

# Einführung in die Numerik (Potschka)

Robin Heinemann

6. Mai 2018

## Inhaltsverzeichnis

<b>0</b>	<b>Einführung</b>	<b>2</b>
<b>1</b>	<b>Fehleranalyse</b>	<b>3</b>
1.1	Zahldarstellung und Rundungsfehler . . . . .	3
1.2	Konditionierung numerischer Aufgaben . . . . .	6
1.2.1	Differentielle Fehleranalyse . . . . .	6
1.2.2	Arithmetische Grundoperationen . . . . .	9
1.3	Stabilität numerischer Algorithmen . . . . .	10
<b>2</b>	<b>Interpolation und Approximation</b>	<b>14</b>
2.1	Auswertung von Polynomen und deren Ableitungen . . . . .	18
2.2	Interpolation von Funktionen . . . . .	19
2.3	Richardsonsche Extrapolation zum Limes . . . . .	23
2.4	Spline-Interpolation . . . . .	24
2.5	Gauß Approximation . . . . .	26
<b>3</b>	<b>Numerische Integration</b>	<b>29</b>
3.1	Gaußsche Quadraturformeln . . . . .	33
3.2	Praktische Aspekte der Quadratur . . . . .	36
<b>4</b>	<b>Lineare Gleichungssystem</b>	<b>36</b>
4.1	Eliminationsverfahren . . . . .	41
4.2	Nachiteration . . . . .	45
4.3	Determinantenbestimmung . . . . .	46
4.4	Rangbestimmung . . . . .	46
4.5	Spezielle Gleichungssysteme . . . . .	46
4.5.1	Bandmatrizen . . . . .	46
4.5.2	Diagonaldominante Matrizen . . . . .	47
4.5.3	Positiv definite Matrizen . . . . .	47
4.6	Nicht reguläre Systeme . . . . .	49
4.7	Singulärwertzerlegung . . . . .	53
<b>5</b>	<b>Nichtlineare Gleichungen</b>	<b>54</b>
5.1	Intervallschachtelung / Bisektion . . . . .	54
5.2	Newton-Verfahren im $\mathbb{R}^n$ . . . . .	54
5.3	Konvergenzverhalten iterativer Methoden (Spezialfall $n = 1$ ) . . . . .	55

<b>6</b>	<b>Lineare Gleichungssysteme: Iterative Verfahren</b>	<b>58</b>
<b>7</b>	<b>Matrizeneigenwertaufgaben</b>	<b>71</b>
7.1	Konditionierung des Eigenwert-Problems. . . . .	71
7.2	Iterative Methoden . . . . .	72
7.3	Reduktionsmethoden . . . . .	73

## 0 Einführung

### Beispiel 0.1 Simulation einer Pendelbewegung

Modellannahmen:

- Masse  $m$  an Stange
- keine Reibung
- Stange: Gewicht 0, starr, Länge  $l$
- Auslenkung  $\phi$

**Erste Fehlerquelle:** Modellierungsfehler

Modellgleichungen:

$$F_T(\phi) = -m \cdot g \sin \phi$$

Konsistenzcheck:

$$\begin{aligned} F_T(0) &= 0 && \text{(Ruhelage)} \\ F_T\left(\frac{\pi}{2}\right) &= F_G = -mg \end{aligned}$$

Bewegungsgleichungen:

- Weg  $s(t)$
- $\frac{ds}{dt} =: v(t)$  Geschwindigkeit
- $\frac{dv}{dt} =: a(t)$  Beschleunigung

Beziehungen:

- Bogenlänge  $s(t) = l\phi(t)$
- 2. Newton'sches Gesetz ( $F = ma$ )

$$-mg \sin \phi(t) = m \frac{d}{dt} v(t) = m \frac{d^2}{dt^2} s(t) = ml \frac{d^2}{dt^2} \phi(t)$$

$\implies$  DGL 2. Ordnung

$$\frac{d^2}{dt^2} \phi(t) = -\frac{g}{l} \sin \phi(t) \quad t \geq 0$$

Für eindeutige Lösung braucht man zwei Anfangsbedingungen:

$$\phi(0) = \phi_0 \quad \frac{d}{dt} \phi(0) = u_0$$

Lösung bei kleiner Auslenkung: Linearisiere um  $\phi = 0$

$$\begin{aligned}\sin \phi &= \phi - \frac{1}{3!}\phi^3 + \dots \approx \phi \\ \implies \frac{d^2}{dt^2}\phi(t) &= -\frac{g}{l}\phi(t)\end{aligned}$$

Für  $u_0 = 0$  findet man mit dem Ansatz  $\phi(t) = A \cos(\omega t)$ :

$$-\omega^2 A \cos(\omega t) = -\frac{g}{l} A \cos(\omega t)$$

die Lösung:

$$\phi(t) = \phi_0 \cos\left(\sqrt{\frac{g}{l}}t\right)$$

Fehlerquelle: Abschneidefehler.

Numerische Lösung:

Setze  $u(t) := \frac{d}{dt}\phi(t)$

$$\frac{d}{dt} \begin{pmatrix} \phi \\ u \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u \\ -\frac{g}{l} \sin(\phi) \end{pmatrix}$$

Approximation mit Differenzenquotienten

$$\begin{pmatrix} u(t) \\ -\frac{g}{l} \sin \phi(t) \end{pmatrix} = \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} \phi \\ u \end{pmatrix} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta t} \begin{pmatrix} \phi(t + \Delta t) - \phi(t) \\ u(t + \Delta t) - u(t) \end{pmatrix} \approx \frac{1}{\Delta t} \begin{pmatrix} \phi(t + \Delta t) - \phi(t) \\ u(t + \Delta t) - u(t) \end{pmatrix}$$

$\downarrow$   
> 0, klein

Fehlerquelle: Diskretisierungsfehler

Auf Gitter  $t_n = n\Delta t$  mit Werten  $\phi_n = \phi(n\Delta t)$ ,  $u_n = u(n\Delta t)$ :

$$\phi_{n+1} = \phi_n + \Delta t u_n, u_{n+1} = u_n - \Delta t \frac{g}{l} \phi_n$$

Kleinerer Diskretisierungsfehler mit zentralen Differenzen:

$$-\frac{g}{l} \sin \phi(t) = \frac{d^2}{dt^2} \phi(t) \approx \frac{\phi(t + \Delta t) - 2\phi(t) + \phi(t - \Delta t)}{\Delta t^2}$$

Rekursionsformel:

$$\phi_{n+1} = 2\phi_n - \phi_{n-1} - \Delta t^2 \frac{g}{l} \sin \phi_n, n \geq 1$$

mit  $\phi_1 = \phi_0 + \Delta t u_0$  (Expliziter Euler)

Letzte Fehlerquelle: Rundungsfehler

## 1 Fehleranalyse

### 1.1 Zahldarstellung und Rundungsfehler

Anforderung: Rechnen mit reellen Zahlen auf dem Computer.

Problem: Speicher endlich ( $\implies$  endliche Genauigkeit).

Lösung: Gleitkommazahlen, ein **Kompromiss** zwischen:

- Umfang darstellbarer Zahlen
- Genauigkeit

- Geschwindigkeit einfacher Rechenoperationen (+, -, ·, /)

Alternativen:

- Fixkommazahlen
- logarithmische Zahlen
- Rationalzahlen

**Definition 1.1** Eine (normalisierte) Gleitkommazahl zur Basis  $b \in \mathbb{N}, b \geq 2$ , ist eine Zahl  $x \in \mathbb{R}$  der Form

$$x = \pm m \cdot b^{\pm e}$$

mit der Mantisse  $m = m_1 b^{-1} + m_2 b^{-2} + \dots \in \mathbb{R}$  und dem Exponenten  $e = e_{s-1} b^{s-1} + \dots + e_0 b^0 \in \mathbb{N}$ , wobei  $m_i, e_i \in \{0, \dots, b-1\}$ . Für  $x \neq 0$  ist die Darstellung durch die Normierungsvorschrift  $m \neq 0$  eindeutig. Für  $x = 0$  setzt man  $m = 0$ .

**Beispiel 1.2 ( $b = 10$ )** •  $m_i$ :  $i$ -te Nachkommastelle der Mantisse

- $e$ : Verschiebt das Komma um  $e$  Stellen.

$$0.314 \times 10^1 = 3.14$$

$$0.123 \times 10^6 = 123\,000$$

Auf dem Rechner stehen nur endlich viele Stellen zur Verfügung:

$r$  Ziffern + 1 Vorzeichen für Mantisse  $m$

$s$  Ziffern + 1 Vorzeichen für Exponenten.

Für  $x = \pm [m_1 b^{-1} + \dots + m_r b^{-r}] \cdot b^{\pm [e_{s-1} b^{s-1} + \dots + e_0 b^0]}$  muss man also nur  $(\pm)[m_1 \dots m_r](\pm)[e_{s-1} \dots e_0]$  abspeichern. Wählt man  $b = 2$ , so gilt  $m_i, e_i \in \{0, 1\}$  und  $x$  kann mit  $2 + r + s$  Bits gespeichert werden (Maschinenzahlen). Maschinenzahlen bilden das numerische Gleitkommagitter  $A = A(b, r, s)$

**Beispiel 1.3 ( $b = 2, r = 3, s = 1$ )**

$$m = \frac{1}{2} + m_2 \frac{1}{4} + m_3 \frac{1}{8} \in \left\{ \frac{4}{8}, \frac{5}{8}, \frac{6}{8}, \frac{7}{8} \right\}$$

$$e = e_0 \in \{0, 1\}$$

Da  $A$  endlich ist, gibt es eine größte/kleinste darstellbare Zahl:

$$\begin{aligned} x_{\{min/max\}} &= \pm (b-1)[b^{-1} + \dots + b^{-r}] \cdot b^{(b-1)[b^{s-1} + \dots + b^0]} \\ &= \pm (1 - b^{-r}) \cdot b^{(b^s - 1)} \end{aligned}$$

sowie eine kleinste positive/größte negative Zahl:

$$\begin{aligned} x_{posmin/negmax} &= \pm b^{-1} \cdot b^{-(b-1)[b^{s-1} + \dots + b^0]} \\ &= b^{-b^s} \end{aligned}$$

Das gängigste Format ist das IEEE-Format, das auch hinter dem Python-Datentyp float steht:

$$x = \pm m \cdot 2^{c-1022}$$

Dieser Datentyp ist 64 Bit (8 Byte) groß (doppelte Genauigkeit, double). Davon speichert 1 Bit das Vorzeichen, 52 Bits die Mantisse  $m = 2^{-1} + m_2 2^{-2} + \dots + m_{53} 2^{-53}$  und 11 Bits die Charakteristik  $c = c_0 2^0 + \dots + c_{10} 2^{10}$ , mit  $m_i, c_i \in \{0, 1\}$ . Es gibt folgende spezielle Werte:

- Alle  $c_i, m_i = 0 : x = \pm 0$
- Alle  $m_i = 0, c_i = 1 : x = \pm \infty$
- Ein  $m_i \neq 0$ , alle  $c_i = 1 : x = \text{NaN}$  (not a number)

Für  $c$  bleibt damit ein Bereich von  $\{0, \dots, 2046\}$  beziehungsweise  $c - 1022 \in \{-1022, \dots, 1024\}$ . Damit gilt:

- $x_{max} \approx 2^{1024} \approx 1.8 \times 10^{308}, x_{min} = -x_{max}$
- $x_{posmin} = 2^{-1022} \approx 2.2 \times 10^{-308}, x_{negmax} = -x_{posmin}$

Ausgangsdaten  $x \in \mathbb{R}$  einer numerischen Aufgabe und die Zwischenergebnisse einer Rechnung müssen durch Maschinenzahlen dargestellt werden. Für Zahlen des „zulässigen“ Bereichs  $D = [x_{min}, x_{negmax}] \cup \{0\} \cup [x_{posmin}, x_{max}]$  wird eine Rundungsoperation  $\text{rd} : D \rightarrow A$  verwendet, die

$$|x - \text{rd } x| = \min_{y \in A} |x - y| \forall x \in D$$

erfüllt.

#### Beispiel 1.4 (Natürliche Rundung im IEEE-Format)

$$\text{rd}(x) = \text{sgn}(x) \cdot \begin{cases} 0, m_1, \dots, m_{53} \cdot 2^e & m_{54} = 0 \\ (0, m_1, \dots, m_{53} + 2^{-53}) \cdot 2^e & m_{54} = 1 \end{cases}$$

Rundungsfehler:

- absolut:

$$|x - \text{rd}(x)| \leq \frac{1}{2} b^{-r} b^e$$

- relativ:

$$\left| \frac{x - \text{rd}(x)}{x} \right| \leq \frac{1}{2} \frac{b^{-r} b^e}{|m| b^e} \leq \frac{1}{2} b^{-r+1}$$

Der relative Fehler ist für  $x \in D \setminus \{0\}$  beschränkt durch die „Maschinengenauigkeit“

$$\text{eps} = \frac{1}{2} b^{-r+1}$$

Für  $x \in D$  ist  $\text{rd}(x) = x(1 + \varepsilon)$ ,  $|\varepsilon| \leq \text{eps}$ . Für das IEEE-Format (double)

$$\text{eps} = \frac{1}{2} 2^{-52} \approx 10^{-16}$$

Arithmetische Grundoperationen

$$* : \mathbb{R} \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}, * \in \{x, -, +, /\}$$

werden auf dem Rechner ersetzt durch Maschinenoperationen:

$$\circledast : A \times A \rightarrow A$$

Dies ist normalerweise für  $x, y \in A$  und  $x * y \in D$  realisiert durch

$$x \circledast y := \text{rd}(x * y) = (x * y)(1 + \varepsilon), |\varepsilon| \leq \text{eps}$$

Dazu werden die Operationen maschinenintern (unter Verwendung einer längeren Mantisse) ausgeführt, normalisiert und dann gerundet. Im Fall  $x * y \notin D$  gibt es eine Fehlermeldung (overflow, underflow) oder das Ergebnis

NaN. Achtung: Das Assoziativ- und Distributivgesetz gilt dann nur näherungsweise. Im Allgemeinen ist für  $x, y, z \in A$

$$\begin{aligned}(x \oplus y) \oplus z &\neq x \oplus (y \oplus z) \\ (x \oplus y) \odot z &\neq (x \odot z) \oplus (y \odot z)\end{aligned}$$

Insbesondere gilt für  $|y| \leq \frac{|x|}{b} \text{eps}$

$$x \oplus y = x$$

Damit ergibt sich eine alternative Charakterisierung der Maschinengenauigkeit:  $\text{eps}$  ist die kleinste positive Zahl in  $A$ , sodass  $1 \oplus \text{eps} \neq 1$

## 1.2 Konditionierung numerischer Aufgaben

Eine numerische Aufgabe wird als **gut konditioniert** bezeichnet, wenn eine kleine Störung in den Eingangsdaten (Messfehler, Rundungsfehler) auch nur eine kleine Änderung der Ergebnisse zur Folge hat.

**Beispiel 1.5 (Schnittpunkt von Geraden)** Zwei Geraden, die sich (annähernd) rechtwinklig treffen sind gut konditioniert.

Zwei Geraden, die sich unter einem stumpfen, oder spitzen Winkel treffen sind schlecht konditioniert.

**Beispiel 1.6 (Lineares Gleichungssystem)**

$$\begin{pmatrix} 1 & 10^6 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} \implies \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -10^6 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix}$$

$$b = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \implies x = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$b = \begin{pmatrix} 1 \\ 10^{-3} \end{pmatrix} \implies x = \begin{pmatrix} -999 \\ 10^{-3} \end{pmatrix} \not\approx \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$\implies$  schlecht konditioniert.

**Definition 1.7** Eine **numerische Aufgabe** berechnet aus Eingangsgrößen  $x_j \in \mathbb{R}, j = 1, \dots, m$  unter der funktionellen Vorschrift  $f(x_1, \dots, x_m), i = 1, \dots, n$  Ausgangsgrößen  $y_i = f_i(x_1, \dots, x_m)$

$$y = f(x), f : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$$

**Beispiel 1.8 (Lösung eines LGS)**  $Ay = x, f(x) = A^{-1}x$

**Definition 1.9** Fehlerhafte Eingangsgrößen  $x_i + \Delta x_i$  ( $\Delta x_i$ : Rundungsfehler, Maschinengenfehler) ergeben fehlerhafte Resultate  $y_i + \Delta y_i$ . Wir bezeichnen  $|\Delta y_i|$  als den absoluten Fehler und  $\left| \frac{\Delta y_i}{y_i} \right|$  für  $y_i \neq 0$  als den relativen Fehler.

### 1.2.1 Differentielle Fehleranalyse

Annahmen:

- kleine relative Datenfehler  $|\Delta x_i| \ll |x_i|$
- $f_i$  stetig partiell differenzierbar nach allen  $x_i$

Dann gilt:

$$\begin{aligned} y_i &= f_i(x_i), y_i + \Delta y_i = f_i(x + \Delta x) \\ \implies \Delta y_i &= f_i(x + \Delta x) - f_i(x) \end{aligned}$$

Taylorentwicklung

$$= \sum_{j=1}^m \frac{\partial f_i}{\partial x_j} \Delta x_j + R_i^f(x, \Delta x)$$

mit einem Restglied  $R_i^f$ , das für  $|\Delta x| = \max_{j=1, \dots, m} |\Delta x_j| \rightarrow 0$  schneller gegen 0 geht als  $|\Delta x|$ . Wenn  $f$  sogar zweimal stetig differenzierbar ist, gilt sogar, dass

$$\left| R_i^f(x, \Delta x) \right| \leq c |\Delta x|^2, c \in \mathbb{R}$$

**Definition 1.10 (Landau-Notation)** Seien  $g, h : \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}, t \rightarrow 0^+$ . Wir schreiben:

- $g(t) = \mathcal{O}(h(t)) : \iff \exists t_0, c \in \mathbb{R}_+ : \forall t \in (0, t_0] : |g(t)| \leq c|h(t)|$
- $gt = \sigma(ht) : \iff \exists t_0 \in \mathbb{R}_+, c : \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}, \lim_{t \rightarrow 0^+} c(t) = 0 : \forall t \in (0, t_0] : |g(t)| \leq c(t)|h(t)|$

**Bemerkung 1.11** • Analoge Schreibweise für  $t \rightarrow \infty$

- $\mathcal{O}$  und  $\sigma$  sind Symbole, keine Funktionen

$$\mathcal{O}(t^2) + \mathcal{O}(t^3) + \mathcal{O}(2t^2) = \mathcal{O}(t^2) \not\iff \mathcal{O}(t^3) + \mathcal{O}(2t^2) = 0$$

- $\sigma(t^n)$  ist stärker als  $\mathcal{O}(t^n) : \sigma(t^n) + \mathcal{O}(t^n) = \mathcal{O}(t^n)$
- $\mathcal{O}(t^{n+1})$  ist stärker als  $\sigma(t^n)$ : Wähle  $c(t) = t!$

**Beispiel 1.12** Ist  $g(t)$  zweimal stetig differenzierbar, so gilt mit Taylor

$$\begin{aligned} g(t + \Delta t) &= g(t) + \Delta t g'(t) + \frac{1}{2} \Delta t^2 g''(\tau), \tau \in [t, t + \Delta t] \\ \implies \frac{1}{\Delta t} (g(t + \Delta t) - g(t)) &= g'(t) + \mathcal{O}(\Delta t) \end{aligned}$$

Damit folgt dass  $\Delta y_i$  in erster Näherung, das heißt bis auf eine Größe der Ordnung  $\mathcal{O}(|\Delta x|^2)$  gleich

$$\sum_{j=1}^m \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(x) \Delta x_j$$

ist. Schreibweise

$$\Delta y_i \doteq \sum_{j=1}^m \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(x) \Delta x_j$$

Für den komponentenweisen relativen Fehler gilt

$$\frac{\Delta y_i}{y_i} \doteq \sum_{j=1}^m \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(x) \frac{\Delta x_j}{y_i} = \sum_{j=1}^m \underbrace{\frac{\partial f_i}{\partial x_j}(x) \frac{x_j}{f_i(x)}}_{=: k_{ij}(x)} \frac{\Delta x_j}{x_j}$$

Vernachlässigt haben wir dabei

$$\left| \frac{R_i^f(x_j, \Delta x)}{y_i} \right| = \mathcal{O}\left(\frac{|\Delta x|^2}{|y_i|}\right)$$

Diese Vernachlässigung ist nur zulässig falls

$$|\Delta x| = \sigma(|y_i|), i = 1, \dots, n$$

damit

$$\mathcal{O}\left(\frac{|\Delta x|^2}{|y_i|}\right) = \sigma(|\Delta x|)$$

(stärker als  $\mathcal{O}(|\Delta x|)$ )

**Definition 1.13** Die Größen  $k_{ij}(x)$  heißen (relative) Konditionszahlen von  $f$  im Punkt  $x$ . Sie sind Maß dafür, wie sich kleine relative Fehler in den Ausgangsdaten  $x_j$  auf das Ergebnis  $y_i$  auswirken. Sprechweise:

- $|k_{ij}(x)| \gg 1$ : Die Aufgabe  $y = f(x)$  ist schlecht konditioniert
- sonst: Die Aufgabe  $y = f(x)$  ist gut konditioniert
- $|k_{ij}(x)| < 1$ : Fehlerdämpfung
- $|k_{ij}(x)| > 1$ : Fehlerverstärkung.

**Bemerkung 1.14** Man kann auch Störungen in  $f$  betrachten.

**Beispiel 1.15** Implizit gegebene Aufgaben. Für  $n = m$  sei  $y$  die gegebene Eingangsgröße und ein  $x$  mit  $f(x) = y$  die Ausgabe (zum Beispiel:  $f(x) = Ax + b$ ) Die differentielle Fehleranalyse auf der Umkehrfunktion  $x = f^{-1}(y)$  liefert unter geeigneten Annahmen.

$$\frac{\Delta x_i}{x_i} \doteq \sum_{j=1}^n k_{ij}^{-1}(y) \frac{\Delta y_j}{y_j}, k_{ij}^{-1} = \frac{\partial f_i^{-1}}{\partial y_j}(y) \frac{y_j}{x_i}$$

Wir definieren die Matrizen

$$K^{-1}(y) = \left(k_{ij}^{-1}\right)_{i,j=1}^n, K(x) = (k_{ij}(x))_{i,j=1}^n$$

und betrachten deren Produkt:

$$\begin{aligned} (K^{-1}(y)K(x))_{ij} &= \sum_{l=1}^n k_{il}^{-1}(y) k_{lj}(x) \\ &= \sum_{l=1}^n \frac{\partial f_i^{-1}}{\partial y_l}(y) \frac{y_l}{x_i} \frac{\partial f_l}{\partial x_j}(x) \frac{x_j}{y_l} \\ &= \frac{x_j}{x_i} \sum_{l=1}^n \frac{\partial f_i^{-1}}{\partial y_l} \frac{\partial f_l}{\partial x_j} = \frac{x_j}{x_i} \frac{d}{dx_j} (f_i^{-1}(f(x))) \\ &= \frac{x_j}{x_i} \frac{dx_i}{dx_j} = \delta_{ij} = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \end{aligned}$$

$K^{-1}$  ist gerade das Inverse von  $K$ .



