Tests

1.  $X_1, \dots, X_n$  unabhängig, identisch  $N(\mu, \sigma^2)$ -verteilt

	für $\mu$	2.	a) $H_0: \mu = \mu_0$ , b) $H_0: \mu \leq \mu_0$ , c) $H_0: \mu \geq \mu_0$		
			bei bekannter Varianz $\sigma^2 = \sigma_0^2$	bei unbekannter Varianz $\sigma^2$	
			⇒ Gauß-Test	⇒ t-Test	
	testen		3. Testgröße $T(X_1,\ldots,X_n)=$		
			$\frac{\sqrt{n}}{\sigma_0}(\bar{X}_{(n)}-\mu_0)$	$\sqrt{n} \frac{\bar{X}_{(n)} - \mu_0}{\sqrt{S_{(n)}^2}}$	
			4. Ablehnung Falls		
			a) $ T  > u_{1-\alpha/2}$ b) $T > u_{1-\alpha}$ c) $T < u_{\alpha}$	a) $ T  > t_{n-1;1-\alpha/2}$ b) $T > t_{n-1;1-\alpha}$ c) $T < t_{n-1;\alpha}$	