Wiederholung: Numerische Aufgabe

$$f : x \in \mathbb{R}^m \mapsto y \in \mathbb{R}$$

Konditionszahlen:

$$\frac{\Delta y_i}{y_i} = \sum_{j=1}^m k_{ij}(x) \frac{\Delta x_j}{x_j}$$

$$k_{ij}(x) = \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(x) \frac{x_j}{f_i(x)}$$

### 1.2.2 Arithmetische Grundoperationen

Addition:  $f(x_1, x_2) = x_1 + x_2, x_1, x_2 \in \mathbb{R} \setminus \{0\}$

$$k_{1j}(x) = \frac{\partial f}{\partial x_j} \frac{x_j}{f} = 1 \frac{x_j}{x_1 + x_2} = \frac{1}{1 + \frac{x_j}{x_1}}$$

$$\bar{j} = \begin{cases} 2 & j = 1 \\ 1 & j = 2 \end{cases}$$

Die Addition ist schlecht konditioniert für  $x_1 \approx -x_2$ .

**Definition 1.16 (Auslöschung)** Unter Auslöschung versteht man den Verlust von Genauigkeit bei der Subtraktion von Zahlen gleichen Vorzeichens.

**Beispiel 1.17**  $b = 10, r = 4, s = 1$

$$\begin{aligned} x_1 &= 0.112587 \times 10^2 & \text{rd}(x_1) &= 0.1126 \times 10^2 \\ x_2 &= 0.112448 \times 10^2 & \text{rd}(x_2) &= 0.1124 \times 10^2 \\ x_1 + x_2 &= 0.225035 \times 10^2 & \text{rd}(x_1) \oplus \text{rd}(x_2) &= 0.2250 \times 10^2 \\ x_1 - x_2 &= 0.129 \times 10^{-1} & \text{rd}(x_1) \ominus \text{rd}(x_2) &= -0.2 \times 10^{-1} \end{aligned} \quad (\text{Großer Fehler})$$

Multiplikation:  $y = f(x_1, x_2) = x_1 x_2$

$$k_{1j}(x) = \frac{\partial f}{\partial x_j} \frac{x_j}{f} = x_j - \frac{x_j}{x_1 x_2} = 1$$

$\implies$  gut konditioniert

**Beispiel 1.18 (Lösungen quadratischer Gleichungen)** Für  $p, q \in \mathbb{R}$  betrachte:

$$\begin{aligned} 0 &= y^2 - py + q \\ y_{1,2} &= y_{1,2}(p, q) = \frac{p}{2} \pm \sqrt{\frac{p^2}{4} - q} \end{aligned}$$

nach Vieta  $p = y_1 + y_2, q = y_1 \cdot y_2$

$$\begin{aligned}
 1 &= \frac{dp}{dp} = \frac{\partial y_1}{\partial p} + \frac{\partial y_2}{\partial p} \\
 0 &= \frac{dq}{dp} = \frac{\partial y_1}{\partial p} y_2 + y_1 \frac{\partial y_2}{\partial p} \\
 \implies (y_2 - y_1) \frac{\partial y_2}{\partial p} &= y_2 \\
 \implies \frac{\partial y_2}{\partial p} &= \frac{y_2}{y_2 - y_1} \\
 \implies \frac{\partial y_1}{\partial p} &= \frac{y_1}{y_1 - y_2} \\
 0 &= \frac{dp}{dq} = \frac{\partial y_1}{\partial q} + \frac{\partial y_2}{\partial q} \\
 1 &= \frac{dq}{dq} = \frac{\partial y_1}{\partial q} y_2 + y_1 \frac{\partial y_2}{\partial q} \\
 \implies 1 &= (y_2 - y_1) \frac{\partial y_1}{\partial q} \\
 \implies \frac{\partial y_1}{\partial q} &= \frac{1}{y_2 - y_1} \\
 \implies \frac{\partial y_2}{\partial q} &= -\frac{1}{y_2 - y_1} \\
 k_{11}(x) &= \frac{\partial y_1}{\partial p} \frac{p}{y_1} = \frac{y_1}{y_1 - y_2} \frac{y_1 + y_2}{y_1} = \frac{1 + y_2/y_1}{1 - y_2/y_1} \\
 k_{12}(x) &= \frac{\partial y_1}{\partial q} \frac{q}{y_1} = \frac{1}{y_2 - y_1} \frac{y_1 y_2}{y_1} = \frac{1}{1 - y_1/y_2}
 \end{aligned}$$

Analog für  $k_{21}, k_{22}$

Die Berechnung von  $y_1, y_2$  ist schlecht konditioniert  $y_1 \approx y_2$ .

Konkretes Beispiel:  $p = 4, q = 33.999, y_{1,2} = 2 \pm 10 \times 10^{-1}$

$$k_{12} = \frac{y_2}{y_2 - y_1} = \frac{2 - 10^{-2}}{-2 \times 10^{-2}} = -99.5$$

$\implies$  100-fache Fehlerverstärkung.

### 1.3 Stabilität numerischer Algorithmen

Gegeben: Numerische Aufgabe  $f : x \in \mathbb{R}^m \mapsto y \in \mathbb{R}^n$

**Definition 1.19 (Verfahren / Algorithmus)** Unter einem Verfahren / Algorithmus zur (gegebenenfalls näherungsweise) Berechnung von  $y$  aus  $x$  verstehen wir eine endliche Folge von elementaren Abbildungen  $\varphi^{(k)}$ , die durch sukzessiv Anwendung einen Näherungswert  $\tilde{y}$  zu  $y$  liefern.

$$x = x^{(0)} \mapsto \varphi^{(1)}(x^{(0)}) = x^{(1)} \mapsto \dots \mapsto \varphi^{(k)}(x^{(k-1)}) \mapsto \tilde{y} \rightarrow y$$

Im einfachsten Fall sind die  $\varphi^{(i)}$  arithmetische Grundoperationen. Bei der Durchführung des Algorithmus auf dem Rechner treten in jedem Schritt Fehler auf (Rundungsfehler, Auswertungsfehler, ...), die sich akkumulieren können.

**Definition 1.20 (Algorithmus)** Ein Algorithmus heißt stabil, wenn die im Verlauf der Rechnung akkumulierten Fehler den durch die Konditionierung der Aufgabe  $y = f(x)$  bedingten unvermeidbaren Problemfehler nicht übersteigen.

**Beispiel 1.21 (Lösung quadratischer Gleichungen)** Annahme:  $0 \neq q < p^2/4$

Für  $\left| \frac{y_1}{y_2} \right| \gg 1$ , das heißt  $q \ll \frac{p^2}{4}$ , ist die Aufgabe gut konditioniert. Algorithmus:  $u = p^2/4, v = u - q, w = \sqrt{v}$ .

Im Fall  $p < 0$  wird zur Vermeidung von Auslöschung zunächst  $\tilde{y}_2 = p/2 - w$  berechnet.

Fehlerfortpflanzung:

$$w = \sqrt{u - q} \begin{cases} \approx \frac{|p|}{2} & q > 0 \\ > \frac{|p|}{2} & q < 0 \end{cases}$$

$$\begin{aligned} \frac{\Delta y_2}{y_2} &\leq \left| \frac{\frac{1}{2}p}{\frac{p}{2} - w} \right| \left| \frac{\Delta p}{p} \right| + \left| \frac{-w}{\frac{p}{2} - w} \right| \left| \frac{\Delta w}{w} \right| \\ &= \underbrace{\left| \frac{1}{1 - \frac{2w}{p}} \right|}_{\leq \frac{1}{2}} \left| \frac{\Delta p}{p} \right| + \underbrace{\left| \frac{1}{1 - \frac{p}{2w}} \right|}_{< 1} \left| \frac{\Delta w}{w} \right| \end{aligned}$$

Die zweite Wurzel kann so bestimmt werden:

$$A : \tilde{y}_1 = \frac{p}{2} + w, \quad B : \tilde{y}_1 = \frac{q}{\tilde{y}_2}$$

Für  $|q| \ll \frac{p^2}{4}$  ist  $w \approx \frac{|p|}{2} \implies$  Auslöschung in Variante A

$$\left| \frac{\Delta y_1}{y_1} \right| = \underbrace{\frac{1}{1 + \frac{2w}{p}}}_{\gg 1} \frac{\Delta p}{p} + \underbrace{\frac{1}{1 + \frac{p}{2w}}}_{\gg 1} \frac{\Delta w}{w}$$

$\implies$  Variante A ist instabil. Variante B ist stabil:

$$\left| \frac{\Delta y_1}{y_1} \right| \leq \underbrace{\left| \frac{\Delta q}{q} \right|}_{\leq eps} + \underbrace{\left| \frac{\Delta y_2}{y_2} \right|}_{\approx eps}$$

Regel: Bei der Lösung quadratischer Gleichungen sollten nicht beide Wurzeln aus der Lösungsformel berechnet werden.

Konkretes Beispiel:  $p = -4, q = 0.01$  (vierstellige Rechnung)

$$\begin{aligned} u &= 4, v = 3.99, w = 1.9974948 \dots, \tilde{y}_2 = -3.997(4981 \dots) \\ \tilde{y}_1 &= \begin{cases} \text{exakt:} & -0.9925915 \dots \\ A : & -0.003000 \quad (\text{rel. Fehler: } 20\%) \\ B : & -0.002502 \quad (\text{rel. Fehler: } 1.7 \times 10^{-4}) \end{cases} \end{aligned}$$

### Auswertung arithmetischer Ausdrücke

Vorwärtsrundungsfehleranalyse: Akkumulation des Rundungsfehlers ausgehend von Startwert.

**Beispiel 1.22**  $y = f(x_1, x_2) = x_1^2 - x_2^2 = (x_1 - x_2)(x_1 + x_2)$  Konditionierung:

$$\begin{aligned} \left| \frac{\Delta y}{y} \right| &\leq \sum_{i=1}^2 \left| \frac{\partial f}{\partial x_i} \frac{x_i}{f} \right| \left| \frac{\Delta x_i}{x_i} \right| \\ &= \left| 2x_1 \frac{x_1}{x_1^2 - x_2^2} \right| \left| \frac{\Delta x_1}{x_1} \right| + \left| -2x_2 \frac{x_2}{x_1^2 - x_2^2} \right| \left| \frac{\Delta x_2}{x_2} \right| \\ &\leq 2 \frac{x_1^2 + x_2^2}{|x_1^2 - x_2^2|} eps = 2 \left| \frac{\left(\frac{x_1}{x_2}\right)^2 + 1}{\left(\frac{x_1}{x_2}\right)^2 - 1} \right| eps \end{aligned}$$

$\implies$  schlecht konditioniert für  $\left| \frac{x_1}{x_2} \right| \approx 1$

Algorithmus A	Algorithmus B
$u = x_1 \odot x_1$	$u = x_1 \oplus x_1$
$v = x_2 \odot x_2$	$v = x_1 \ominus x_2$
$\tilde{q} = u \ominus v$	$\tilde{q} = u \odot v$

Sei  $x_1, x_2 \in A$ . Für Maschinenoperationen  $\oplus$  und  $a, b \in A$  gilt

$$a \oplus b = (a * b)(1 + \varepsilon), |\varepsilon| \leq eps.$$

Algorithmus A:

$$\begin{aligned} u &= x_1^2(1 + \varepsilon_1), v = x_2^2(1 + \varepsilon_2) \\ \tilde{y} &= (x_1^2(1 + \varepsilon_1) - x_2^2(1 + \varepsilon_2))(1 + \varepsilon_3) \\ &= \underbrace{x_1^2 - x_2^2}_y + x_1^2\varepsilon_1 - x_2^2\varepsilon_2 + \underbrace{(x_1^2 - x_2^2)}_y \varepsilon_3, |\varepsilon| \leq eps \\ \implies \left| \frac{\Delta y}{y} \right| &\leq eps \frac{x_1^2 + x_2^2 + |x_1^2 - x_2^2|}{|x_1^2 - x_2^2|} = eps \left( 1 + \left| \frac{\left(\frac{x_1}{x_2}\right)^2 + 1}{\left(\frac{x_1}{x_2}\right)^2 - 1} \right| \right) \end{aligned}$$

Wegen der Konditionierung des Problems

$$\left| \frac{\Delta y}{y} \right| \leq 2 \left| \frac{\left(\frac{x_1}{x_2}\right)^2 + 1}{\left(\frac{x_1}{x_2}\right)^2 - 1} \right| eps$$

ist A stabil. Algorithmus B:

$$u = x_1 \oplus x_2, v = x_1 \ominus x_2, y = u \odot v$$

Rundungsfehleranalyse

$$\begin{aligned} u &= (x_1 + x_2)(1 + \varepsilon_1), v = (x_1 - x_2)(1 + \varepsilon_2) \\ \tilde{y} &= (x_1 + x_2)(1 + \varepsilon_1)(x_1 - x_2)(1 + \varepsilon_2)(1 + \varepsilon_3) \\ &= \underbrace{x_1^2 - x_2^2}_y + \underbrace{(x_1^2 - x_2^2)}_{\varepsilon_1 + \varepsilon_2 + \varepsilon_3} + \mathcal{O}(eps^3) \\ \implies \left| \frac{\Delta y}{y} \right| &\leq |\varepsilon_1 + \varepsilon_2 + \varepsilon_3| \leq 3eps \end{aligned}$$

$\implies$  Algorithmus B ist stabiler als Algorithmus A.

Regel: Bei numerischen Rechnungen sollte man die schlechter konditionierten Operationen möglichst frühzeitig ansetzen.

Wiederholung

- Konditionierung: Eigenschaften einer numerischen Aufgabe
- Stabilität: Eigenschaft eines Verfahrens
  - Auslöschung
- Rundungsfehleranalyse

$$- y = f(x_1, x_2) = x_1^2 - x_2^2 = (x_1 - x_2)(x_1 + x_2)$$

Auswertung von Polynomen

$$y = p(x) = a_0 + a_1x + \dots + a_nx^n$$

Als Modellfall betrachten wir

$$p(x) = a_1x + a_2x^2 = x(a_1 + a_2x)$$

Zwei Varianten für  $\tilde{y} = p(\xi)$ ,  $\xi \in A$

$$A: u = \xi \odot \xi, v = a_2 \odot u, w = a_1 \odot \xi, \tilde{y} = v + w$$

$$B: u = a_2 \odot \xi, v = a_1 \oplus u, \tilde{y} = \xi \odot v$$

B spart eine arithmetische Operation.

Rundungsfehleranalyse A:

$$\begin{aligned} u &= \xi^2(1 + \varepsilon_1), v = a_2\xi^2(1 + \varepsilon_1)(1 + \varepsilon_2), w = a_1\xi(1 + \varepsilon_3) \\ \tilde{y} &= (a_2\xi^2(1 + \varepsilon_1)(1 + \varepsilon_2) + a_1\xi(1 + \varepsilon_3))(1 + \varepsilon_4) \\ &= \underbrace{a_2\xi^2 + a_1\xi}_y + \underbrace{(a_2\xi^2 + a_1)}_y \varepsilon_4 + a_2\xi^2(\varepsilon_1 + \varepsilon_2) + a_1\xi\varepsilon_3 + \mathcal{O}(\varepsilon^2) \\ \frac{\Delta y}{y} &= \varepsilon_4 \cdot \frac{a_2\xi^2(\varepsilon_1\varepsilon_2) + a_1\xi\varepsilon_3}{a_2\xi^2 + a_1\xi} \\ &= \varepsilon_4 + \varepsilon_3 + \frac{a_2\xi^2(\varepsilon_1 + \varepsilon_2 - \varepsilon_3)}{a_2\xi^2 + a_1\xi} \\ &= \varepsilon_3 + \varepsilon_3 + \frac{\xi}{\frac{a_1}{a_2} + \xi}(\varepsilon_1 + \varepsilon_2 - \varepsilon_3) \end{aligned}$$

Variante B:

$$\begin{aligned} u &= a_2\xi(1 + \varepsilon_1), v = (a_1 + a_2\xi(1 + \varepsilon_1))(1 + \varepsilon_2) \\ \tilde{y} &= \xi \cdot [a_1 + a_2\xi(1 + \varepsilon_1)](1 + \varepsilon_2)(1 + \varepsilon_3) \\ &= \underbrace{\xi(a_1 + a_2\xi)}_y + a_1\xi(\varepsilon_2 + \varepsilon_3) + a_2\xi^2(\varepsilon_1 + \varepsilon_2 + \varepsilon_3) + \mathcal{O}(\varepsilon^2) \\ \frac{\Delta y}{y} &= \varepsilon_2 + \varepsilon_3 + \frac{a_2\xi^2}{a_1\xi + a_2\xi}\varepsilon_2 = \varepsilon_2 + \varepsilon_3 + \frac{\xi}{\frac{a_1}{x_2} + \xi}\varepsilon_1 \end{aligned}$$

$\implies$  Variante B ist etwas stabiler als A im Fall  $\xi \approx -\frac{a_1}{a_2}$  (nahe bei Nullstelle) Allgemein:

$$\begin{aligned} p(x) &= a_0 + a_1x + \dots + a_nx^n \\ &= a_0 + x(a_1 + x(\dots + x(a_{n-1} + a_nx)\dots)) \end{aligned}$$

**Definition 1.23 (Horner-Schema)**

$$b_n = a_n, b_k = a_k + \xi b_{k-1}, k = n - 1, \dots, 0$$

liefert den Funktionswert  $p(\xi) = b_0$  des Polynoms an der Stelle  $x = \xi$ .

Regel: Die Auswertung von Polynomen sollte mit dem Horner-Schema erfolgen.

**2 Interpolation und Approximation**

Grundproblem:

Darstellung und Auswertung von Funktionen.

Aufgabenstellung:

1. Eine Funktion  $f(x)$  ist nur auf einer diskreten Menge von Argumenten  $x_0, \dots, x_n$  bekannt und soll rekonstruiert werden (zum Beispiel für Graph Ausgabe)
2. Eine analytisch gegebene Funktion  $f(x)$  soll auf dem Rechner so dargestellt werden, dass jederzeit Funktionswerte zu beliebigen Argument  $x$  berechnet werden können.

→ System mit unendlich vielen Freiheitsgraden  $y = f(x)$ . „Simulation“ durch endlich viele Datensätze in Klassen  $P$  von einfach strukturierten Funktionen

- Polynome:  $p(x) = a_0 + a_1x + \dots + a_nx^n$

- rationale Funktionen:

$$r(x) = \frac{a_0 + a_1x + \dots + a_nx^n}{b_0 + b_1x + \dots + b_mx^m}$$

- trigonometrische Funktionen

$$t(x) = \frac{1}{2}a_0 + \sum_{k=1}^n (a_k \cos(kx) + b_k \sin(kx))$$

- Exponentialsummen

$$e(x) = \sum_{k=1}^n a_k \exp(b_k x)$$

**Definition 2.1** Geschieht die Zuordnung eines Elementes  $g \in P$  zur Funktion  $f$  durch Fixieren von Funktionswerten

$$g(x_i) = y_i = f(x_i), i = 0, \dots, n$$

so spricht man von **Interpolation**. Ist  $g$  im gewissen Sinne die beste Darstellung von  $f$ , zum Beispiel:

$\max_{a \leq x \leq b} |f(x) - g(x)|$  minimal für  $g \in P$ , oder

$\left( \int_a^b |f(x) - g(x)|^2 dx \right)^{1/2}$  minimal für  $g \in P$  so spricht man von **Approximation**. Die Wahl der Konstruktion von  $g \in P$  hängt von der zu erfüllenden Aufgabe ab. Offenbar ist die Interpolation eine Approximation mit

$$\max_{i=0, \dots, n} |f(x_i) - g(x_i)|$$

für  $g \in P$

Wiederholung: Interpolation und Approximation

- Stützstellen  $x_i$  mit Werten  $y_i, i = 0, \dots, n$
- Klassen  $P$  von Funktion

### Polynominterpolation

Wir bezeichnen mit  $P_n$  den Vektorraum der Polynome vom Grad  $\leq n$ :

$$P_n = \{p(x) = a_0 + a_1x + \dots + a_nx^n \mid a_i \in \mathbb{R}, i = 0, \dots, n\}$$

**Definition 2.2 (Lagrangesche Interpolationsaufgabe)** Die Lagrangesche Interpolationsaufgabe besteht darin zu  $n+1$  paarweise verschiedenen Stützstellen (auch Knoten genannt)  $x_0, \dots, x_n \in \mathbb{R}$  und gegebenen Knotenwerten  $y_0, \dots, y_n \in \mathbb{R}$  ein Polynom  $p \in P_n$  zu bestimmen mit der Eigenschaft  $p(x_i) = y_i$

**Satz 2.3** Die Lagrangesche Interpolationsaufgabe ist eindeutig lösbar.

**Beweis Eindeutigkeit:** Sind  $p_1, p_2 \in P_n$  Lösungen, so gilt für  $p = p_1 - p_2$ , dass

$$p(x_i) = p_1(x_i) - p_2(x_i) = y_i - y_i = 0, i = 0, \dots, n$$

Also hat  $p$   $n+1$  Nullstellen und ist folglich identisch Null.  $\implies p_1 = p_2$

**Existenz:** Wir betrachten die Gleichungen

$$p(x_i) = y_i \quad i = 0, \dots, n$$

Dies ist ein lineares Gleichungssystem mit  $n+1$  Gleichungen und  $n+1$  Freiheitsgraden.

$$\begin{pmatrix} x_0^0 & x_0^1 & \dots & x_0^n \\ x_1^0 & x_1^1 & & x_1^n \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ x_n^0 & x_n^1 & \dots & x_n^n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$$

Wegen der Eindeutigkeit von  $p$  ist  $\ker V = \{0\}$ . Mit dem Rangsatz ( $\dim \mathbb{R}^{n+1} = \dim \ker V + \dim \operatorname{im} V$ ) liefert  $V$  eine surjektive Abbildung. Damit existiert eine Lösung.  $\square$

Zur Konstruktion des Interpolationspolynoms  $p \in P_n$  verwenden wir die sogenannten Lagrangesche Basispolynome.

$$L_i^{(n)}(x) = \prod_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n \frac{x - x_j}{x_i - x_j} \in P_n, i = 0, \dots, n$$

**Lemma 2.4**  $\{L_i^{(n)}, i = 0, \dots, n\}$  ist eine Basis von  $P_n$

**Beweis** Übung.  $\square$

Offensichtlich gilt:

$$L_i^{(n)}(x_k) = \delta_{ij} = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases}$$

**Definition 2.5** Das Polynom

$$p(x) = \sum_{i=0}^n y_i L_i^{(n)}(x) \in P_n$$

hat die gewünschten Eigenschaften

$$p(x_j) = y_j, j = 0, \dots, n$$

und wird die Lagrangesche Darstellung des (Lagrangeschen) Interpolationspolynoms zu dem Stützpunkten  $(x_i, y_i), i = 0, \dots, n$  genannt.

Nachteil: Bei Hinzunahme eines weiteren Stützpunktes  $(x_{n+1}, y_{n+1})$  ändern sich die Basispolynome völlig.  
Abhilfe: Newtonsche Basispolynome

$$N_0(x) = 1, N_i(x) = (x - x_{i-1})N_{i-1}(x) = \prod_{j=0}^{i-1} (x - x_j)$$

Für den Ansatz

$$p(x) = \sum_{i=0}^n a_i N_i(x)$$

erhält man durch Auswertung von  $x_0, \dots, x_n$  das gestaffelte Gleichungssystem

$$\begin{aligned} y_0 &= p(x_0) = a_0 \\ y_1 &= p(x_1) = a_0 + a_1(x_1 - x_0) \\ &\vdots \\ y_n &= p(x_n) = a_0 + a_1(x_n - x_0) + \dots + a_n(x_n - x_0) \cdot \dots \cdot (x_n - x_{n-1}) \end{aligned}$$

aus dem sich die Koeffizienten  $a_i$  rekursiv berechnen lassen. Bei Hinzunahme eines weiteren Stützpunktes  $(x_{n+1}, y_{n+1})$  setzt man den Prozess mit der Basisfunktion  $N_{n+1}$  fort. In der Praxis verwendet man folgende stabilere und effizientere Methode

**Satz 2.6 (Newtonsche Darstellung)** Das Lagrangesche Interpolationspolynom zu den Punkten  $(x_0, y_0), \dots, (x_n, y_n)$  lässt sich bezüglich der Newtonschen Polynombasis schreiben in der Form

$$p(x) = \sum_{i=0}^n y[x_0, \dots, x_i] N_i(x)$$

Dabei bezeichnen  $y[x_0, \dots, x_i]$  die zu den Punkten  $(x_i, y_i)$  gehörenden „dividierten Differenzen“, welche rekursiv definiert sind durch

$$L \text{ für } k = 1, \dots, j : i = k - j : y \underbrace{[x_i, \dots, x_{i+k}]}_{k+1} = \frac{\underbrace{y[x_{i+1}, \dots, x_{i+k}]}_k - \underbrace{y[x_i, \dots, x_{i+k-1}]}_k}{x_{i+k} - x_i} \quad \text{für } j = 0, \dots, n : y[x_j] = y_j$$

**Beweis** Es bezeichne  $p_i, i+k \in P_k$  das Polynom, welches die Punkte  $(x_i, y_i), \dots, (x_{i+k}, y_{i+k})$  interpoliert. Speziell ist  $p_{0,n} = p$  das gesuchte Interpolationspolynom. Wir zeigen

$$p_{i,i+k}(x) = y[x_i] + y[x_i, x_{i+1}](x - x_i) + \dots + y[x_i, \dots, x_{i+k}](x - x_i) \cdot \dots \cdot (x - x_{i+k})$$



was für  $i = 0$  und  $k = n$  den Satz beweist. Der Beweis wird durch Induktion über die Indicedifferenz  $k$  geführt. Für  $k = 0$  ist  $p_{i,i} = y_i = y[x_i]$ ,  $i = 0, \dots, n$ . Sei die Behauptung richtig für  $k - 1 \geq 0$ . Nach Konstruktion gilt für ein  $a \in \mathbb{R}$

$$p_{i,i+k}(x) = p_{i,i+k-1}(x) + a(x - x_1) \cdot \dots \cdot (x - x_{i+k-1}) = 0$$

für  $x = x_j$ ,  $j = i, \dots, i + k - 1$ . Zu zeigen:  $a = y[x_i, \dots, x_{i+k}]$ . Offenbar ist  $a$  der Koeffizient von  $x^k$  in  $p_{0,i+k}$ . Nach Induktionsannahme ist also

$$\begin{aligned} p_{i,i+k-1}(x) &= \dots + y[x_i, \dots, x_{i+k-1}]x^{k-1} \\ p_{i+1,i+k-1}(x) &= \underbrace{\dots}_{\text{Grad} \leq k-2} + y[x_{i+1}, \dots, x_{i+k}]x^{k-1} \end{aligned}$$

Ansatz:

$$\begin{aligned} q(x) &= \frac{(x - x_i)p_{i+1,i+k}(x) - (x - x_{i+k})p_{i,i+k-1}(x)}{x_{i+k} - x_i} \\ &= p_{i,i+k-1}(x) + \frac{(x - x_i)p_{i+1,i+k}(x) - (x - x_{i+k} + x_{i+k} - x_i)p_{i,i+k-1}(x)}{x_{i+k} - x_i} \\ &= p_{i,i+k-1}(x) + (x - x_i) \frac{p_{i+1,i+k}(x) - p_{i,i+k-1}(x)}{x_{i+k} - x_i} \end{aligned}$$

Es gilt:

$$\begin{aligned} q(x_i) &= y_i, q(x_{i+k}) = \frac{(x_{i+k} - x_i)y_{i+k} + 0}{x_{i+k} - x_i} = y_{i+k} \\ q(x_j) &= \frac{(x_j - x_i)y_j - (x_j - x_{i+k})y_j}{x_{i+k} - x_i} = y_j, j = i + 1, \dots, i + k - 1 \end{aligned}$$

$\implies q$  interpoliert die Stützpunkte  $(x_i, y_i), \dots, (x_{i+k}, y_{i+k}) \implies q \equiv p_{i,i+k}$  (Eindeutigkeit des Interpolationspolynoms). Der führende Koeffizient in  $p_{i,i+k}(x)$  ist demnach

$$\begin{aligned} q &= \frac{y[x_{i+1}, \dots, x_{i+k}] - y[x_i, \dots, x_{i+k-1}]}{x_{i+k} - x_i} \\ &= y[x_i, \dots, x_{i+k}] \quad \square \end{aligned}$$

**Korollar 2.7** Sei  $\sigma : \{0, \dots, n\} \rightarrow \{0, \dots, n\}$  eine beliebige Permutation. Dann gilt für die Stützpunkte  $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i) = (x_{\sigma(j)}, y_{\sigma(j)})$

$$y[\tilde{x}_0, \dots, \tilde{x}_n] = y[x_0, \dots, x_n]$$

**Beweis** Koeffizient des Monoms  $x^n$  ist  $y[x_0, \dots, x_n]$  unabhängig von der Reihenfolge. □

Wiederholung: Lagrange-Interpolation:

Gegeben:  $(x_i, y_i)$ ,  $i = 0, \dots, n$

Suche  $p \in P_n : p(x_i) = y_i$ ,  $i = 0, \dots, n$

Lösung:

$$\begin{aligned} p(x) &= \sum_{i=0}^n y_i L_i^{(n)}(x) \\ &= L_i^{(n)}(x) \quad \quad \quad = \prod_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n \frac{x - x_j}{x_i - x_j} \in P_n \end{aligned}$$

$$\implies L_i^{(n)}(x_j) = \delta_{ij}$$

Andere Darstellung: Newton-Neville

$$N_i(x) = \prod_{j=0}^{n-1} (x - x_j)$$

$$p(x) = \sum_{i=0}^N y[x_0, \dots, x_i] D_i(x)$$

$$y[x_i] = q_i$$

$$y[x_i, \dots, x_{i+k}] = \frac{y[x_{i+1}, \dots, x_{i+k}] - y[x_i, \dots, x_{i+k-1}]}{x_{i+k} - x_i}$$

**Definition 2.8** Das durch die Rekursion  $j = 0, \dots, n, p_{j,j}(x) = y_j$  für  $k = 1, \dots, j : i = k - j$

$$p_{i,i+k}(x) = p_{i,i+k-1}(x) + (x - x_i) \frac{p_{i+1,i+k}(x) - p_{i,i+k-1}(x)}{x_{i+k} - x_i}$$

erzeugte Polynom  $p_{0,1}$  ist die sogenannte Nevillsche Darstellung des Interpolationspolynom zu den Stützstellen  $(x_0, y_0), \dots, (x_n, y_n)$

Schema:

	$k = 0$		$k = 1$		$k = 2$	$\dots$	$k = n - 1$		$k = n$
$x_0$	$y_0$	$\rightarrow$	$p_{0,1}$	$\rightarrow$	$p_{0,2}$	$\dots$	$p_{0,n-1}$	$\rightarrow$	$p_{0,n}$
$x_1$	$y_1$	$\nearrow$	$p_{1,2}$	$\nearrow$	$p_{1,3}$	$\dots$	$p_{1,n}$	$\nearrow$	
$x_2$	$y_2$	$\nearrow$							
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$						
$x_{n-1}$	$y_{n-1}$	$\rightarrow$	$p_{n-1,n}$						
$x_n$	$y_n$	$\nearrow$							

Die Hinzunahme eines weiteren Stützpunktes ist problemlos. Die Auswertung von  $p_{0,n}(x)$  an einer Stelle  $\xi \neq x_i$  ohne vorige Bestimmung der Koeffizienten der Newton-Darstellung ist damit sehr einfach und numerisch effizient und stabil möglich. Dazu wird im Schema  $x$  mit  $\xi$  ersetzt.

### 2.1 Auswertung von Polynomen und deren Ableitungen

Sei  $p \in P_n$  gegeben in der Darstellung

$$p(x) = a_0 + a_1x + \dots + a_nx^n$$

Wiederholung: Auswertung von  $p(\xi)$  mittels Horner-Schema

$$b_k = \begin{cases} a_n & k = n \\ a_k + \xi b_{k+1} & k = n - 1, \dots, 0 \end{cases}$$

$$\implies p(\xi) = b_0.$$

Zu  $p_n = p \in P_n$  und festem  $\xi$  wird durch

$$p_{n-1}(x) = b_1 + b_2x + \dots + b_nx^{n-1}$$

ein Polynom  $p_{n-1} \in P_{n-1}$  definiert. Wegen  $a_k = b_k - \xi b_{k+1}$ ,  $k = 0, \dots, n-1$ ,  $a_n = b_n$ :

$$\begin{aligned} p_n(x) &= \sum_{k=0}^n b_k x^k - \xi \sum_{k=0}^{n-1} b_{k+1} x^k \\ &= b_0 + x \sum_{k=1}^n b_k x^{k-1} - \xi \sum_{k=1}^n b_k x^{k-1} \\ &= r_0 + (x - \xi) p_{n-1}(x) \quad r_0 = p(\xi) = b_0 \end{aligned}$$

$\implies$  Für eine Nullstelle  $\xi$  von  $p_n$  leistet das Horner-Schema die Abspaltung des Linearfaktors  $(x - \xi)$  vom Polynom  $p_n$ . Weiter ist dann für  $x \neq \xi$

$$\frac{p_n(x) - p_n(\xi)}{x - \xi} = p_{n-1}(x)$$

$x \rightarrow \xi$

$$p'_n(\xi) = p_{n-1}(\xi)$$

Zur Berechnung von  $p'_n(\xi)$  wird das Horner-Schema auf  $p_{n-1}$  angewendet.

$$p_{n-2} \in P_{n-2}, p_{n-1}(x) = r_1 + (x - \xi) p_{n-2}(x), r_1 = p_{n-1}(\xi)$$

Fortsetzen  $\rightarrow$  endliche Folge von Polynomen  $p_n, p_{n-1}, \dots, p_0$  mit

$$\begin{aligned} p_{n-j}(x) &= (x - \xi) p_{n-j-1}(x) + r_j, \quad j = 0, \dots, n \\ p_n(x) &= r_0 + r_1(x - \xi) + \dots + r_n(x - \xi)^n \end{aligned}$$

Vergleich mit der Taylorentwicklung von  $p_n$  um  $\xi$  ergibt

$$r_j = \frac{1}{j!} p_n^{(j)}(\xi)$$

Die Koeffizienten von  $p_{n-j}$  seien

$$p_{n-j}(x) = a_j^{(j)} + a_{j+1}^{(j)} x + \dots + a_n^{(j)} x^{n-j}, \quad j = 0, \dots, n$$

Es gilt die Rekursion:

$$a_k^{(j+1)} = \begin{cases} a_n^{(j)} & k = n \\ a_k^{(j)} + \xi a_{k+1}^{(j)} & \end{cases}$$

und es gilt

$$p^{(j)}(\xi) = j! a_j^{(j)}, \quad j = 0, \dots, n$$

Dieses „vollständige Horner-Schema“ kann leicht zur Auswertung von Polynomen in Newton-Darstellung modifiziert werden:

$$p(x) = a_0 + a_1(x - x_0) + \dots + a_n(x - x_0) \cdot \dots \cdot (x - x_{n-1})$$

## 2.2 Interpolation von Funktionen

Stützstellen  $x_0, \dots, x_n \in [a, b]$ . Werte gegeben durch Funktion  $y_i = f(x_i)$ ,  $i = 0, \dots, n$

**Frage:** Wie gut approximiert das Interpolationspolynom  $p \in P_n$  die Funktion  $f$  auf  $[a, b]$ ?

**Bezeichnungen:**

- $\overline{(x_0, \dots, x_n)}$  = kleinstes Intervall, das alle  $x_i$  enthält.
- $C[a, b]$  : Vektorraum der über  $[a, b]$  stetigen Funktionen
- $C^k[a, b]$  : Vektorraum über  $[a, b]$  k-mal stetig differenzierbarer Funktionen.

**Satz 2.9 (Interpolationsfehler 1)** Sei  $f \in C^{n+1}[a, b]$ . Dann gibt es zu jedem  $x \in [a, b]$  ein  $\xi_x \in \overline{(x_0, \dots, x_n, x)}$ , sodass gilt

$$f(x) - p(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi_x)}{(n+1)!} \prod_{j=0}^n (x - x_j)$$

**Beweis** Für  $x \in \{x_0, \dots, x_n\}$  ist alles klar. Sei  $x \in [a, b] \setminus \{x_0, \dots, x_n\}$ . Wir setzen

$$l(t) = \prod_{j=0}^n (t - x_j), \quad c(x) = \frac{f(x) - p(x)}{l(x)}$$

Die Funktion

$$F(t) = f(t) - p(t) - c(x)l(t)$$

besitzt dann mindestens die  $n+2$  Nullstellen  $x_0, \dots, x_n, x$  in  $[a, b]$ . Durch wiederholte Anwendung des Satzes von Rolle schließt man, dass die Ableitung  $F^{(n+1)}$  eine Nullstelle  $\xi_x \in \overline{(x_0, \dots, x_n, x)}$ . Es

$$\begin{aligned} 0 &= F^{(n+1)}(\xi_x) = f^{(n+1)}(\xi_x) - p^{(n+1)}(\xi_x) - c(x)l^{(n+1)}(\xi_x) \\ &= f^{(n+1)}(\xi_x) - c(x)(n+1)! \end{aligned}$$

□

Wiederholung:

- Neville-Schema für  $p \in P_n$ :

$$p(x_i) = y_i, i = 0, \dots, n$$

- Vollständiges Horner-Schema
- Interpolation von Funktionen  $y_i = f(x_i)$

Interpolationsfehler 1: Sei  $f \in C^{n+1}[a, b] \implies \forall x \in [a, b] \exists \xi_x \in \overline{(x_0, \dots, x_n, x)}$ :

$$f(x) - p(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi_x)}{(n+1)!} \prod_{j=0}^n (x - x_j)$$

**Satz 2.10 (Interpolationsfehler 2)** Sei  $f \in C^{n+1}[a, b]$ . Dass gilt für  $x \in [a, b] \setminus \{x_0, \dots, x_n\}$ :

$$f(x) - p(x) = f[x_0, \dots, x_n, x] \prod_{j=0}^n (x - x_j)$$

mit der Notation

$$f[x_i, \dots, x_{i+k}] = y[x_i, \dots, x_{i+k}]$$

und es ist

$$f[x_0, \dots, x_n, x] = \int_0^1 \int_0^{t_1} \dots \int_0^{t_n} f^{(n+1)}(x_0 + t_1(x_1 - x_0) + \dots + t_n(x_n - x_{n-1}) + t(x - x_n)) dt dt_n \dots dt_1$$

**Beweis** Per Induktion über  $n$ .

IA:  $n = 0$ :

$$f(x) - p_0(x) = f(x) - f(x_0) = \begin{cases} f[x_0, x](x - x_0) \\ (x - x_0) \int_0^1 f'(x_0 + t(x - x_0)) dt \end{cases}$$

wobei ein

$$\int_0^1 g'(t) dt = g(1) - g(0)$$

für  $g(t) = f(x_0 + t(x - x_0)) \implies g'(t) = f'(t)(x - x_0)$

Sei die Behauptung richtig für  $n - 1 \geq 0$ . Dann ist

$$\begin{aligned} f(x) - p_n(x) &= f(x) - \sum_{i=0}^n f[x_0, \dots, x_n] \prod_{j=0}^{i-1} (x - x_j) \\ &= f(x) - p_{n-1}(x) - f[x_0, \dots, x_n] \prod_{j=0}^{n-1} (x - x_j) \\ &= f[x_0, \dots, x_{n-1}, x] \prod_{j=0}^{n-1} (x - x_j) - f[x_0, \dots, x_n] \prod_{j=0}^{n-1} (x - x_j) \\ &= (f[x_0, \dots, x_{n-1}, x] - f[x_0, \dots, x_n]) \prod_{j=0}^{n-1} (x - x_j) \\ &= \frac{f[x, x_0, \dots, x_n] - f[x_0, \dots, x_n]}{x - x_n} \prod_{j=0}^{n-1} (x - x_j) \\ &= f[x_0, \dots, x_n, x] \prod_{j=0}^{n-1} (x - x_j) \end{aligned}$$

Weiterhin gilt:

$$f[x_0, \dots, x_{n-1}, x] - f[x_0, \dots, x_n] = \int_0^1 \int_0^{t_1} \dots \int_0^{t_{n-1}} [f^{(n)}(x_0 + t_1(x_1 - x_0) + \dots + t_n(x - x_{n+1})) - f^{(n)}(x_0 + t_1(x_1 - x_0) + \dots + t_n(x - x_n))] dt_n \dots dt_1$$

Setze  $g(t) = f^{(n)}(x_0 + t_1(x_1 - x_0) + \dots + t_n(x_n - x_{n-1}) + t_{x-x_n})$

$$\begin{aligned} &= \int_0^1 \int_0^{t_1} \dots \int_0^{t_{n-1}} [g(t_n) - g(0)] dt_n \dots dt_1 \\ &= \int_0^1 \int_0^{t_1} \dots \int_0^{t_{n-1}} \int_0^{t_n} f^{(n+1)}(x_0 + t_1(x_1 - x_0) + \dots + t_n(x_n - x_{n-1}) + t(x - x_n)) dt_n \dots dt_1 \\ \implies f[x_0, \dots, x_n, x] &= \int_0^1 \int_0^{t_1} \dots \int_0^{t_n} f^{(n+1)}(\dots) dt_n \dots dt_1 \quad \square \end{aligned}$$

Die Integraldarstellung der dividierten Differenzen gestattet ihre stetige Fortsetzung für den Fall, das Stützstellen zusammenfallen:

$$f[x_0, \dots, x_r, x_r, \dots, x_n] = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} f[x_0, \dots, x_r, x_r + \varepsilon, \dots, x_n]$$

Im Extremfall  $x_0 = x_1 = \dots = x_n$  wird

$$\begin{aligned} f[x_0, \dots, x_n] &= \int_0^1 \int_0^{t_1} \dots \int_0^{t_{n-1}} f^{(n)}(x_0) dt_n \dots dt_1 \\ &= \int_0^1 \int_0^{t_1} \dots \int_0^{t_{n-1}} 1 dt_n \dots dt_1 f^{(n)}(x_0) \\ &= \frac{1}{n!} f^{(n)}(x_0) \end{aligned}$$

Damit geht das Newtonsche Interpolationspolynom über in das Taylorpolynom  $n$ -ten Grades von  $f$  in  $x_0$ . Konstruieren wir die Fehlerdarstellung so erhalten wir für ein  $\xi_x \in (x_0, \dots, x_n, x)$

$$\begin{aligned} \frac{f^{(n+1)}(\xi_x)}{(n+1)!} \prod_{j=0}^n (x - x_j) &= f(x) - p(x) \\ &= f[x_0, \dots, x_n, x] \prod_{j=0}^n (x - x_j) \\ \implies f[x_0, \dots, x_n, x] &= \frac{f^{(n+1)}(\xi_x)}{(n+1)!} \end{aligned}$$

**Definition 2.11 (Hermite-Interpolation)** Die Hermitesche Interpolationsaufgabe lautet:

Gegeben  $x_i, i = 0, \dots, m$  (paarweise verschieden),  $y_i^{(k)}, i = 0, \dots, m, k = 0, \dots, \mu_i, \mu_i \geq 0$ .

Gesucht:  $p \in P_n, n = m + \sum_{i=0}^m \mu_i, p^{(k)}(x_j) = y_j^{(k)}, i = 0, \dots, m, k = 0, \dots, \mu_i, (\mu_i + 1)$ -fache Stützstellen.

**Beispiel 2.12**  $x_0 = -1, x_1 = 1, m = 1, y_0^{(0)} = 0, y_1^{(0)} = 1, y_1^{(1)} = 2 \implies \mu_0 = 0, \mu_1 = 1 \implies n = 1 + 0 + 1 = 2 \implies p(x) = x^2$

Analog zur Lagrange-Interpolation:

- Existenz + Eindeutigkeit
- Darstellung des Interpolationsfehlers

Wiederholung: Fehlerdarstellung Lagrange-Interpolation. Sei  $f \in C^{m+1}[a, b]. \exists \xi_x \in \overline{(x_0, \dots, x_n, x)}$

$$f(x) - p(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi_x)}{(n+1)!} \prod_{j=0}^n (x - x_j)$$

$$f(x) - p(x) = f[x_0, \dots, x_n, x] \prod_{j=0}^n (x - x_j)$$

$$f[x_0, \dots, x_n, x] = \int_0^1 \int_0^{t_1} \dots \int_0^{t_n} f^{(n+1)}(x_0 + t_1(x_1 - x_0) + \dots + t_n(x_n - x_{n-1}) + t(x_n - x)) dt dt_n \dots dt_1$$

Hermite-Interpolation: Such  $p \in P_n, n = m + \sum_{i=0}^m \mu_i$

$$p^{(k)}(x_i) = y_i^{(k)}, i = 0, \dots, m, k = 0, \dots, \mu_i$$

### 2.3 Richardsonsche Extrapolation zum Limes

Gegeben: Numerischer Prozess mit Werten  $a(h)$ ,  $h \in \mathbb{R}_+$ ,  $h \rightarrow 0$ .

Gesucht:  $a(0) = \lim_{h \rightarrow 0} a(h)$

Idee: Für  $h_i > 0$ ,  $i = 0, \dots, n$ , interpoliere  $(h_i, a(h_i))$  und berechne  $p_n(0)$

**Beispiel 2.13 (Numerische Differentiation)** Sei  $f \in C^\infty[a, b]$ ,  $x \in (a, b)$ . Nach Taylor gilt

$$a(h) = \frac{f(x+h) - f(x-h)}{2h} = f'(x) + \sum_{i=1}^{\infty} \frac{f^{(2i+1)}(x)}{(2i)!} h^{2i}$$

**Satz 2.14 (Extrapolationsfehler)** Für  $h \in \mathbb{R}_+$  habe  $a(n)$  die Entwicklung

$$a(h) = a_0 + \sum_{j=1}^n a_j h^{jq} + a_{n+1}(h) h^{(n+1)q}$$

mit  $q > 0$ , Koeffizienten  $a_j$  und

$$a_{n+1}(h) = a_{n+1} + \lambda(1)$$

Die Folge  $(h_i)_{k \in \mathbb{N}}$  erfülle

$$0 \leq \frac{h_{k+1}}{h_k} \leq \rho < 1$$

( $\implies h_k$  positiv, monoton fallend). Dann gilt für das Interpolationspolynom  $p_1^{(k)} \in P_n$  (in  $h^q$ ) durch

$$(h_k^q, a(h_k)), \dots, (h_{k+n}^q, a(h_{k+n}))$$

$$a(0) - p_n^{(k)}(0) = \mathcal{O}(h_k^{(n+1)q})$$

( $k \rightarrow \infty$ )

**Beweis** Abkürzungen  $z = h^q$ ,  $z_k = h_k^q$ . Interpoliere  $(z_{k+i}, a(h_{k+i}))$ ,  $i = 0, \dots, n$ .

$$p_n(z) = \sum_{i=0}^n a(h_{k+i}) L_{k+i}^{(n)} I$$

$$L_{k+1}^{(n)}(z) = \prod_{\substack{l=0 \\ l \neq i}}^n \frac{z - z_{k+l}}{z_{k+1} - z_{k+l}}$$

Übung:

$$\sum_{i=0}^n x_{k+1}^n(0) = \begin{cases} 1 & r = 0 \\ 0 & r = 1, \dots, n \\ (-1)^n \prod_{j=0}^n z_{k+i} & r = n+1 \end{cases}$$

$$p_n(0) = \sum_{i=0}^n \left( a_0 + \sum_{j=1}^n a_j z_{k+i}^j + a_{n+1}(h_{k+1}) z_{k+i}^{n+1} \right) L_{k+i}^{(n)}(0)$$

$$= a_0 \underbrace{\sum_{i=0}^n L_{k+1}^{(n)}}_{=1} + \sum_{j=1}^n a_j \underbrace{\sum_{i=0}^n z_{k+1}^j L_{k+i}^{(n)}(0)}_0$$

$$= +a_{n+1} \underbrace{\sum_{i=0}^n z_{k+1}^{n+1} L_{k+1}^{(n)}}_{=(-1)^n \prod_{i=0}^n z_{k+i}} + \sum_{i=0}^n \lambda(1) z_{k+i}^{n+1} L_{k+i}^{(n)}(0)$$

Da man Landau-Symbole nicht ausklammern darf, schätzen wir ab:

$$\begin{aligned}
 \left| L_{k+i}^{(n)}(0) \right| &= \prod_{\substack{l=0 \\ l \neq i}}^n \left| \frac{z_k + l}{z_{k+i} - z_{k+l}} \right| \\
 &\leq \prod_{l=0}^{i-1} \left| \frac{z_{k+l}}{z_{k+i} - z_{k+l}} \right| \prod_{l=1+i}^n \left| \frac{z_{k+i}}{z_{k+i} - z_{k+l}} \right| \\
 &= \prod_{l=0}^{i-1} \frac{1}{\left| \frac{z_{k+i}}{z_{k+l}} - 1 \right|} \prod_{l=i+1}^n \frac{1}{\left| 1 - \frac{z_{k+l}}{z_{k+i}} \right|} \\
 &\leq \frac{1}{(1 - \rho^q)^n} \\
 \implies p_n(0) &= a_0 + a_{n+1}(-1)^n \prod_{i=0}^n z_{k+i} + \mathcal{O}(z_k^{n+1}) \\
 &= a_0 + \mathcal{O}\left(h_k^{(n+1)q}\right) \quad \square
 \end{aligned}$$

## 2.4 Spline-Interpolation

Problem: Oszillationen des Interpolationspolynoms, wenn man Stützstellen nicht geeignet wählen kann. Abhilfe: Stückweise polynomielle Interpolation:

- Zerlegung:  $a = x_0 < x_1 < \dots < x_n = b$
- Teilintervalle:  $I_i = [x_{i-1}, x_i], i = 1, \dots, n$
- Feinheit:  $h = \max_{i=1, \dots, n} h_i$  mit  $h_i = |I_i| = x_i - x_{i-1}$
- Vektorräume stückweise polynomieller Funktionen

$$S_n^{k,r}[a, b] = \{p \in C^r[a, b] \mid p|_{I_i} \in P_k(i_i)\}, i = 1, \dots, n$$

**Beispiel 2.15 (Stückweise lineare Interpolation)**  $\implies p \in S_n^{(1,0)}[a, b]$ . Fehlerabschätzung:

$$\max_{x \in [a, b]} |f(x) - p(x)| \leq \frac{1}{2} h^2 \max_{x \in [a, b]} |f''(x)|$$

**Beispiel 2.16 (Splines)** Zweimal stetig differenzierbare, stückweise kubische Polynome. Motivation: Biegestab. Minimiere Biegeenergie

$$\int_{x_0}^{x_n} s''(x)^2 dx$$

**Definition 2.17 (Kubischer Spline)** Eine Funktion  $s_n : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$  heißt kubischer Spline bezüglich  $a = x_0 < x_1 < \dots < x_n = b$ , wenn gilt

1.  $s_n \in C^2[a, b]$
2.  $s_n|_{I_i} \in P_3, i = 1, \dots, n$

Gilt zusätzlich

3.  $s_n''(a) = s_n''(b) = 0$  so heißt  $s_n$  natürlicher Spline.



Existenz des interpolierenden kubischen Spline zu Knotenwerten  $s_n(x_i) = y_i, i = 0, \dots, n$

**Satz 2.18 (Spline-Interpolation)** Der interpolierende kubische Spline existiert und ist eindeutig bestimmt durch zusätzliche Vorgabe von  $s_n''(a), s_n''(b)$

**Beweis**  $s$  hat die Form

$$s(x) |_{I_i} = p_i(x), i = 1, \dots, n, p_i \in P_3(I_i)$$

4 Koeffizienten auf jedem der  $n$  Intervalle ergeben  $4n$  Freiheitsgrade. Zur Bestimmung:

$s(x_i) = y_i, i = 0, \dots, n$	2n Gleichungen
$s' \in C[a, b]$	$n - 1$
$s'' \in C[a, b]$	$n - 1$
Zusatzbedingung für $s_n''(a), s_n''(b)$	2
	4n

$\implies$  quadratisches lineares Gleichungssystem,  $4n \times 4n$

$$N = \{\omega \in C^2[a, b] \mid \omega_{x_i} = 0, i = 0, \dots, n\}$$

Seien  $s_n^{(1)}$  und  $s_n^{(2)}$  interpolierende Splines  $\implies s = s_n^{(1)} - s_n^{(2)} \in N$ . Für  $\omega \in N$  beliebig:

$$\begin{aligned} \int_a^b s''(x)\omega''(x)dx &= \sum_{i=0}^{n-1} \int_{x_i}^{x_{i+1}} s''(x)\omega''(x)dx \\ &= \sum_{i=0}^{n-1} \left[ - \int_{x_i}^{x_{i+1}} s^{(3)}\omega' dx + s''\omega' \Big|_{x_i}^{x_{i+1}} \right] \\ &= \sum_{i=0}^{n-1} \left[ - \int_{x_i}^{x_{i+1}} s^{(4)}\omega dx - s^{(3)}\omega \Big|_{x_i}^{x_{i+1}} + s''\omega' \Big|_{x_i}^{x_{i+1}} \right] \\ &= \sum_{i=0}^{n-1} s''\omega' \Big|_{x_i}^{x_{i+1}} = s''(x)\omega'(x) - s''(a)\omega'(a) \\ &= 0 \end{aligned}$$

Speziell für  $\omega = s$

$$\int_a^b |s''(x)|^2 dx = 0$$

$\implies s$  ist linear  $0 = s(a) = s(b) = 0$

□

Wiederholung: Extrapolation  $a(h), h_i > 0, a(0) = \lim_{h \rightarrow 0} a(h)$  Fehler: Entwicklung

$$a(h) = a_0 + \sum_{j=1}^n a_j h^{a_j}$$

$$0 < \frac{h_{k+1}}{h_k} \leq \rho < 1$$

interpolieren  $(h_{k+1}^a, a(h_{k+1})), i = 1, \dots, n$

$$\implies a(0) - p_i^{(k)}(0) = \mathcal{O}(h_k^{(n+1)})$$

Splines:  $S_h^{(k,r)}[a, b] = \{p \in C^r[a, b] \mid p|_{[x_i, x_{i+1}]} \in P_k[x_i, x_{i+1}]\}$  Splines:  $s \in S_k^{(n,x)}[a, b]$ . Natürliche kubische Splines:  $s''(a) = s''(b) = 0$ .

**Satz 2.19** Für den interpolierenden natürlichen Spline  $S_n$  durch  $x_0, \dots, x_n, y_0, \dots, y_n$  gilt

$$\int_a^b |S'(x)|^2 dx \leq \int_a^b |g''(x)|^2 dx$$

bezüglich allen Funktionen  $g \in C^2[a, b]$  mit  $g(x_i) = y_i, i = 0, \dots, n$

**Beweis** Sei  $N = \{\omega \in C^2[a, b] \mid \omega(x_i) = 0, i = 0, \dots, n\} \implies \omega = g - I_n \in N$ .

$$\begin{aligned} \implies \int_a^b |g''(x)|^2 dx &= \int_a^b |S_n''(x) + \omega''(x)|^2 dx \\ &= \int_a^b |S_n''(x)|^2 dx + 2 \underbrace{\int_a^b S_n''(x)\omega''(x) dx}_0 + \underbrace{\int_a^b |\omega''(x)|^2 dx}_{\geq 0} \\ &\geq \int_a^b |S_n''(x)|^2 dx \quad \square \end{aligned}$$

**Satz 2.20 (Approximationsfehler)** Sei  $f \in C^4[a, b]$ . Erfüllt der interpolierende kubische Spline  $S_1''(a) = f''(a) \wedge S_n(b) = f''(b)$  so gilt:

$$\max_{x \in [a, b]} |f(x) - S_n(x)| \leq \frac{1}{2} h^4 \max_{x \in [a, b]} |f^{(4)}(x)|$$

Ohne Beweis.

## 2.5 Gauß Approximation

Wir betrachten  $C[a, b]$ , die Menge der stetigen Funktionen auf  $[a, b]$  über dem Zahlkörper  $\mathbb{K} = \mathbb{R}$  oder  $\mathbb{K} = \mathbb{C}$ , als  $\mathbb{K}$ -Vektorraum. Für  $f, g \in [a, b]$  erfüllt

$$(f, g) := \int_a^b f(t)\overline{g(t)} dt$$

die Eigenschaften eines Skalarproduktes:

1. Definitheit:

$$(f, f) = \int_a^b f(t)\overline{f(t)} dt = \int_a^b |f(t)|^2 dt \geq 0$$

und  $(f, f) = 0 \implies f = 0$

2.  $\alpha \in \mathbb{K}, h \in C[a, b]$ :

$$(\alpha f + g, h) = \int_a^b (\alpha f(t) + g(t))\overline{h(t)} dt = \alpha \int_a^b f(t)\overline{h(t)} dt + \int_a^b g(t)\overline{h(t)} dt = \alpha(f, h) + (g, h)$$

3. Symmetrie:

$$(f, g) = \int_a^b f(t)\overline{g(t)} dt = \int_a^b \overline{\overline{f(t)\overline{g(t)}}} dt = \int_a^b \overline{g(t)\overline{f(t)}} dt = \overline{(g, f)}$$

Durch  $\|f\| = \sqrt{(f, f)}$  ist damit eine Norm auf  $C[a, b]$  gegeben:

1. Definitheit:

$$\|f\| \geq 0, f = 0 \iff \|f\| = 0$$

2. Sublinearität: Wir benutzen die Cauchy-Schwarz-Ungleichung

$$\begin{aligned} |(f, g)| &\leq \|f\| \|g\| \\ \implies \|f + g\|^2 &= (f + g, f + g) = (f, f) + (f, g) + (g, f) + (g, g) \\ &= \|f\|^2 + \underbrace{2\Re(f, g)}_{\leq 2|(f, g)|} + \|g\|^2 \\ &\leq \|f\|^2 + 2\|f\| \|g\| + \|g\|^2 = (\|f\| + \|g\|)^2 \\ \implies \|f + g\| &\leq \|f\| + \|g\| \quad \text{(Dreiecksungleichung)} \end{aligned}$$

3. Homogenität:

$$\|\alpha f\| = \sqrt{(\alpha f, \alpha f)} = \sqrt{\alpha \bar{\alpha} (f, f)} = |\alpha| \|f\|$$

Mit diesem Skalarprodukt und dieser Norm ist also  $C[a, b]$  ein Prähilbertraum.

**Satz 2.21 (Gauß-Approximation)** Sei  $H$  ein Prähilbertraum und sei  $S \subset H$  ein endlichdimensionaler Teilraum. Dann existiert zu jedem  $f \in H$  eine eindeutig bestimmte „beste Approximation“  $g \in S$

$$\|f - g\| = \min_{\varphi \in S} \|f - \varphi\|$$

**Beweis Vorüberlegung:** Wenn  $g \in S$  eine beste Approximation ist, so hat für  $\varphi \in S$  die Hilfsfunktion

$$F_\varphi(t) = \|f - g - t\varphi\|^2, t \in \mathbb{R}$$

bei  $t = 0$  ein Minimum. Somit ist

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{d}{dt} F_\varphi(t) \Big|_{t=0} = \frac{d}{dt} [(f - g - t\varphi, f - g - t\varphi)] \Big|_{t=0} \\ &= \frac{d}{dt} [(f - g, f - g) - t(\varphi, f - g) - f(f - g, \varphi) + t^2(\varphi, \varphi)] \Big|_{t=0} \\ &= 2\Re(f - g, \varphi) \forall \varphi \in S \end{aligned}$$

Falls  $\mathbb{K} = \mathbb{C}$  ergibt testen mit  $i\varphi$

$$0 = \Re(f - g, i\varphi) = -\Re(f - g, \varphi) = \Im(t - g, \varphi) \implies (f - g, \varphi) = 0 \forall \varphi \in S$$

Interpretation: Der Fehler  $f - g$  ist orthogonal zum Teilraum  $S$ . Gilt umgekehrt die letzte Gleichung für ein  $g \in S$ , so gilt für  $\varphi \in S$

$$\|f - g\|^2 = (f - g, f - g) = (f - g, f - \varphi) + \underbrace{(f - g, \varphi)}_0$$

Cauchy-Schwarz:

$$\begin{aligned} &\leq \|f - g\| \|f - \varphi\| \\ \implies \|f - g\| &\leq \inf_{\varphi \in S} \|f - \varphi\| \end{aligned}$$

$\implies g$  ist Bestapproximation.

**Existenz und Eindeutigkeit:** Da  $n = \dim S < \infty$ , besitzt  $S$  eine Basis  $\{\varphi_1, \dots, \varphi_n\}$ . Jedes  $g \in S$  hat eine eindeutige Darstellung

$$\begin{aligned} g &= \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi_i \\ \implies \left( f - \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi_i, \varphi \right) &= (f, \varphi) - \sum_{i=1}^n \alpha_i (\varphi_i, \varphi) = 0 \forall \varphi \in S \\ \implies \sum_{i=1}^n (\varphi_i, \varphi) \alpha_i &= (f, \varphi_k), k = 1, \dots, n \end{aligned}$$

Dies ist ein lineares  $n \times n$  Gleichungssystem. Notation:  $A\alpha = b$  mit  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)^T \in \mathbb{K}^n$ ,  $b \in \mathbb{K}^n$ ,  $b_i = (f, \varphi_i)$ ,  $A \in \mathbb{K}^{n \times n}$ ,  $A_{ki} = (\varphi_i, \varphi_k)$ .  $A$  ist hermitesch wegen  $(\varphi_i, \varphi_k) = \overline{(\varphi_k, \varphi_i)}$ . Sei  $\alpha \in \mathbb{K}^n$  beliebig. Wegen

$$\begin{aligned} \alpha^H A \alpha &= \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^n \bar{\alpha}_k (\varphi_i, \varphi_k) \alpha_i \\ &= \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^n (\alpha_i, \varphi_i, \alpha_k, \varphi_k) \\ &= \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi_i, \sum_{k=1}^n \alpha_k \varphi_k \right) = (g, g) > 0 \end{aligned}$$

für  $\alpha \neq 0$  ( $\implies g \neq 0$ ) ist  $A$  also positiv definit und damit invertierbar  $\implies$  mit  $\alpha = A^{-1}b$  löst das eindeutig bestimmte Gleichungssystem und  $g$  ist die Bestapproximation.  $\square$

Das lineare Gleichungssystem besitzt besonders einfache Lösung, wenn die Basis  $\{\varphi_1, \dots, \varphi_n\}$  eine Orthogonalbasis ist, das heißt  $(\varphi_i, \varphi_j) = \delta_{ij}$

$$\begin{aligned} \implies \alpha_i &= (f, \varphi_i), i = 1, \dots, n \\ \implies g &= \sum_{i=1}^n (f, \varphi_i) \varphi_i \quad \text{ist Bestapproximation} \end{aligned}$$

**Lemma 2.22 (Gram-Schmidt-Algorithmus)** Zu jeder Basis  $\{\psi_1, \dots, \psi_k\}$  von  $S$  lässt sich eine Orthonormalbasis  $\{\varphi_1, \dots, \varphi_n\}$  konstruieren.

$$\begin{aligned} \tilde{\varphi}_1 &= \psi_1, \varphi_1 = \frac{\tilde{\varphi}_1}{\|\tilde{\varphi}_1\|} \\ \tilde{\varphi}_k &= \psi_k - \sum_{i=1}^{k-1} (\psi_k, \varphi_i) \varphi_i, \varphi_k = \frac{\tilde{\varphi}_k}{\|\tilde{\varphi}_k\|} \end{aligned}$$

**Beweis** Per Induktion nach  $n$ .

$n = 1$ : Da  $\psi \neq 0$  gilt  $(\varphi_1, \varphi_1) = \frac{|\psi_1|^2}{\|\psi_1\|^2} = 1$ .

$n > 1$ : Sei  $\{\varphi_1, \dots, \varphi_n\}$  eine Orthonormalbasis. Es gilt

$$0 \neq \tilde{\varphi}_n = \psi_n - \sum_{k=1}^{n-1} (\psi_n, \varphi_k) \varphi_k$$

da sonst  $\{\psi_1, \dots, \psi_n\}$  linear abhängig wären. Für  $i = 1, \dots, n-1$  gilt

$$(\varphi_n, \varphi_1) = (\psi_n, \varphi_1) - \sum_{k=1}^{n-1} (\psi_n, \varphi_k) \underbrace{(\varphi_k, \varphi_1)}_{\delta_{ik}} = 0$$

und  $\|\varphi_n\|^2 = 1$  nach Konstruktion. □

Wiederholung: Gauß-Approximation, Prähilbertraum  $H$ , Teilraum  $S \subset H$ ,  $\dim S = n < \infty$

$$\forall f \in H \exists! g \in S : \|f - g\| \leq \min_{\varphi \in S} \|f - \varphi\|$$

Äquivalent:  $e := f - g \perp S \iff (f - g, \varphi) = 0 \forall \varphi \in S$

Orthogonalisiere Basis  $\{\psi_1, \dots, \psi_n\}$  von  $S$  mit Gram-Schmidt

$$\tilde{\varphi}_i = \begin{cases} \psi_i & i = 1 \\ \psi_i - \sum_{j=1}^{i-1} \frac{(\psi_i, \tilde{\varphi}_j)}{\|\tilde{\varphi}_j\|^2} \tilde{\varphi}_j & i = 2, \dots, n \end{cases}$$

Normalisieren:  $\varphi_k = \|\tilde{\varphi}_k\|^{-1} \tilde{\varphi}_k \cdot (\varphi_1, \dots, \varphi_k)$  Orthogonalbasis  $\implies (\varphi_i, \varphi_j) = \delta_{ij}$

$$\implies g = \sum_{k=1}^n (f, \varphi_k) \varphi_k$$

Erinnerung:

$$f[x_0, \dots, x_n] = \frac{f[x_1, \dots, x_n] - f[x_0, \dots, x_{n-1}]}{x_n - x_0}, \quad f[g_k] = f(k)$$

### 3 Numerische Integration

Approximation von bestimmten Integralen reeller Funktionen  $f \in C[a, b]$  durch Quadraturformeln

$$I(f) = \int_a^b f(x) dx \approx I^{(n)}(f) = \sum_{i=1}^n \alpha_i f(x_i)$$

mit Stützstellen  $a \leq x_0 < x_1 < \dots < x_n \leq b$  und Gewichten  $\alpha_i \in \mathbb{R}$ .

**Beispiel 3.1 (Summierte Rechteckregel)**

$$\int_a^b f(x) dx \approx \sum_{i=0}^{n-1} (x_{i+1} - x_i) f(x_i)$$

Interpolatorische Quadraturformeln.

Idee: Interpoliere  $f$  durch ein Interpolationspolynom auf  $[a, b]$ !

$$p_n(x) = \sum_{i=0}^n f(x_i) L_i^{(n)}(x)$$

$$\implies I^{(n)}(f) = \int_a^b p_n(x) dx = \sum_{i=0}^n f(x_i) \int_a^b \underbrace{L_i^{(n)}(x)}_{=\alpha_i} dx$$

Quadraturgewichte hängen nur von  $a, x_0, \dots, x_n, b$  ab.

**Satz 3.2 (Lagrange-Quadratur)** Für interpolatorische Quadraturformeln gilt

$$I(f) - I^{(n)}(f) = \int_a^b f[x_0, \dots, x_n, x] \prod_{i=0}^n (x - x_i) dx$$

**Beweis** Restglieddarstellung der Interpolation. □

**Definition 3.3** Eine Quadraturformel  $I^{(n)}$  wird „von der Ordnung  $m$ “ genannt, wenn sie alle  $p \in P_{m-1}$  exakt integriert. Das heißt

$$\int_a^b p(x) dx = I^{(n)}(p) \forall p \in P_{m-1}$$

⇒ Interpolatorische Quadraturformeln zu  $n + 1$  Stützstellen sind (mindestens) von der Ordnung  $n + 1$ .

Spezialfall: Äquidistante Stützstellen: Newton-Cotes-Formeln:

1. Abgeschlossene Formeln ( $H = \frac{b-a}{n}$ ,  $x_i = a + iH$ ,  $a = x_0$ ,  $b = x_n$ )

$$I^{(1)}(f) = \frac{b-a}{2} [f(a) + f(b)] \quad \text{(Trapezregel)}$$

$$I^{(2)}(f) = \frac{b-a}{6} [f(a) + 4f\left(\frac{a+b}{2}\right) + f(b)] \quad \text{(Simpsonregel, Keplersche Fassregel)}$$

$$I^{(3)}(f) = \frac{b-a}{8} [f(a) + 3f(a+H) + 3f(b-H) + f(b)] \quad \text{(3/8 Regel)}$$

2. Offene Formeln ( $H = \frac{b-a}{n+2}$ ,  $x_i = a + (i+1)H$ ,  $a < x_0$ ,  $x_n < b$ )

$$I^{(0)}(f) = (b-a)f\left(\frac{a+b}{2}\right) \quad \text{(Mittelpunktregel)}$$

$$I^{(1)}(f) = \frac{(b-a)}{2} (f(a+H) + f(b-H))$$

$$I^{(1)}(f) = \frac{(b-a)}{3} \left( 2f(a+H) - f\left(\frac{a+b}{2}\right) + 2f(b-H) \right)$$

**Satz 3.4 (Quadraturrestglieder)** 1. Trapezregel: Für jedes  $f \in C^2[a, b]$  gibt es ein  $\xi \in [a, b]$  mit

$$\int_a^b f(x) dx - \frac{b-a}{2} [f(a) + f(b)] = -\frac{(b-a)^3}{12} f''(\xi)$$

2. Simpson-Regel: Für jedes  $f \in C^4[a, b]$   $\exists \xi \in [a, b]$  sodass

$$\int_a^b f(x) dx - \frac{b-a}{6} [f(a) + 4f\left(\frac{a+b}{2}\right) + f(b)] = -\frac{(b-a)^5}{2880} f^{(4)}(\xi)$$

3. Mittelpunktregel:  $\forall f \in C^2[a, b]$   $\exists \xi \in [a, b]$  sodass

$$\int_a^b f(x) dx - (b-a)f\left(\frac{a+b}{2}\right) = \frac{(b-a)^3}{24} f''(\xi)$$

**Satz 3.5 (Verallgemeinerter Mittelwertsatz)** Sei  $f \in C[a, b]$ ,  $g \geq 0$  oder  $g \leq 0$  integrierbar. Dann  $\exists \xi \in [a, b]$ , sodass

$$\int_a^b f(x)g(x)dx = f(\xi) \int_a^b g(x)dx$$

**Beweis** (Beweis der Quadraturrestglieder).

1. Für  $x \in [a, b]$  ist  $(x - a)(x - b) \leq 0$

$$\implies I(f) - I^{(1)}(f) = \int_a^b f[x_0, x_1, x] \prod_{i=1}^1 (x - x_i) dx$$

Verallgemeinerter Mittelwertsatz:  $\exists \xi \in [a, b]$ , sodass

$$\begin{aligned} &= \frac{f''(\xi)}{2!} \left( -\frac{1}{6}(b-a)^3 \right) \\ &= -\frac{f''(\xi)}{12} (b-a)^3 \end{aligned}$$

2.

$$\begin{aligned} I(f) - I^{(2)}(f) &= \int_a^b f\left[a, \frac{a+b}{2}, b, x\right] (x-a) \left(x - \frac{a+b}{2}\right) (x-b) \\ &= \int_a^b \frac{f\left[a, \frac{a+b}{2}, b, x\right] - f\left[\frac{a+b}{2}, a, \frac{a+b}{2}, b\right]}{x - \frac{a+b}{2}} (x-a) \left(x - \frac{a+b}{2}\right)^2 (x-b) dx + f\left[\frac{a+b}{2}, a, \frac{a+b}{2}, b\right] \int_a^b (x-a) \left(x - \frac{a+b}{2}\right)^2 (x-b) dx \\ &= \frac{f^{(4)}(\xi)}{4!} \int_a^b (x-a) \left(x - \frac{a+b}{2}\right)^2 (x-b) dx \\ &= -\frac{f^{(4)}(\xi)}{2880} (b-a)^5 \end{aligned}$$

3. analog zu 2. □

Probleme:

- negative Gewichte  $\alpha_i$  ab  $n = 7$  (geschlossen) und  $n = 2$  (offen)  $\implies$  Auslöschungsfahr
- Oszillationen des Lagrange-Interpolanten für äquidistante Gitter (Runge-Phänomen), im Allgemeinen  $I^{(n)}(f) \not\rightarrow I(f)$ ,  $n \rightarrow \infty$

Abhilfe: Summierte Quadraturformeln

$$I_n^{(n)}(f) = \sum_{i=1}^{N-1} I_{[x_i, x_{i+1}]}^{(n)}(f), h = \frac{b-a}{N}, x_i = a + ih$$

Gilt die lokale Fehlerdarstellung:

$$I_{[x_i, x_{i+1}]}(f) - I_{[x_i, x_{i+1}]}^{(n)}(f) = \omega_n h^{n+2} f^{(m+1)}(\xi_i), \quad \xi_i \in [a, b]$$

für  $m \geq n$  gilt:

$$\begin{aligned}
 I(f) - I_n^{(n)}(f) &= \sum_{i=0}^{N-1} [I_{[x_i, x_{i+1}]}(f) - I_{[x_i, x_{i+1}]}^{(n)}(f)] \\
 &= \omega_n h^{m+2} N \underbrace{\sum_{i=0}^{N-1} \frac{f^{(m+1)}(\xi_i)}{N}}_{\in [\min_i f^{(m+1)}(\xi_i), \max_i f^{(m+1)}(\xi_i)]} \\
 &= \omega_n h^{m+2} N f^{(m+1)}(\xi) \quad (\text{für ein } \xi \in [a, b] \text{ (Verallg. Mittelwertsatz)}) \\
 &= \omega_n h^{(m+1)}(b-a) f^{(m+1)}(\xi)
 \end{aligned}$$

**Beispiel 3.6** 1. Summierte Trapezregel ( $m = 1$ )

$$\begin{aligned}
 I_h^{(1)} &= \sum_{i=0}^{N-1} \frac{x_{i+1} - x_i}{2} [f(x_i) + f(x_{i+1})] \\
 &= \frac{h}{2} f(a) + h \sum_{i=1}^{N-1} f(x_i) + \frac{h}{2} f(b) \\
 I(f) - I_h^{(1)}(f) &= -\frac{b-a}{12} h^2 f''(\xi), \xi \in [a, b]
 \end{aligned}$$

2. Summierte Simpson-Regel ( $m = 3$ )

$$\begin{aligned}
 I_h^{(2)}(f) &= \sum_{i=0}^{N-1} \frac{x_{i+1} - x_i}{6} [f(x_i) + 4f\left(\frac{x_i + x_{i+1}}{2}\right) + f(x_{i+1})] \\
 &= \frac{h}{6} [f(a) + 2 \sum_{i=1}^{N-1} f(x_i) + 4 \sum_{i=0}^{N-1} f\left(\frac{x_i + x_{i+1}}{2}\right) + f(b)] \\
 I(f) - I_h^{(2)}(f) &= -\frac{b-a}{2880} h^4 f^{(4)}(\xi), \xi \in [a, b]
 \end{aligned}$$

3. Summierte Mittelpunktregel ( $m = 1$ )

$$\begin{aligned}
 I_h^{(0)}(f) &= \sum_{i=0}^{N-1} (x_{i+1} - x_i) f\left(\frac{x_i + x_{i+1}}{2}\right) = h \sum_{i=0}^{N-1} f\left(\frac{x_i + x_{i+1}}{2}\right) \\
 I(f) - I_h^{(0)}(f) &= \frac{b-a}{24} h^2 f''(\xi), \quad \xi \in [a, b]
 \end{aligned}$$

Wiederholung Quadratur

$$\int_a^b f(x) dx \approx \sum_{i=0}^n \alpha_i f(x_i) = I^{(n)} f$$

- Interpolatorische Quadraturregel, Äquidistante Stützstellen  
→ Newton-Cotes Formeln (abgeschlossen, offen)
- Summierte Formeln  $x_i = a + iH, H > 0$

$$I_H^{(n)}(f) = \sum_{i=1}^n I_{[x_{i-1}, x_i]}^{(n)}(f)$$



### 3.1 Gaußsche Quadraturformeln

Frage: Wie wählt man  $x_i$  in

$$I^{(n)}(f) = \sum_{i=0}^N \alpha_i f(x_i)$$

optimal? Nach Konstruktion ist  $I^{(n)}$  mindestens von der Ordnung  $n + 1$

**Lemma 3.7** Interpolatorische Quadraturformeln sind höchstens von der Ordnung  $2n + 2$

**Beweis** Wähle

$$p(x) = \prod_{i=0}^n (x - x_i)^2 \in P_{2n+2}$$

$$\implies 0 < \int_a^b p(x) dx = \sum_{i=0}^n \alpha_i \underbrace{p(x_i)}_0 = 0 \quad \square$$

Gaußsche Quadraturformen erreichen die Maximalordnung  $2n + 2$  (exakt für  $p \in P_{2n+1}$ ) Herleitung: Für  $x_0, \dots, x_n, x_{n+1}, \dots, x_{2n+1} \in [a, b]$  betrachte  $I^{(n)}(f)$  und  $I^{(2n+1)}(f)$

$$I(f) - I^{(2n+1)}(f) = I(f) - \sum_{i=0}^{2n+1} f[x_0, \dots, x_i] \int_a^b \prod_{j=0}^{i-1} (x - x_j) dx$$

$$= I(f) - I^{(n)}(f) - \sum_{i=n+1}^{2n+1} f[x_0, \dots, x_i] \int_a^b \prod_{j=0}^{i-1} (x - x_j) dx$$

Für  $i > n$  gilt

$$\int_a^b \prod_{j=0}^{i-1} (x - x_j) dx = \int_a^b \underbrace{\prod_{j=0}^n (x - x_j)}_{P_{n+1}} \underbrace{\prod_{j=n+1}^{i-1} (x - x_j)}_{\in P_n} dx$$

Wähle Stützstellen so, dass

$$0 = \int_a^b \prod_{j=0}^n (x - x_j) q(x) dx = \left( \prod_{j=0}^n (x - x_j), q \right) \forall q \in P_n$$

$$I(f) - I^{(n)}(f) = I(f) - I^{(2n+1)}(f)$$

$\implies I^{(n)}$  ist exakt für  $p \in P_{2n+1}$ , das heißt von Ordnung  $2n+2$ . Mit einem Orthogonalsystem  $\{p_0, \dots, p_{n+1}\}$  von  $P_{n+1}$  sind die Nullstellen  $\lambda_0, \dots, \lambda_n$  von  $p_{n+1}$  von Interesse. Frage: Sind die Nullstellen von  $p_{n+1}$  reell, einfach und in  $[a, b]$ ?

**Satz 3.8** Gegeben sei ein Skalarprodukt auf  $C[a, b]$

$$(f, g)_\omega = \int_a^b f(x)g(x)\omega(x)dx$$

mit integrierbarer Gewichtsfunktion  $\omega(x) \geq 0, x \in (a, b)$  mit höchstens endlich vielen Nullstellen. Dann haben die mittels Gram-Schmidt aus  $\{1, x^1, \dots\}$  bezüglich  $(\cdot, \cdot)_\omega$  orthogonalisierten Polynome  $\{p_0, p_1, \dots\}$  lauter reelle, einfache Nullstellen in  $[a, b]$

**Beweis** Sei  $N_n := \{\lambda \in (a, b) \mid \lambda \text{ Nullstelle ungerader Vielfachheit von } p_n\}$ . Setze

$$q(x) = \begin{cases} 1 & N_n \neq \emptyset \\ \prod_{i=1}^m (x - \lambda_i) & N_n = \{\lambda_1, \dots, \lambda_m\}, m > 0 \end{cases}$$

Nach dem Fundamentalsatz der Algebra und wegen  $p(x) = x^n - r(x), r \in P_{n-1}$ , nach Konstruktion mit Gram-Schmidt (ohne Normalisieren) gilt

$$p_n(x) = \prod_{i=1}^n (x - \lambda_i), \lambda_i \in \mathbb{C}, i = 1, \dots, n$$

Ist  $\lambda_I$  nicht reell, so ist  $\bar{\lambda}_i$  auch eine Nullstellen von  $p_N$  und

$$(x - \lambda_i)x - \bar{\lambda}_i = (x - \lambda_I)(x - \lambda_i) \implies |x - \lambda_i|^2 \geq 0$$

$\implies p_n q \in P_{n+m}$  ist reell und hat in  $[a, b]$  keinen Vorzeichenwechsel.

$$(p_n, q)_\omega = \int_a^b p_n(x)(x)\omega(x)dx \neq 0$$

Für  $m < n$  ist das ein Widerspruch zu  $p_n \perp p_{n-1} \implies \mu_n = \{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$ . Für  $[a, b] = [-1, 1]$  und  $\omega \equiv 1$ , das heißt  $(\cdot, \cdot)_\omega = (\cdot, \cdot)_2$  sind die  $p_n$  mittels  $p_n(x) = x^n + \dots$  normierte Legendre-Polynome  $L_n(x)$ . Wir wählen also die Nullstellen  $\zeta_0, \dots, \lambda_n$  von  $p_{n+1}$  beziehungsweise  $L_{n+2}$  als Stützstellen einer interpolatorischen Quadraturformel auf  $[-1, 1]$ .

$$I^{(n)}(f) = \sum_{i=0}^n \alpha_i f(\lambda_i), \alpha_i = \int_{-1}^1 \prod_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n \frac{x - \lambda_j}{\lambda_i - \lambda_j} dx$$

□

**Satz 3.9 (Gauß-Quadratur)** Es gibt genau eine interpolatorische Quadraturformel zu  $n+1$  paarweise verschiedenen Stützstellen auf  $[-1, 1]$  mit Ordnung  $2n+2$ . Ihre Stützstellen sind gerade die Nullstellen.  $\lambda_0, \dots, \lambda_n \in (-1, 1)$  das  $(n+1)$ -ten Legendre Polynom  $L_{n+1} \in P_{n+1}$  und die Gewichte erfüllen

$$\alpha_i = \int_{-1}^1 \prod_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n \left( \frac{x - \lambda_j}{\lambda_i - \lambda_j} \right)^2 dx > 0, i = 0, \dots, n$$

Für  $f \in C^{2n+2}[-1, 1]$  besitzt das Restglied die Darstellung

$$R^{(n)} = \frac{f^{(2n+2)}(\xi)}{(2n+2)!} \int_{-1}^1 \prod_{j=0}^n (x - \lambda_j)^2 dx, \xi \in (-1, 1)$$

**Beweis Existenz:** Es gilt  $p_{n+1} \perp P_n$  Für  $\omega = 1$  und  $p_n(x) = \prod_{i=0}^n (x - \lambda_i) = x^n + \dots$

$$\implies I^{(n)}(f) = I^{(2n+1)}(f)$$

$\implies I^{(n)}$  hat Ordnung  $2n+2$ . Gewichte:

$$L_i^{(x)}(x) = \prod_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n \frac{x - \lambda_j}{\lambda_i - \lambda_j} \in P_n$$

$$\implies \left( L_i^{(n)}(x) \right)^2 \in P_{2n}$$

$$\implies 0 < \int_{-1}^1 \left( L_i^{(n)} \right)^2 dx = \sum_{j=0}^n \alpha_j \underbrace{\left( L_i^{(n)}(x_j) \right)}_{\delta_{ij}} = \alpha_i$$

**Eindeutigkeit:** Sei  $\tilde{I}^{(n)}(f) = \sum_{i=0}^n \tilde{\alpha}_i f(\tilde{\lambda}_i)$  ebenfalls der Ordnung  $2n + 2$ . Wie oben folgt  $\tilde{\alpha}_i > 0$  mithilfe

$$\tilde{L}_i^{(n)}(x) = \prod_{j=0, j \neq i}^n \frac{n - \tilde{\lambda}_j}{\tilde{\lambda}_i - \tilde{\lambda}_j}$$

$$\begin{aligned} 0 &= \int_{-1}^1 \frac{1}{\tilde{\alpha}_i} \tilde{L}_i^{(n)} p_{n+1}(x) dx \\ &= \sum_{j=0}^n \frac{\tilde{\alpha}_i}{\tilde{\alpha}_i} \underbrace{\tilde{L}_i^{(n)}(\tilde{\lambda}_j)}_{\delta_{ij}} p_{n+1}(\tilde{\lambda}_j) = p_{n+1}(\tilde{\lambda}_i), i = 0, \dots, n \end{aligned}$$

$$\implies \tilde{\lambda}_i = \lambda_i \text{ und } \tilde{\alpha}_i = \alpha_i, i = 1, \dots, n.$$

**Restglied:** Für  $f \in C^{(2n+2)}[-1, 1]$  hat der Hermite-Interpolant  $h \in P_{2n+1}$  zu den Bedingungen

$$h(\lambda_i) = f(\lambda_i), h'(\lambda_i) = f'(\lambda_i), i = 0, \dots, n$$

die Darstellung:

$$f(x) - h(x) = f[\lambda_0, \lambda_0, \dots, \lambda_n, \lambda_n, x] \prod_{i=0}^n (x - \lambda_i)^2$$

$$\begin{aligned} \implies I(f) - I^{(f)} &= I(f) - \underbrace{I^{(n)}(h)}_{=I(h)} - \left( I^{(n)}(f) - I^{(n)}(h) \right) \\ &= I(f - h) - I^{(n)}(f - h) \\ &= \int_{-1}^1 f[\lambda_0, \lambda_0, \dots, \lambda_n, \lambda_n] \underbrace{\prod_{i=0}^n (x - \lambda_i)^2}_{>0} dx - \underbrace{\sum_{i=0}^n \alpha_i [f(\lambda_i) - h(\lambda_i)]}_0 \end{aligned}$$

Mit verallgemeinertem Mittelwertsatz folgt:

$$= \frac{f^{(2n+2)}(\xi)}{(2n+2)!} \int_{-1}^1 \prod_{i=0}^n (x - \lambda_i)^2 dx \quad \square$$

Die  $\lambda_i^{(n)}$  (Nullstellen von  $p_{n+1}$ ) und die dazugehörigen  $\alpha_i$  lassen sich tabellieren. Durch Transformation von  $[a, b]$  auf  $[-1, 1]$  erhält man eine allgemeine Quadraturformel.

**Satz 3.10 (Konvergenz der Gauß-Quadratur)** Sei  $I^{(n)}(f)$  die  $(n+1)$  punktige Gauß-Formel zur Berechnung von  $I(f) = \int_{-1}^1 f(x) dx$ . Für jedes  $f \in C[-1, 1]$  konvergiert  $I^{(n)}(f) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} I(f)$

**Beweis** Es gilt

$$I^{(n)}(f) = \sum_{i=0}^n \alpha_i^{(n)} f(\lambda_i^{(n)}), \alpha_i^{(n)} > 0, \sum_{i=0}^n \alpha_i^{(n)} = 2$$

Sei  $\varepsilon > 0$ . Nach dem Weierstrasschem Approximationssatz gibt es  $p_\varepsilon \in P_n$  mit

$$\max_{x \in [-1,1]} |f(x) - p_\varepsilon(x)| \leq \frac{\varepsilon}{4}$$

Für  $n > \frac{1}{2}m - 1$  (das heißt  $2n + 2 > m$ ) gilt

$$\left| I(f) - I^{(n)}(f) \right| \leq \underbrace{|I(f - p_\varepsilon)|}_{\leq \frac{\varepsilon}{4} \cdot 2} + \underbrace{|I(p_\varepsilon) - I^{(n)}(p_\varepsilon)|}_0 + \underbrace{|I^{(n)}(f - p_\varepsilon)|}_{\leq \frac{\varepsilon}{4} \cdot 2} \leq \varepsilon$$

□

Wiederholung: Gauß-Quadratur

- $n + 1$  Stützstellen, Ordnung  $2n + 2$  (optimal)
- $x_i$  Nullstellen des Legendre Polynoms  $p_{n+1}$
- $I^{(n)}(f) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} I(f)$  für  $f$  stetig
- Verallgemeinerung auf gewichtete Integrale

$$\int_a^b f(x)\omega(x)dx \quad I(f\omega) \quad I_\omega(f)$$

⇒ Orthogonalisiere bezüglich

$$(f, g)_\omega = \int_a^b f(x)g(x)\omega(x)dx$$

### 3.2 Praktische Aspekte der Quadratur

Ziel: Möglichst hohe Genauigkeit bei möglichst wenig Funktionsauswertungen. Schwierigkeiten:

- Fehlerabschätzung:  $f^{(k)}$  nur schwer zugänglich für  $k > 2$  ⇒ a-posteriori Fehlerschätzer.

**Beispiel 3.11** 1. Vergleiche  $I_n(f)$  und  $I_{\frac{n}{2}}(f)$  bei summierten Quadraturformeln

2. Extrapolationsfehler

- Wiederbenutzung bereits berechneter Werte von  $f$ 
  - schwierig bei Gauß
  - einfach bei Newton-Cotes

## 4 Lineare Gleichungssystem

Gegeben:  $A \in \mathbb{R}^{m \times n} = (a_{ij}), b \in \mathbb{R}^m$ . Gesucht:  $x \in \mathbb{R}^n$  mit  $Ax = b$  ⇒  $m$  Gleichungen,  $n$  Unbekannte. Das lineare Gleichungssystem  $Ax = b$  heißt

- unterbestimmt, falls  $m < n$
- überbestimmt falls  $m > n$
- quadratisch falls  $m = n$

**Störungstheorie:**

- Konditionierung von quadratischen linearen Gleichungssystemen
- Fehlereinfluss von Datenfehlern und Rundungsfehlern auf Lösung  $x$

**Vektor- und Matrizenormen:**

Sei  $\mathbb{K} = \mathbb{R}$  oder  $\mathbb{K} = \mathbb{C}$ . Erinnerung: Eigenschaften einer Norm:  $\|\cdot\| : \mathbb{K}^n \rightarrow \mathbb{R}$

- Definitheit:  $\|x\| > 0 \forall x \in \mathbb{K}^n \setminus \{0\}$
- Positive Homogenität:  $\|\alpha x\| = |\alpha| \|x\| \forall x \in \mathbb{K}^n, \alpha \in \mathbb{K}$
- Subadditivität:  $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\| \forall x, y \in \mathbb{K}^n$

**Beispiel 4.1** Euklidische Norm: ( $l_2$ )

$$\|x\|_2 = \left( \sum_{i=1}^n |x_i|^2 \right)^{1/2}$$

Maximumsnorm ( $l_\infty$ )

$$\|x\|_\infty = \max_{i=1, \dots, n} |x_i|$$

 $l_1$ -Norm:

$$\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$$

 $l_p$ -Norm,  $p \geq 1, p < \infty$ 

$$\|x\|_p = \left( \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{1/p}$$

Betrachte Vektorraum der  $n \times n$ -Matrizen  $A \in \mathbb{K}^{n \times n}$

**Definition 4.2** Eine Norm  $\|\cdot\|$  auf  $\mathbb{K}^{n \times n}$  heißt verträglich mit einer Vektornorm  $\|\cdot\|$  auf  $\mathbb{K}^n$ , wenn gilt:

$$\|Ax\| \leq \|A\| \|x\| \forall x \in \mathbb{K}^n, A \in \mathbb{K}^{n \times n}$$

Sie heißt Matrizenorm, wenn sie submultiplikativ ist

$$\|AB\| \leq \|A\| \|B\| \forall A, B \in \mathbb{K}^{n \times n}$$

**Beispiel 4.3** Die Frobeniusnorm

$$\|A\|_{Fr} = \left( \sum_{i,j=1}^n |a_{ij}|^2 \right)^{1/2}$$

ist eine mit  $\|\cdot\|_2$  verträgliche Matrizenorm.

Die natürliche Matrizenorm

$$\|A\| = \sup_{x \in \mathbb{K}^n \setminus \{0\}} \frac{\|Ax\|}{\|x\|} = \sup_{\substack{x \in \mathbb{K}^n \\ \|x\|=1}} \|Ax\|$$

ist eine mit  $\|\cdot\|$  verträgliche Matrizenorm (Übung!). Es gilt

$$\|\mathbb{I}\| = \sup_{\substack{x \in \mathbb{K}^n \\ \|x\|=1}} \|\mathbb{I}x\| = 1$$

**Lemma 4.4** Die natürlichen Matrixnormen zu  $\|\cdot\|_\infty$  und  $\|\cdot\|_1$  sind die „maximale Zeilen-/Spaltensumme“:

$$\|A\|_\infty = \max_{j=1,\dots,n} \sum_{k=1}^n |a_{jk}|$$

$$\|A\|_1 = \max_{k=1,\dots,n} \sum_{j=1}^n |a_{jk}|$$

**Beweis** Skript. □

Betrachte:  $Ax = b$  und Störung

$$\underbrace{(A + \delta A)}_{\tilde{A}} \underbrace{(x + \delta x)}_{\tilde{x}} = \underbrace{b + \delta b}_{\tilde{b}}$$

**Satz 4.5 (Neumann-Reihe)** Gilt  $\|A\| < 1$ , so

$$\mathbb{I} - A \sum_{k=0}^{\infty} A^k = \mathbb{I}$$

**Beweis** Für die Partialsummen gilt

$$(\mathbb{I} - A) \sum_{k=0}^n A^k = \mathbb{I} - A + A - A^2 + A^2 \dots - A^{n+1} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mathbb{I}$$

wegen  $\|A^k\| \leq \|A\|^k \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0$ . □

Wiederholung: Kondition numerischer Aufgabe  $y = f(x)$ ,  $y \in \mathbb{R}^n$ ,  $x \in \mathbb{R}^m$ .

$$\frac{\Delta y_i}{y_i} \doteq \sum_{j=1}^m \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(x) \frac{\Delta x_j}{y_i} = \sum_{j=1}^m \underbrace{\frac{\partial f_i}{\partial x_j} \frac{x_j}{f_i(x)}}_{=: k_{ij}(x)} \frac{\Delta x_j}{x_j}$$

Neumann-Reihe:

$$\|A\| < 1 \implies (\mathbb{I} - A)^{-1} = \sum_{n=0}^{\infty} A^n$$

Natürliche Matrixnorm:

$$\|A\| = \sup_{\|x\|=1} \|Ax\|$$

$\|A\|_\infty$ : „Zeilensummennorm“

$\|A\|_1$ : „Spaltensummennorm“

Euklidisches Skalarprodukt auf  $\mathbb{K}$

$$(x, y)_2 = \bar{y}^T x$$

**Lemma 4.6 (Spektralnorm)** Für  $A \in \mathbb{K}^{n \times n}$  ist

$$\|A\|_2 = \max\{\sqrt{|\lambda|} \mid \lambda \text{ Eigenwert von } \bar{A}^T A\}$$

Für hermitesche  $A = \bar{A}^T$  gilt:

$$\|A\|_2 = \max\{|\lambda| \mid \lambda \text{ Eigenwert von } A\}$$

**Beweis**  $B = \bar{A}^T A$  ist hermitesch.  $\implies B$  hat  $n$  reelle Eigenwerte  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$  und eine Orthonormalbasis von Eigenvektoren  $\{\omega_1, \dots, \omega_n\} \subset \mathbb{K}^n$ .  $B\omega_i = \lambda_i\omega_i$ . Jedes  $x \in \mathbb{K}^n$  hat eine eindeutige Darstellung

$$x = \sum_{i=1}^n \alpha_i \omega_i$$

$$\begin{aligned} \implies \|x\|_2^2 &= (x, x)_2 = \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \bar{\alpha}_j \underbrace{(\omega_i, \omega_j)_2}_{\delta_{ij}} = \sum_{i=1}^n |\alpha_i|^2 \\ \|Ax\|_2^2 &= (Bx, Bx)_2 = \sum_{i,j=1}^n \lambda_i \alpha_i \overline{(\lambda_j \alpha_j)} \underbrace{(\omega_i, \omega_j)}_{\delta_{ij}} \\ &= \sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2 |\alpha_i|^2 \\ \|B\|_2^2 &= \sup_{x \in \mathbb{K}^n \setminus \{0\}} \frac{\|Bx\|_2^2}{\|x\|_2^2} = \sup_{x \in \mathbb{K}^n \setminus \{0\}} \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i^2 |\alpha_i|^2}{\sum_{i=1}^n |\alpha_i|^2} \\ &\leq \max_{i=1, \dots, n} |\lambda_i|^2 \end{aligned}$$

Mit

$$\begin{aligned} |\lambda_i| &= |\lambda_i| \|\omega_i\|_2 = \|\lambda_i \omega_i\|_2 = \|B\omega_i\|_2 \\ &\leq \|B\|_2 \|\omega_i\|_2 = \|B\|_2, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad \square$$

Betrachte  $Ax = b$  und Störung

$$\underbrace{(A + \delta A)}_{\tilde{A}} \underbrace{(x + \delta x)}_{\tilde{x}} = \underbrace{b + \delta b}_{\tilde{b}}$$

**Satz 4.7 (Störungssatz)** Die Matrix  $A \in \mathbb{K}^{n \times n}$  sei regulär und es sei

$$\|\delta A\| \leq \frac{1}{\|A^{-1}\|}$$

Dann ist die gestörte Matrix  $\tilde{A} = A + \delta A$  ebenfalls regulär. Für den relativen Fehler der Lösung gilt mit die Konditionszahl von  $A$

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

die Ungleichung

$$\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \leq \frac{\text{cond}(A)}{1 - \text{cond}(A) \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}} \left[ \frac{\|\delta b\|}{\|b\|} + \frac{\|\delta A\|}{\|A\|} \right]$$

**Beweis**

$$\|A^{-1} \delta A\| \leq \|A^{-1}\| \|\delta A\| < 1$$

Neumann  $\implies A + \delta A = A[\mathbb{1}d + A^{-1} \delta A]$  ist regulär.

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

$$\implies (A + \delta A)\delta x = \delta b - \delta Ax$$

$$\begin{aligned} \|(A + \delta A)^{-1}\| &= \|[A(\mathbb{1} + A^{-1}\delta A)]^{-1}\| \\ &= \|(\mathbb{1} + A^{-1}\delta A)^{-1}A^{-1}\| \leq \left\| \sum_{n=0}^{\infty} (-A^{-1}\delta A)^n \right\| \|A^{-1}\| \\ &\leq \left( \sum_{n=0}^{\infty} \|A^{-1}\delta A\|^n \right) \|A^{-1}\| = \frac{1}{1 - \|A^{-1}\delta A\|} \|A^{-1}\| \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \|b\| &= \|Ax\| \leq \|A\| \|x\| \\ \|\delta x\| &\leq \|(A + \delta A)^{-1}\| [\|\delta b\| + \|\delta A\| \|W\|] \\ &\leq \frac{\|A^{-1}\|}{1 - \|A^{-1}\delta A\|} [\|\delta b\| + \|\delta A\| \|W\|] \\ &\leq \frac{\|A^{-1}\|}{1 - \|A^{-1}\| \|\delta A\| \|A\| \|A\|^{-1}} \left[ \frac{\|\delta b\|}{\|x\|} + \frac{\|\delta A\|}{\|A\|} \right] \\ &= \frac{\text{cond}(A)}{1 - \text{cond}(A) \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}} \left[ \frac{\|\delta b\|}{\|b\|} + \frac{\|\delta A\|}{\|A\|} \right] \|x\| \end{aligned}$$

□

Ist  $\text{cond}(A) \|\delta A\| \ll \|A\|$ , so gilt

$$\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \leq \text{cond}(A) \left[ \frac{\|\delta b\|}{\|b\|} + \frac{\|\delta A\|}{\|A\|} \right]$$

Die Konditionszahl hängt von der verwendeten Norm ab.

**Beispiel 4.8** 1.  $\text{cond}_{\infty}(A) = \|A\|_{\infty} \|A^{-1}\|_{\infty}$

2. Für die Spektralnorm gilt:

$$\text{cond}_2(A) = \|A\|_2 \|A^{-1}\|_2 = \sqrt{\frac{|\mu_{\max}|}{|\mu_{\min}|}}$$

wobei  $\mu_{\max}, \mu_{\min}$  betragsgrößer beziehungsweise kleinster Eigenwert von  $\bar{A}^T A$ . Ist  $A = A^T$ . Ist  $A = \bar{A}^T$  so gilt:

$$\text{cond}_2(A) = \frac{|\lambda_{\max}|}{|\lambda_{\min}|}$$

mit  $\lambda_{\max}$  und  $\lambda_{\min}$  betragsgrößer beziehungsweise kleinster Eigenwert von  $A$ . Regel: Es gelte  $\text{cond}(A) \approx 10^s$

$$\frac{\|\delta A\|}{\|A\|} \approx 10^{-k}, \quad \frac{\|\delta b\|}{\|b\|} \approx 10^{-k}$$

Dann muss ein relativer Fehler von

$$\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \approx 10^{s-k}$$

erwartet werden. Mit  $\|\cdot\| = \|\cdot\|_{\infty}$  verliert man  $s$  Stellen Genauigkeit.

**Beispiel 4.9**

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & \varepsilon \end{pmatrix}, \varepsilon \in (0, 1], A^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & -\varepsilon^{-1} \\ 0 & \varepsilon^{-1} \end{pmatrix}$$

$$\implies \|A\|_{\infty} = 2, \|A^{-1}\|_{\infty} = 1 + \varepsilon^{-1}$$

$$\implies \text{cond}_{\infty} \|A\| \|A^{-1}\| = 2 + \varepsilon^{-1}$$

für  $\varepsilon = 10^{-8}$  kann man bereits 8 Stellen Genauigkeit verlieren.



Ist die Abschätzung im Störungssatz scharf? Sei  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  symmetrisch positiv definit mit Eigenwerten  $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_n$ . Wähle:  $\delta A = 0, b = \omega_1, \delta B = \varepsilon \omega_k, \varepsilon \neq 0$

$$\begin{aligned} Ax = b &\implies x = \frac{1}{\lambda_1} \omega_1 \\ A\tilde{x} = b + \delta b &\implies \tilde{x} = \frac{1}{\lambda_1} \omega_1 + \varepsilon \frac{1}{\lambda_k} \omega_k \\ \implies \frac{\|\delta x\|_2}{\|x\|_2} &= |\varepsilon| \frac{\lambda_1}{\lambda_n} \frac{\|\omega_n\|_2}{\|\omega_1\|_2} \\ &= \text{cond}(A) \frac{\|\delta b\|_2}{\|b\|_2} \end{aligned}$$

#### 4.1 Eliminationsverfahren

Direkte Methode zur Lösung von  $Ax = b, A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ . Spezialfall:  $A$  obere Dreiecksmatrix  $a_{ij} = 0, i > j$

$$\begin{pmatrix} a_{11} & \dots & \dots & \dots & a_{1n} \\ 0 & a_{22} & & & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & a_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

Ist  $a_{ii} \neq 0, i = 1, \dots, n$  löst man durch Rückwärtseinsetzen

$$x_j = \begin{cases} \frac{b_n}{a_{nn}} & j = n \\ \frac{1}{a_{jj}} \left( b_j - \sum_{k=j+1}^n a_{jk} x_k \right) & j = n-1, \dots, 1 \end{cases}$$

Arithmetische Operationen:

$$\sum_{j=1}^n j = \frac{(n+1)n}{2} = \frac{n^2}{2} + \mathcal{O}(n)$$

Eine Operation: eine Division oder eine Multiplikation und eine Addition. Wiederholung: Konditionszahl einer Matrix

$$A \in \mathbb{R}^{n \times n} : \text{cond}(A) = \|A\| \|A^{-1}\|$$

Störungssatz:  $(A + \delta A)(x + \delta x) = b + \delta b$

$$\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \leq \frac{\text{cond}(A)}{1 - \text{cond}(A) \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}} \left[ \frac{\|\delta A\|}{\|A\|} + \frac{\|\delta b\|}{\|b\|} \right]$$

#### Gaußsches Eliminationsverfahren

Umformung von  $Ax = b$  auf  $Rx = c$  mit  $R$  obere Dreiecksmatrix mittels

- Vertauschen von Gleichungen
- Addition von Vielfachen einer Gleichung zu einer anderen

Annahme:  $A$  hat Vollrang

0. Setze  $A^{(0)} = A, b^{(0)} = b$

$$\left[ \begin{array}{ccc|c} a_{11}^{(0)} & \dots & a_{1n}^{(0)} & b_1^{(0)} \\ \vdots & & \vdots & \vdots \\ a_{n1}^{(0)} & \dots & a_{nn}^{(0)} & b_n^{(0)} \end{array} \right]$$



1. Spaltenpivotierung:

$$\left| a_{r_k, k}^{(k-1)} \right| = \max_{j=k, \dots, n} \left| a_{jk}^{(k-1)} \right|$$

2. Totalpivotierung

$$\left| a_{r_k, s_k}^{(k-1)} \right| = \max_{i, j=k, \dots, n} \left| a_{ij}^{(k-1)} \right|$$

- bessere Stabilität
- teurer
- Permutationsmatrizen  $Q_k$  für  $x$

$$\underbrace{G_k P_k \dots G_1 P_1 A Q_1 \dots Q_k}_{A^{(k)}} \underbrace{Q_k \dots Q_1}_{Qx} x = G_k P_k \dots G_1 P_1 b$$

### Speicherausnutzung

Die  $q_{jk}^{(k)}$  können an den eliminierten Stellen im unteren Dreieck von  $A$  gespeichert werden. Das obere Dreieck von  $A$  wird während der Rechnung ersetzt. Nach  $k$  Eliminationsschritten

$$\left[ \begin{array}{ccccccc|c} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1k} & r_{1,k+1} & \dots & r_{1n} & c_1 \\ \lambda_{21} & r_{22} & \dots & r_{2k} & r_{2,k+1} & \dots & r_{2n} & c_2 \\ \lambda_{31} & \lambda_{32} & \ddots & & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \lambda_{k1} & \dots & \lambda_{kk} & r_{kk} & r_{k,k+1} & \dots & r_{kn} & c_k \\ \lambda_{k1} & \dots & \dots & \lambda_{k+1,k} & a_{k+1,k+1}^{(k)} & \dots & a_{k+1,n}^{(k)} & b_{k+1}^{(k)} \\ \vdots & & & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \lambda_{n1} & \dots & \dots & \lambda_{n,k} & a_{n,k+1}^{(k)} & \dots & a_{n,n}^{(k)} & b_n^{(k)} \end{array} \right]$$

mit  $\lambda_{i+1,1}, \dots, \lambda_{ni}$  Permutationen von  $q_{i+1,i}^{(k)}, \dots, q_{ni}^{(k)}$ . Endresultat ( $k = n - 1$ )

$$\left[ \begin{array}{cccc|c} r_{11} & \dots & \dots & r_{1n} & c_1 \\ l_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots & \vdots \\ l_{n1} & \dots & l_{n,n-1} & r_{nn} & c_n \end{array} \right]$$

**Satz 4.10 (LR-Zerlegung)** Die Matrizen

$$L = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ l_{21} & 1 & & \\ \vdots & \ddots & \ddots & \\ l_{n1} & \dots & l_{n,n-1} & 1 \end{bmatrix}, R = \begin{bmatrix} r_{11} & \dots & r_{1n} \\ & \ddots & \vdots \\ & & r_{nn} \end{bmatrix}$$

bilden eine LR-Zerlegung der Matrix  $PA$ .  $PA = LR$ , mit  $P = P_{n-1} \dots P_1$ . Für  $P = \mathbb{1}$  ist die Zerlegung eindeutig.

**Beweis** (für  $P = \mathbb{1}$ ).

$$R = G_{n-1} \dots G_1 A \iff \underbrace{G_1^{-1} \dots G_{n-1}^{-1}}_L R = A$$

Eindeutigkeit: Übung. □

Aufwand:  $k$ -ter Eliminationsschritt

$$a_{ij}^{(k)} = a_{ij}^{(k-1)} - \frac{a_{ik}^{(k-1)}}{a_{kk}^{(k-1)}} a_{kj}^{(k-1)}$$

$$b_i^{(k)} = b_i^{(k-1)} - \frac{a_{ik}^{(k-1)}}{a_{kk}^{(k-1)}} b_k^{(k-1)}$$

$i, j = k + 1, \dots, n \implies n - k$  Divisionen,  $(n - k) + (n - k)^2$  Multiplikationen und Additionen

$$\implies N_{\text{Gau\ss}}(n) = \frac{1}{3}n^3 + \epsilon$$

Gilt für Lösung von  $Ax = b$  und für die Berechnung der Zerlegung  $PA = LR$

#### Beispiel 4.11

$$A = \begin{pmatrix} 3 & 1 & 6 \\ 2 & 1 & 3 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, b = \begin{pmatrix} 2 \\ 7 \\ 4 \end{pmatrix}$$

Pivotierung:

$$\left[ \begin{array}{ccc|c} 3 & 1 & 6 & 2 \\ 2 & 1 & 3 & 7 \\ 1 & 1 & 1 & 4 \end{array} \right] \rightarrow \left[ \begin{array}{ccc|c} 3 & 1 & 6 & 2 \\ 2/3 & 1/3 & -1 & 17/3 \\ 1/3 & 2/3 & -1 & 10/3 \end{array} \right] \rightarrow \left[ \begin{array}{ccc|c} 3 & 1 & 6 & 2 \\ 1/3 & 2/3 & -1 & 10/3 \\ 2/3 & 1/3 & -1 & 17/3 \end{array} \right] \rightarrow \left[ \begin{array}{ccc|c} 3 & 1 & 6 & 2 \\ 1/3 & 2/3 & -1 & 10/3 \\ 2/3 & 1/2 & -1/2 & 4 \end{array} \right]$$

→

$$x_3 = -8$$

$$x_2 = \frac{3}{2} \left( \frac{10}{3} + x_3 \right) = -7$$

$$x_1 = \frac{1}{3} (2 - x_2 - 6x_3) = 19$$

LR-Zerlegung:

$$P_1 = E_3, P_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$PA = \begin{pmatrix} 3 & 1 & 6 \\ 1 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 3 \end{pmatrix} = LR = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1/3 & 1 & 0 \\ 2/3 & 1/2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & 1 & 6 \\ 0 & 2/3 & -1 \\ 0 & 0 & -1/2 \end{pmatrix}$$

Für die numerische Stabilität der Gauß-Elimination ist im Allgemeinen eine Pivotierung sehr wichtig.

Rückwärtsanalyse nach Wilkinson  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ , löse  $Ax = b$  mit Gauß-Elimination mit Spaltenpivotierung. Die berechnete Lösung  $\tilde{x}$  ist die exakte Lösung eines gestörten Systems  $(A + \delta A)\tilde{x} = b$  mit

$$\frac{\|\delta A\|_\infty}{\|A\|_\infty} \leq 1.01 \cdot 2^{n-1} (n^3 + 2n^2) \text{eps}$$

(ohne Beweis)

Störungssatz  $\implies$

$$\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \leq \frac{\text{cond}_\infty(A)}{1 - \text{cond}_\infty(A) \|\delta A\| / \|A\|} \cdot 1.012^{n-1} (n^3 + 2n^2) \text{eps}$$

Diese Abschätzung deckt pathologische Fälle ab. In der Praxis ist das Verhalten gutartig, das heißt die Gaußelimination mit Spaltenpivotierung ist ein stabiler Algorithmus. Wiederholung: Gauß-Elimination  $Ax = b$ ,  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$

$$A^{(0)} = A, A^{(k)} = G_k P_k A^{(k-1)}, k = 1, \dots, n-1$$

$$R = A^{(n-1)} a = G_{n-1} P_{n-1} \dots G_1 P_1 A$$

setze

$$\begin{aligned} \tilde{G}_{n-1} &= P_{n-1}, \tilde{G}_k = P_{n-1} \dots P_{k-1} G_k P_{k+1} \dots P_{n-1} \\ \implies P_{k+1} \dots P_{n-1} \tilde{G}_k &= G_k P_{k+1} \dots P_{n-1} \\ \implies R &= \underbrace{\tilde{G}_{n+1} \dots \tilde{G}_1}_{L^{-1}} \underbrace{P_{n-1} \dots P_1}_P A \\ \implies LR &= PA \end{aligned}$$

Löse  $Rx = c$  oder  $Ly = b$ ,  $Rx = y$ .

## 4.2 Nachiteration

Wegen Rundungsfehlern bei der Gauß-Elimination gilt:  $PA = LR$  nicht exakt. Damit gilt mit einer Näherungslösung  $x^0$  gewonnen aus  $LRx^0 = Pb$  für den sogenannten Defekt

$$d^0 = b - Ax^0 \neq 0$$

Man kann man eine iterative Defektkorrektur betreiben.

$$\begin{aligned} d^k &= b - Ax^k, LR\delta x^k = Pd^k \\ x^{k+1} &= x^k + \delta x^k, k = 0, 1, \dots \end{aligned}$$

### Lemma 4.12

$$x^k = \left( \sum_{n=0}^k (\mathbb{1} - R^{-1}L^{-1}PA)^n \right) R^{-1}L^{-1}Pb$$

**Beweis** per Induktion über  $k$ :

$k = 0$  ✓

$k \geq 0$ :

$$\begin{aligned} \delta x^k &= R^{-1}L^{-1}(b - Ax^k) \\ x^{k+1} &= x^k + \delta x^k = (\mathbb{1} - R^{-1}L^{-1}PA)x^k + R^{-1}L^{-1}Pb \\ &= \left( \sum_{n=0}^k (\mathbb{1} - R^{-1}L^{-1}PA)^{n+1} \right) R^{-1}L^{-1}Pb + R^{-1}L^{-1}Pb \\ &= \left( \sum_{n=0}^{k+1} (\mathbb{1} - R^{-1}L^{-1}PA)^n \right) R^{-1}L^{-1}Pb \quad \square \end{aligned}$$

Ist  $\|\mathbb{1} - R^{-1}L^{-1}PA\| < 1$ , so gilt

$$\begin{aligned} \sum_{n=0}^{\infty} (\mathbb{1} - R^{-1}L^{-1}PA)^n &= (\mathbb{1} - \mathbb{1} + R^{-1}L^{-1}PA)^{-1} \\ &= (PA)^{-1}LR \end{aligned}$$

$\implies x^k$  konvergiert gegen

$$x^* = (PA)^{-1} L R R^{-1} L^{-1} P b = A^{-1} b$$

Wichtig: In der Praxis muss der Defekt  $d^k$  mit höherer Genauigkeit berechnet werden.

**Beispiel 4.13** Skript.

### 4.3 Determinantenbestimmung

$$A, B \in \mathbb{R}^{n \times n} \implies \det(A \cdot B) = \det A \det B$$

$$A = P^T L R$$

$$\det A = \underbrace{\det(P^T)}_{\pm 1} \underbrace{\det L}_1 \underbrace{\det R}_{\prod_{i=1}^n r_{ii}} = \pm \prod_{i=1}^n r'_{ii}$$

Bei  $k$  Vertauschungen von Zeilen ist das Vorzeichen  $(-1)^k$ .

### 4.4 Rangbestimmung

$\rightarrow$  Totalpivotierung  $PAQ^T = LR$  Gilt nach dem  $i$ -ten Eliminationsschritt

$$a_{k,j}^{(i)} = 0 \forall j, k = i + 1, \dots, n$$

so ist  $\text{Rang}(A) = i$  (Geht auch bei nicht quadratischen Matrizen, einfach mit Nullen auffüllen)

### 4.5 Spezielle Gleichungssysteme

#### 4.5.1 Bandmatrizen

Eine Matrix  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  heißt Bandmatrix vom Bandtyp  $(m_l, m_r) \in \{0, \dots, n-1\}^2$ , wenn gilt

$$a_{jk} = 0 \forall k < j - m_l \vee k > j + m_r, j, k = 1, \dots, n$$

Die Größe  $m = m_l + m_r$  heißt Bandbreite.

Typ	Name
(0, 0)	Diagonalmatrix
(1, 1)	Tridiagonalmatrizen
( $n-1$ , 0)	Untere Dreiecksmatrix
(0, $n-1$ )	Obere Dreiecksmatrix

**Satz 4.14 (Bandmatrix)** Ist  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  eine Bandmatrix vom Typ  $(m_l, m_r)$ , Für die Gauß-Elimination  $A = LR$  ohne Zeilenvertauschung durchführbar ist, dann sind alle reduzierten Matrizen  $A^{(i)}$  desselben Typs und  $L$  beziehungsweise  $R$  sind vom Typ  $(m_l, 0)$  beziehungsweise  $(0, m_r)$ . Aufwand:

$$N = \frac{1}{3} n m_l m_r + \mathcal{O}(n(m_l + m_r))$$

(Ohne Beweis)

**Beispiel 4.15** Typ (1, 1):

$$A = \begin{pmatrix} a_1 & b_1 & & \\ c_2 & \ddots & \ddots & \\ & \ddots & \ddots & b_{n-1} \\ & & c_n & a_n \end{pmatrix} = LR, L = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ \gamma_1 & \ddots & & \\ & \ddots & \ddots & \\ & & \gamma_n & 1 \end{pmatrix}, R = \begin{pmatrix} \alpha_1 & \beta_1 & & \\ & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & \beta_{n-1} \\ & & & \alpha_n \end{pmatrix}$$

Rekursive Bestimmung

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= a_1, \beta_1 = b_1 \\ \gamma_i &= c_i / \alpha_{i-1}, \alpha_i = a_i - \gamma_i \beta_{i-1}, \beta_i = b_i \\ \gamma_n &= c_n / \alpha_{n-1}, \alpha_n = a_n - \gamma_n \beta_{n-1} \end{aligned}$$

Aufwand:  $3n - 2$  Speicher,  $2n - 2$  arithmetische Operationen.

Vorsicht: (Beispiel Typ (4, 4)): Band „füllt auf“

#### 4.5.2 Diagonaldominante Matrizen

**Definition 4.16**  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  heißt diagonaldominant, wenn

$$\sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^n |a_{jk}| \leq |a_{jj}|, \quad j = 1, \dots, n$$

**Satz 4.17**  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  regulär und diagonaldominant  $\implies A = LR$  kann mit Gauß-Elimination ohne Zeilenvertauschungen berechnet werden. (Beweis: Skript)

#### 4.5.3 Positiv definite Matrizen

**Definition 4.18**  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  mit  $A^T = A$  heißt positiv definit, wenn

$$x^T A x > 0 \forall x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$$

**Satz 4.19**  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  symmetrisch positiv definit  $\implies A = LR$  kann mit Gauß-Elimination ohne Zeilenvertauschung berechnet werden mit Pivots  $a_{ii}^{(i)} > 0$

**Beweis**

$$0 < e_1^T A e_1 = a_{11}$$

$$\begin{aligned} a_{jk}^{(1)} &= a_{jk} - \frac{a_{j1}}{a_{11}} a_{1k} = a_{kj} - \frac{a_{k1}}{a_{11}} a_{1j} = a_{kj}^{(1)} \\ \implies A^{(1)} &= \left( a_{jk}^{(1)} \right)_{j,k=2}^n \text{ ist symmetrisch} \end{aligned}$$

Ist  $A^{(1)}$  positiv definit, so beweist Induktion die Behauptung. Setze dafür  $\tilde{x} = (x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbb{R}^{n-1}$ ,  $x \in \mathbb{R}^n$ , sodass

$$x_1 = -\frac{1}{a_{11}} \sum_{k=2}^n a_{1k} x_k$$

$$\begin{aligned}
\Rightarrow 0 < x^T A x &= \sum_{j,k=1}^n a_{jk} x_j x_k \\
&= \sum_{j,k=2}^n a_{jk} x_j x_k + 2x_1 \sum_{k=2}^n a_{1k} x_k + a_{11} x_1^2 - \underbrace{\frac{1}{a_{11}} \sum_{j,k=2}^n a_{k1} a_{j1} x_k x_j + \frac{1}{a_{11}} \left( \sum_{k=2}^n a_{1k} x_k \right)^2}_0 \\
&= \sum_{j,k=2}^n \underbrace{\left( a_{jk} - \frac{a_{k1} a_{j1}}{a_{11}} \right)}_{=a_{jk}^{(1)}} x_k x_j + a_{11} \underbrace{\left( x_1 + \sum_{k=2}^n a_{1k} x_k \right)^2}_0 \\
&= \tilde{x}^T A^{(1)} \tilde{x}. \quad \square
\end{aligned}$$

$$\rightarrow A = LR, r_{ii} = a_{ii}^{(i)} > 0$$

$$A = A^T = (LR)^T = \left( LD \underbrace{D^{-1}R}_{=:R} \right)^T = \tilde{R}^T DL^T$$

mit  $A = \text{diag}(r_1, \dots, r_{nn})$  und

$$\tilde{R} = \begin{pmatrix} 1 & r_{12}/r_{11} & \dots & r_{1n}/r_{11} \\ \vdots & & & \vdots \\ & \ddots & & r_{n-1,n}/r_{n-1,n-1} \\ & & & 1 \end{pmatrix}$$

Eindeutigkeit der LR-Zerlegung

$$LR = \tilde{R}^T DL^T \implies L = \tilde{R}^T, R = DL^T$$

**Satz 4.20** Jede symmetrisch positiv definite Matrix  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  hat eine sogenannte Cholesky-Zerlegung

$$A = LDL^T = \tilde{L}\tilde{L}^T$$

Aufwand:  $N_{\text{Cholesky}}(n) = \frac{n^3}{6} + \mathcal{O}(n^2)$ .

Algorithmus von Cholesky:

$$\begin{pmatrix} \tilde{l}_{11} & & \\ \vdots & \ddots & \\ \tilde{l}_{n1} & \dots & \tilde{l}_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \tilde{l}_{11} & \dots & \tilde{l}_{n1} \\ \vdots & & \vdots \\ \tilde{l}_{n1} & \dots & \tilde{l}_{nn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \dots & a_{nn} \end{pmatrix}$$

$$i \geq j : a_{ij} = \sum_{k=1}^j \tilde{l}_{ik} \tilde{l}_{jk} = \sum_{k=1}^{j-1} \tilde{l}_{ik} \tilde{l}_{jk} + \tilde{l}_{ij} \tilde{l}_{jj}$$

für  $i = 1, \dots, n$ :

$$\tilde{l}_{ii} = \sqrt{a_{ii} - \sum_{k=1}^{i-1} \tilde{l}_{ik}^2}$$



Für  $j = i + 1, \dots, n$ :

$$\tilde{l}_{ij} = \frac{1}{\tilde{l}_{ii}} \left( a_{ij} - \sum_{k=1}^{i-1} \tilde{l}_{ik} \tilde{l}_{jk} \right)$$

Wiederholung: Spezielle Matrizen, LR-Zerlegung

- Bandmatrizen: Nullen nicht speichern / berechnen
- Diagonal-dominante Matrizen: keine Pivotierung notwendig
- Symmetrisch, positiv definite Matrizen keine Pivotierung notwendig

$$A = \tilde{L}\tilde{L}^T = LDL^T$$

(billiger als  $A = LR$ )

#### 4.6 Nicht reguläre Systeme

Wir betrachten  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  (nicht notwendig quadratisch). Das Lineare Gleichungssystem  $Ax = b$  hat

- keine Lösung, wenn  $b \notin \text{im}(A)$
- unendlich viele Lösungen  $\bar{x} + \Delta x$  wenn  $A\bar{x} = b, \Delta x \in \ker(A) \neq \{0\}$

Verallgemeinerter Lösungsbegriff: Finde  $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$  mit minimalem Defekt  $d = b - A\bar{x}$  (Für  $d = 0$  löst  $\bar{x} \quad Ax = b$ )

**Satz 4.21 (Least-Squares-Lösung)** Es gibt immer eine „Lösung“  $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$  mit kleinsten Fehlerquadraten:

$$\|A\bar{x} - b\|_2 = \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2$$

Das gilt genau dann, wenn

$$A^T A \bar{x} = A^T b$$

(Normalgleichung). Für  $\text{Rang}(A) = n$  ist  $\bar{x}$  eindeutig bestimmt. Ansonsten hat jede weitere Lösung die Form  $\bar{x} + y$  mit  $y \in \ker(A)$

**Lemma 4.22** Sei  $A \in \mathbb{K}^{m \times n}$ . Dann ist  $\bar{A}^T A$  hermitesch positiv semidefinit. Ist  $\text{Rang}(A) = n$ , so ist  $\bar{A}^T A$  positiv definit.

**Beweis** 1.  $\overline{\bar{A}^T A}^T = (A^T \bar{A})^T = \bar{A}^T A$

$$2. \bar{x}^T \bar{A}^T A x = \overline{(Ax)}^T (Ax) = \|Ax\|_2^2 \geq 0$$

$$3. \text{Rang}(A) = n \implies m \geq n \text{ und } A : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m \text{ injektiv} \implies \text{Aus } \|A\|_2 = 0 \implies Ax = 0 \implies x = 0 \implies \bar{x}^T \bar{A}^T A x > 0 \forall x \in \mathbb{K}^n \setminus \{0\} \quad \square$$

**Beweis** 1. Es gelte  $A^T A \bar{x} = A^T b$

$$\implies A^T (A\bar{x} - b) = 0$$

$$\implies \|b - Ax\|_2^2 = \|b - A\bar{x} + A(\bar{x} - x)\|_2^2$$

$$= \|b - A\bar{x}\|_2^2 + 2(b - A\bar{x}, A(\bar{x} - x))_2 + \|A(\bar{x} - x)\|_2^2$$

$$(A(\bar{x} - b), b - A\bar{x})_2 = (\bar{x} - x)^T A^T (b - A\bar{x})_2$$

$$\implies \|b - Ax\|_2^2 > \|b - A\bar{x}\|_2^2 + \|A(\bar{x} - x)\|_2^2$$

$\implies \bar{x}$  ist minimal. Umgekehrt: Sei  $\bar{x}$  minimal

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{\partial}{\partial x_i} \|Ax - b\|_2^2 \Big|_{x=\bar{x}} \\ &= \frac{\partial}{\partial x_i} \left( \sum_{j=1}^m \left( \sum_{k=1}^n a_{jk}x_k - b_j \right)^2 \right) \Big|_{x=\bar{x}} \\ &= \sum_{j=1}^m 2 \left( \sum_{k=1}^n a_{jk}\bar{x}_k - b_j \right) \\ a_{ji} &= (2A^T(A\bar{x} - b))_i \\ \implies A^T A\bar{x} &= A^T b \end{aligned}$$

2. Lösbarkeit: Wegen  $\text{im}(A)^\perp = \ker(A^T)$  hat  $b$  eine eindeutige Zerlegung  $b = r + s, r \in \ker(A^T), s \in \text{im}(A)$ . Sei  $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$  so, dass  $A\bar{x} = s \implies A^T A\bar{x} = A^T s + A^T r = A^T b$

3.  $\text{Rang}(A) = n: A^T A$  positiv definit  $\implies \bar{x}$  eindeutig.  $\text{Rang}(A) < n: A^T A x_1 = A^T b$ . Wegen

$$b = Ax_1 + (b - Ax_1) \in \text{im } A + \ker A^T$$

und Eindeutigkeit von  $b = r + s$  gilt  $A\bar{x} = Ax_1 \forall \bar{x} - x_1 \in \ker A$  □

Numerische Lösung: Cholesky für Normalgleichung. Vorsicht: Im Fall  $\text{Rang}(A) = n = m$  gilt

$$\text{cond}_2(A^T A) = \text{cond}_2(A)^2$$

Merke: Normalgleichungen sind häufig schlecht konditioniert. Abhilfe: QR-Zerlegung von  $A$

**Satz 4.23** Sei  $A \in \mathbb{K}^{m \times n}$  mit  $\text{Rang}(A) = n \leq m$ . Dann existiert eine eindeutig bestimmte Matrix  $Q \in \mathbb{K}^{m \times n}$  mit  $Q^T Q = E_n$  und eine eindeutig bestimmte obere Dreiecksmatrix  $R \in \mathbb{K}^{n \times n}$  mit reellen Diagonalelementen  $r_{ii} > 0, i = 1, \dots, n$ , sodass

$$A = QR$$

Bezeichnung:  $Q$ : orthonormale Matrix ( $m = n$ : unitär)

**Beweis** Konstruktion der Spalten  $q_k$  von  $Q$  mittels Gram-Schmidt aus den Spalten  $a_k$  von  $A$

$$q_i = \begin{cases} q_i = \|a_1\|_2^{-1} a_1 & i = 1 \\ q_i = \|\tilde{q}_i\|_2^{-1} \tilde{q}_i, \tilde{q}_i = a_i - \sum_{k=1}^{i-1} (a_i, q_k)_2 q_k & i = 2, \dots, n \end{cases}$$

Wegen  $\text{Rang}(A) = n$  sind die  $a_k$  linear unabhängig und  $\|\tilde{q}_k\|_2 \neq 0, k = 1, \dots, n$ . Betrachte:

$$\begin{aligned} a_k &= \tilde{q}_k + \sum_{i=1}^{k-1} (a_k, q_i)_2 q_i \\ &= \|\tilde{q}_k\|_2 q_k + \sum_{i=1}^{k-1} (a_k, q_i) q_i \\ &= \sum_{i=1}^k r_{ik} q_i \end{aligned}$$

$r_{kk} = \|\tilde{q}_k\|_2 \in \mathbb{R}_+$ ,  $r_{ik} = (a_k, q_i)_2$ . Setze  $r_{ik} = 0, i > k$ ,  $R = (r_{ik}) \in \mathbb{K}^{n \times n} \implies A = QR$ .

Eindeutigkeit: Sei  $Q_1 R_1 = A = Q_2 R_2$ . Setze

$$Q = \bar{Q}_2^T Q_1 = \bar{Q}_2^T A R_1^{-1} = R_2 R_1^{-1} \quad (\text{obere Dreiecksmatrix})$$

$$\bar{Q}^T = \bar{Q}_1^T Q_2 = \bar{Q}_1^T A R_2^{-1} = R_1 R_2^{-1} \quad (\text{obere Dreiecksmatrix})$$

$$\bar{Q}^T Q = R_1 R_2^{-1} R_2 R_1^{-1} = \mathbb{I}$$

$Q$  ist orthonormal und diagonal. Ihre Eigenwerte  $\lambda_i$  erfüllen  $|\lambda_i| = 1$

$$Q R_1 = R_2 R_1^{-1} R_1 = R_2 \implies \lambda_i \underbrace{(R_1)_{ii}}_{>0} = (R_2)_{ii} > 0$$

$$\implies \lambda_i \in \mathbb{R}, \lambda_i = 1$$

$$Q = E_n \implies R_1 = R_2, Q_1 = A R_1^{-1} = A R_2^{-1} = Q_2 \quad \square$$

Least-Squares-Lösung mit

$$A = Q_1 R = (Q_1 \mid Q_2) \begin{pmatrix} R \\ 0 \end{pmatrix}$$

mit  $Q = (Q_1 \mid Q_2) \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $R = \begin{pmatrix} R \\ 0 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $\text{Rang}(A) = n$

$$\bullet \|Qv\|_2^2 = v^T Q^T Q v = \|v\|_2^2$$

$$\bullet \|Ax - b\|_2^2 = \|Q\tilde{R}x - QQ^T b\|_2^2 = \|Q(\tilde{R}x - Q^T b)\|_2^2$$

$$\begin{aligned} &= \|\tilde{R}x - Q^T b\|_2^2 = \left\| \begin{matrix} \tilde{R} \\ 0 \end{matrix} x - \begin{pmatrix} Q_1^T \\ Q_2^T \end{pmatrix} b \right\|_2^2 \\ &= \|Rx - Q_1^T b\|_2^2 + \|Q_2^T b\|_2^2 \end{aligned}$$

minimal für  $x = R^{-1} Q_1^T b$ .

$$\bullet A^T A = (Q_1 R)^T Q_1 R = R^T Q_1^T Q_1 R = R^T R \text{ (Cholesky-Zerlegung)}$$

$$A^T A x = A^T b = R^T R x = R^T Q_1^T b$$

$$\bullet \text{Lösung mit } R \text{ ist besser konditioniert als Lösung mit } R^T R : \text{cond}_2(R^T R) = \text{cond}_2(R)^2$$

Wiederholung:  $A \in M(n \times m, \mathbb{K})$

$$\bullet A = QR = \tilde{Q}\tilde{R}, \tilde{Q} = Q|\tilde{Q}_2, \tilde{Q}^T Q = E_n, \tilde{Q}^T \tilde{Q} = E_m$$

$$\bullet \text{Eindeutigkeit mit } r_{ij} > 0$$

$$\bullet \|Ax - b\|_2^2 = \|\tilde{Q}\tilde{R}x - \tilde{Q}\tilde{Q}^T b\|_2^2 = \|\tilde{Q}(\tilde{R}x - \tilde{Q}^T b)\|_2^2 = \|Rx - Q^T b\|_2^2 + \|\tilde{Q}_2 b\|_2^2. \text{Rang}(A) = n:$$

$$x = \tilde{R}^{-1} Q^T b$$

$$\bullet \text{verhindert schlechte Konditionierung der Normalgleichung}$$

$$\text{cond}_2(A^T A) = \text{cond}_2(A)^2 = \text{cond}_2(R)^2$$

Problem: Gram-Schmidt zur Berechnung von Orthogonalbasis ist nicht stabil. Stabile Variante: Householder-Verfahren

**Definition 4.24** Für  $v \in \mathbb{K}$  mit  $\|v\|_2 = 1$  heißt

$$I = E_n - 2v\bar{v}^T \in \mathbb{K}^{n \times n}$$

„Householder-Transformation“.

$$v\bar{v}^T = \begin{pmatrix} v_1\bar{v}_1 & \dots & v_1\bar{v}_n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_n\bar{v}_1 & \dots & v_n\bar{v}_n \end{pmatrix}$$

Eigenschaften von  $S$ :

- $\bar{S}^T = S$  hermitesch
- $\bar{S}^T S = (E_n - 2v\bar{v}^T)(E_n - 2v\bar{v}^T) = E_n - 4v\bar{v}^T + 4v \underbrace{\bar{v}^T v}_1 \bar{v}^T = E_n$  (unitär)
- Spiegelung: Sei  $u \in \mathbb{K}^n$ . Zerlege  $u = (v, u)_2 v + [u - (v, u)_2 v] = u_1 + u_2$

$$\begin{aligned} Su_1 &= (E_n - 2v\bar{v}^T)(v, u)_2 v \\ &= (v, u)_2 (v - 2v\bar{v}^T v) = -u_1 \\ SU_2 &= (E_n - 2v\bar{v}^T)(u - u_1) \\ &= u - 2(v, u)_2 v + u_1 = u - u_1 = u_2 \end{aligned}$$

$v$ : Normale der Spiegelungshyperebene

Householder-Verfahren:

$$A = A^{(0)} \rightarrow \dots \rightarrow A^{(i-1)} \rightarrow \dots \rightarrow A^{(n)} = \tilde{R}$$

mit

$$A^{(i)} = \begin{pmatrix} a_{11}^{(i)} & \dots & \dots & \dots & \dots & a_{1n}^{(i)} \\ & \ddots & & & & \vdots \\ & & a_{ii}^{(i)} & \dots & \dots & a_{in}^{(i)} \\ & & 0 & \vdots & & \vdots \\ & & & a_{im}^{(i)} & & a_{nm}^{(i)} \end{pmatrix}$$

Schritt  $i$ : Householder-Transformation

$$S_i A^{(i-1)} = A^{(i)}$$

$$\implies \tilde{R} = A^{(n)} = S_n S_{n-1} \dots S_1 A = \tilde{Q}^T A$$

$$\implies \tilde{Q} \tilde{R} = A, \tilde{Q} = \bar{S}_1^T \dots \bar{S}_n^T = S_1 \dots S_n$$

Achtung:  $\tilde{r}_{ii} > 0$  wird nicht garantiert. (keine Eindeutigkeit). Bezeichnung:  $\tilde{A}^{(i)} = (\tilde{a}_i^{(i)} \mid \dots \mid \tilde{a}_n^{(i)})$  Setze

$$v_i = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \tilde{v}_i \end{pmatrix}, \tilde{v}_i \in \mathbb{K}^{m-i}$$

$$\implies S_i = E_m - 2v_i \bar{v}_i^T = \begin{pmatrix} E_{i-1} & 0 \\ 0 & E_{m-i} - 2\tilde{v}_i \tilde{v}_i^T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \tilde{S}_i \end{pmatrix}$$

$\implies$  Die ersten  $i - 1$  Zeilen von  $A^{(i-1)}$  bleiben unverändert. Wähle  $\tilde{v}_i$  so, dass

$$\tilde{S}_i \tilde{s}_i^{(i)} \in \text{Lin}\{e_1^i\}, e_1^i = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{m-i}$$

2 Möglichkeiten:

$$\tilde{v}_i = \frac{\tilde{a}_i^{(i)} - \|\tilde{a}_i^{(i)}\|_2 e_1}{\|\tilde{a}_i^{(i)} - \|\tilde{a}_i^{(i)}\|_2 e_1\|_2}$$

$$\tilde{v}_i = \frac{\tilde{a}_i^{(i)} + \|\tilde{a}_i^{(i)}\|_2 e_1}{\|\tilde{a}_i^{(i)} + \|\tilde{a}_i^{(i)}\|_2 e_1\|_2}$$

Zur Vermeidung von Auslöschung:

$$\tilde{v}_i = \frac{\tilde{a}_i^{(i)} + \text{sgn}(\tilde{a}_{ii}^{(i)}) \|\tilde{a}_i^{(i)}\|_2 e_1}{\|\tilde{a}_i^{(i)} + \text{sgn}(\tilde{a}_{ii}^{(i)}) \|\tilde{a}_i^{(i)}\|_2 e_1\|_2}$$

$$\implies \tilde{S}_i \tilde{A}^{(i)} = \begin{array}{c|c} \pm \|\tilde{a}_i^{(i)}\|_2 & \\ 0 & \tilde{a}_i^{(i)} - 2(\tilde{a}_{i+j,i}^{(i)}, \tilde{v}_i) \tilde{v}_i, j = 2, \dots, m-i \\ \vdots & \\ 0 & \end{array}$$

Insgesamt ergibt sich für die Spalten von  $A^{(i)} = S_i A^{(i-1)}$

$$a_k^{(i)} = a_k^{(i-1)}, k = 1, \dots, i-1$$

$$a_i^{(i)} = \left( a_{i,1}^{(i-1)}, \dots, a_{i-1,i}^{(i-1)}, \|\tilde{a}_i^{(i-1)}\|_2, 0, \dots, 2 \right)^T$$

$$a_k^{(i)} = a_k^{(i-1)} - 2(\tilde{a}_k^{(i-1)}, \tilde{v}_i) v_i, k = i+1, \dots, n$$

## 4.7 Singulärwertzerlegung

**Satz 4.25** Es sei  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ . Dann existieren orthogonale Matrizen  $V \in \mathbb{R}^{n \times n}$  und  $U \in \mathbb{R}^{m \times m}$ , sodass

$$U^T A V = \Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_p) \in \mathbb{R}^{m \times n}, p = \min(m, n)$$

mit  $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_p \geq 0$

**Beweis** Skript, □

$A = U \Sigma V^T$ . Nützliche Folgerungen:  $(\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_r > \sigma_{r+1} = \dots = \sigma_p = 0)$

- $\text{Rang}(A) = r$
- $\ker A = \text{Lin}\{v_{r+1}, \dots, v_n\}$

- $\text{im } A = \text{Lin}\{u_1, \dots, u_r\}$
- $A = U\Sigma V^T = \sum_{i=1}^r \sigma_i u_i v_i^T$
- $\|A\|_2 = \sigma_1$
- $\text{cond}_2(A) = \frac{\sigma_1}{\sigma_p}$
- $\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^r \sigma_i^2} = \left\| \begin{pmatrix} \sigma_1 \\ \vdots \\ \sigma_p \end{pmatrix} \right\|_2$
- $\left\| A - \sum_{i=1}^k \sigma_i u_i v_i^T \right\|_2 = \left\| \sum_{i=k+1}^r \sigma_i u_i v_i^T \right\|_2 = \sigma_{k+1}$

## 5 Nichtlineare Gleichungen

### 5.1 Intervallschachtelung / Bisektion

Sei  $f \in C[a, b]$ . Suche  $x \in [a, b]$  mit  $f(x) = 0$ . Gilt  $a_0, b_0 \in [a, b]$  mit  $f(a_0) \cdot f(b_0) < 0$ , so hat  $f$  eine Nullstelle

```

for  $k = 0, 1, \dots$  do
   $x_k = 1/2(a_k + b_k)$ ;
  if  $f(a_k)f(x_k) < 0$  then
     $a_{k+1} = a_k$ ;
     $b_{k+1} = x_k$ ;
  else
     $a_{k+1} = x_k$ ;
     $b_{k+1} = b_k$ ;
  end
  if  $|b_{k+1} - a_{k+1}| < TOL|a_{k+1}|$  then
    Ende Lösung:  $1/2(b_{k+1} + a_{k+1})$ 
  end
end

```

in  $[a_0, b_0]$  (Zwischenwertsatz).

Konvergenz:

$$a_k \leq a_{k+1} \leq b_{k+1} \leq b_k$$

$$|b_{k+1} - a_{k+1}| = \frac{1}{2}|b_k - a_k| = 2^{-k-1}|b_0 - a_0|$$

Eigenschaften:

- sehr stabil
- langsam
- Erweiterung für  $x \in \mathbb{R}^n$  oder  $x \in \mathbb{C}$  nicht möglich

### 5.2 Newton-Verfahren im $\mathbb{R}^n$

Sei  $D \subset \mathbb{R}^n$  offen,  $f : D \rightarrow \mathbb{R}^n$  stetig differenzierbar. Bezeichnung:  $J(x) = f'(x) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{n \times n}$  (Jacobi-Matrix). Vorüberlegung: Taylor-Entwicklung von  $f$  um eine Näherungslösung  $x_k \in D$ :

$$f(x_k + \Delta x_k) = f(x_k) + J(x_k)\Delta x_k + \mathcal{O}(\|\Delta x_k\|)^{\dagger}$$

Abgeleitete Iterationsvorschrift:

- Löse  $J(x_k)\Delta x_k = -f(x_k)$
- Schritt  $x_{k+1} = x_k + \Delta x_k$

Insbesondere Fall  $n = 1$ :  $J(x_k)\Delta x_k = -f(x_k) \rightarrow \Delta x_k + x_k =$  Nullstelle der Tangente an der Stelle  $x_k$ .

### 5.3 Konvergenzverhalten iterativer Methoden (Spezialfall $n = 1$ )

**Definition 5.1** Ein Iterationsverfahren zur Berechnung von

$$x_* = \lim_{k \rightarrow \infty} x_k$$

hat eine Konvergenz der Ordnung  $\alpha$ ,  $\alpha \geq 1$ , wenn mit einem  $c > 0$  gilt:

$$|x_{k+1} - x_*| \leq c|x_k - x_*|^\alpha \quad k = 0, 1, \dots$$

Im Fall  $\alpha = 1$  (lineare Konvergenz) heißt das beste  $c$  lineare Kontraktionsrate. Gilt

$$|x_{k+1} - x_k| \leq c_k |x_k - x_*|$$

mit einer Nullfolge  $c_k \rightarrow 0$ , so spricht man von superlinearer Konvergenz.

**Definition 5.2** Die Menge  $D(x) = \{y \in D \mid \|f(y)\| \leq \|x\|\}$  heißt die Niveaumenge von  $f$  zum Punkt  $x$ .

**Satz 5.3 (Newton-Kantorovich)** Für ein  $\bar{x} \in D$  gelte

1.  $\|J^{-1}(x)\| \leq \beta, x \in D_f(\bar{x})$
2.  $\|J(x) - J(y)\| \leq \gamma\|x - y\|, x, y \in D_f(\bar{x})$
3.  $x_0 \in D_f(x)$
4.  $q := 1/2\alpha\beta\gamma < 1$  mit  $\alpha = \|J^{-1}(x_0)f(x_0)\|$

Dann konvergiert die Folge  $(x_k)$  aus der Newtoniteration gegen eine Nullstelle  $x_* \in D$  von  $f$ , mit der a-priori Fehlerabschätzung

$$\|x_k - x_*\| \leq \frac{\alpha}{1 - q} q^{(2^k - 1)}, k \geq 1$$

**Beweis** Skript □

Wiederholung:  $f : D \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n, J(x) = f'(x) \in \mathbb{R}^{n \times n}$  Suche  $x \in D : f(x) = 0$

- $n = 1$ : Bisektion, (stabil)
- Newton-Typ-Verfahren:  $x_0 \in D, M(x)J(x) \approx E_n$

$$J(x_k)\Delta x_k = -f(x_k) \mid \Delta x_k = -M(x_k)f(x_k) \rightarrow x_{k+1} = x_k + \Delta x_k$$

lokal quadratische Konvergenz für  $M(x)J(x) = E_n$

**Satz 5.4 (Lokaler Kontraktionssatz von Bock)** Sei

$$\mathcal{N} := \{(x, y) \in D^2 \mid y = x - M(x)f(x)\}$$

Es Existiere ein  $\omega < \infty$  so, dass für alle  $(x, y) \in \mathcal{N}, t \in [0, 1]$

$$\|M(y)[J(x + t(y - x)) - J(x)](x - y)\| \leq \omega t \|y - x\|^2$$

und ein  $\kappa < 1$  so, dass für alle  $(x, y) \in \mathcal{N}$

$$\|M(y)[E_n - J(x)M(x)]f(x)\| \leq \kappa\|y - x\|$$

Mit  $c_k := \kappa + \omega/2\|\Delta x_k\|$  gelte  $x_0 < 1$  und

$$D_0 := \{y \in \mathbb{R}^n \mid \|y - x_0\| \leq \frac{\|\Delta x_0\|}{1 - c_0}\} \subset D$$

Dann bleibt  $x_k \in D_0$  und  $\lim_{k \rightarrow \infty} x_k = x_*$  existiert. Weiterhin gilt:

$$\|\Delta x_{k+1}\| \leq c_k \|\Delta x_k\| = \kappa \|\Delta x_k\| + \frac{\omega}{2} \|\Delta x_k\|^2$$

die a-priori Fehlerabschätzung

$$\|x_{k+j} - x_*\| \leq \frac{(c_k)^j}{1 - c_k} \|\Delta x_k\| \leq \frac{(c_0)^{k+j}}{1 - c_0} \|\Delta x_0\|$$

und  $M(x_*)f(x_*) = 0$ . Ist  $M(x)$  stetig in  $x_*$  und  $M(x_*)$  invertierbar, so gilt  $f(x_*) = 0$

**Beweis**  $c_0 < 1 \implies x_0, x_1 \in D_0$ . Sei  $x_{k+1} \in D_0$  und  $c_k < 1$ . Dann gilt

$$\begin{aligned} \|\Delta x_k\| &= \|M(x_{k+1})f(x_{k+1})\| \\ &= \|M(x_{k+1})[f(x_k) - J(x_k)M(x_k)f(x_k)] + M(x_{k+1})[f(x_{k+1}) - f(x_k) + J(x_k)M(x_k)f(x_k)]\| \\ &\leq \kappa\|x_{k+1} - x_k\| + \left\| M(x_{k+1}) \int_0^1 \frac{d}{dt} f(x_k + t\Delta x_k) dt - J(x_k)\Delta x_k \right\| \\ &\leq \kappa\|\Delta x_k\| + \int_0^1 \|M(x_{k+1})[J(x_k + t(x_{k+1} - x_k)) - J(x_k)]\Delta x_k\| dt \\ &\leq \kappa\|\Delta x_k\| + \frac{\omega}{2}\|\Delta x_k\|^2 = c_k\|\Delta x_k\| \\ \implies c_{k+1} &= \kappa + \frac{\omega}{2}\|\Delta x_{k+1}\| \leq \kappa + c_k \frac{\omega}{2}\|\Delta x_k\| = c_k - \frac{\omega}{2}\|\Delta x_k\| \\ \implies c_{k+1} &\leq c_k - \underbrace{(1 - c_k)\frac{\omega}{2}\|\Delta x_k\|}_{>0} \leq c_k \\ \implies \|x_{k+2} - x_0\| &= \|x_{k+2} - x_{k+1} + x_{k+1} - x_0\| \\ &\leq \sum_{j=0}^{k+1} \|\Delta x_j\| \leq \sum_{j=0}^{k+1} (c_0)^j \|\Delta x_0\| \\ &\leq \frac{\|\Delta x_0\|}{1 - c_0} \end{aligned}$$

$$\implies x_k \in D_0, k = 0, 1, \dots,$$

(Induktion)

$(x_k)$  ist Cauchyfolge, wegen

$$\|x_{k+1j} - x_k\| \leq \sum_{i=k}^{k+j-1} \|\Delta x_i\| \leq \sum_{i=0}^{j-1} (c_0)^k \|\Delta x_i\| \leq (c_0)^k \frac{\|\Delta x_0\|}{1 - c_0}$$

$\implies (x_k)$  konvergiert,

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x_k = x_*$$



$$\begin{aligned}
\|x_{k+j} - x_*\| &\leq \|x_{k+j} - x_{k+j+1} + x_{k+j+1} - \dots - x_*\| \\
&\leq \sum_{i=0}^{\infty} \|x_{k+j+1+i} - x_{k+j+i}\| = \sum_{i=0}^{\infty} \|\Delta x_{k+j+1+i}\| \\
&\leq \sum_{i=0}^{\infty} (c_k)^i \|\Delta x_{k+j}\| \leq \frac{(c_k)^j}{1 - c_k} \|\Delta x_k\|
\end{aligned}$$

Weiterhin  $x^* = x^* - M(x^*)f(x^*) \implies M(x^*)f(x^*) = 0$  □

Diskussion:

- Ist  $f(x) = Jx + b$  (affin linear) so ist  $\omega = 0$ .  $\omega$  ist ein Maß für die Nichtlinearität von  $f$ .
- Für das Newton-Verfahren ( $M(x)J(x) = E_n$ ) gilt  $\kappa = 0$ , das heißt  $\kappa$  ist ein Maß für die Kompatibilität von  $M$  und  $J$
- Das Newton Verfahren für  $f(x) = Jx - b$  ( $J$  invertierbar) konvergiert in einem Schritt ( $\omega = \kappa = 0$ )

Sukzessive Approximation

Wahl:  $M(x) = C^{-1}$  mit  $C \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .  $\kappa$ -Bedingung:  $x - y \in \mathcal{N}$ , das heißt  $y - x = -C_1^{-1}f(x)$

$$\|C^{-1}[E_n - J(x)C^{-1}]f(x)\| = \|[I_n - C^{-1}J(x)](y - x)\| \stackrel{!}{\leq} \kappa \|y - x\|$$

ist erfüllt für

$$\|E_n - C^{-1}J(x)\| \leq \kappa < 1$$

Für hinreichend kleines  $\|\Delta x_0\|$ , das heißt in der Nähe einer Lösung gilt:

$$c_0 = \kappa + \frac{\omega}{2} \|\Delta x_0\| < 1$$

und

$$\|x_k - a_*\| \leq \frac{(c_0)^k}{1 - c_0} \|\Delta x_0\|$$

Betrachtung als Fixpunktiteration (FP1)

$$\begin{aligned}
g(x) &:= x - C^{-1}f(x) \\
x_{k+1} &= g(x_k) \quad k = 0, 1, \dots \\
\implies g'(x) &= E_n - C^{-1}J(x)
\end{aligned}$$

$\implies$  Zu jedem Fixpunkt  $x_* \in D$  von  $x$  mit  $\|g'(x)\| < 1$  gibt es eine Umgebung

$$K_\rho(x_*) = \{x \in \mathbb{R}^n \mid \|x - x_*\| \leq \rho\} \subset D$$

sodass  $\kappa \leq c_0 < 1$  auf  $K_\rho(x_*)$  (statt  $D$ ). Wiederholung:  $f(x) = 0, x \in \mathbb{R}^n, x_{k+1} = x_k - M(x_k)f(x)$ .

- Lokaler Kontraktionssatz
  - $\omega$ : Maß für die Nichtlinearität
  - $\kappa$ : Maß für Kompatibilität von  $M$  und  $f' := J$

ist  $\|\Delta x_0\|$  klein genug: dann konvergiert  $(x_k) \rightarrow x^*$

$$- c_k = \kappa + \frac{\omega}{2} \|\Delta x_k\| \stackrel{!}{<} 1$$

$$- \|\Delta x_{k+1}\| \leq c_k \|\Delta x_k\|$$

- apriori Fehlerabschätzung

$$\|x_k - x_*\| \leq \frac{(c_0)^k}{1 - c_0} \|\Delta x_0\|$$

- Fixpunktiteration:  $M(x) = C^{-1}$

## 6 Lineare Gleichungssysteme: Iterative Verfahren

Problem direkter Methoden: Speicheraufwand für große  $n$ . Alternatives Beispiel: Fixpunktiteration für  $Ax = b$  ( $A \in \mathbb{R}^{n \times n}, b \in \mathbb{R}^n$ )

$$\implies a_{jj}x_j + \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^n a_{jk}x_k = b_j, j = 1, \dots, n$$

Ist  $a_{jj} \neq 0$

$$\iff x_j = \frac{1}{a_{jj}} \left( b_j - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^n a_{jk}x_k \right), j = 1, \dots, n$$

Gesamtschritt- /Jacobi-Verfahren:

$$\begin{aligned} x^0 &= 0 \\ x_j^t &= \frac{1}{a_{jj}} \left( b_j - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^n a_{jk}x_k^{t-1} \right) \\ j &= 1, \dots, n, t = 1, 2, \dots \end{aligned}$$

Einzelschritt- /Gauß-Seidel-Verfahren

$$\begin{aligned} x_j^t &= \frac{1}{a_{jj}} \left( b_j - \sum_{k < j} a_{jk}x_k^t - \sum_{k > j} a_{jk}x_k^{t-1} \right) \\ j &= 1, \dots, n, t = 1, 2, \dots \end{aligned}$$

Fixpunktiterationen:

$$A = D + L + R$$

Jacobi:

$$\begin{aligned} x^t &= D^{-1}(b - (L + R)x^{t-1}) \\ &= \underbrace{-D^{-1}(L + R)}_{=:J} x^{t-1} + D^{-1}b \end{aligned}$$

Gauß-Seidel:

$$\begin{aligned} x^t &= D^{-1}(b - Lx^t - Rx^{t-1}) \\ \iff Dx^t + Lx^t &= b - Rx^{t-1} \\ \iff x^t &= -(D + L)^{-1}Rx^{t-1} + (D + L)^{-1}b \end{aligned}$$

Gemeinsame Form  $x^t = Bx^{t-1} + c$ ,  $B$ : Iterationsmatrix. Konvergiert  $(x^t)$  gegen  $x$ , so gilt  $x = Bx + c$ .  
Allgemein: Wähle  $C \in \mathbb{R}^{n \times n}$  invertierbar

$$\begin{aligned} Ax = b &\iff Cx = Cx - Ax + b \\ &\iff x = x + C^{-1}(b - Ax) \end{aligned}$$

Form der Fixpunktiteration:

$$x^t = \underbrace{(E_n - C^{-1}A)}_{=:B} x^{t-1} + \underbrace{C^{-1}b}_{=:c}$$

Defektkorrekturiteration:

$$\begin{aligned}d^{t-1} &= b - Ax^{t-1}, C\delta x^{t-1} = d^{t-1} \\x^t &= x^{t-1} + \delta x^{t-1}\end{aligned}$$

Erinnerung: Lokaler Kontraktionsatz:

$$\kappa = \|E_n - C^{-1}A\| < 1$$

$\implies$  Konvergenz für beliebige Startwerte ( $\omega = 0$ ). Problem:  $\kappa$  ist Norm-abhängig. „Schärfere“ Alternative

$$\text{spr}(B) = \max\{|\lambda| \mid \lambda \in \sigma(B)\}$$

$\sigma(B) \subset \mathbb{C}$ : Menge der Eigenwerte von  $B$  ( $Bx = \lambda x, \lambda \in \mathbb{C}, x \in \mathbb{C}^n, x \neq 0$ ). Achtung:  $\text{spr}(B)$  ist keine Norm. Betrachte

$$\text{spr}\left(\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}\right) = 0$$

aber dies ist nicht die Nullmatrix. Für natürliche Matrizenormen gilt

$$\|B\| = \sup_{x \in \mathbb{C}^n \setminus \{0\}} \frac{\|Bx\|}{\|x\|} \geq |\lambda|$$

mit  $\lambda$  ein Eigenwert, wählen  $x$  als den zugehörigen Eigenvektor.

$$\implies \text{spr}(B) \leq \|B\|$$

**Lemma 6.1** Für jede  $B \in \mathbb{R}^{n \times n}$  gibt es zu jedem  $\varepsilon > 0$  eine natürliche Matrizenorm  $\|\cdot\|_\varepsilon$ , sodass

$$\text{spr}(B) \leq \|B\|_\varepsilon \leq \text{spr}(B) + \varepsilon$$

**Beweis** Schnur-Zerlegung  $B = T^{-1}R, T \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , unitär

$$R = \begin{pmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1n} \\ & \ddots & \vdots \\ 0 & & r_{nn} \end{pmatrix}$$

$$\implies \text{spr}(B) = \text{spr}(R) = \max_{j=1, \dots, n} |r_{jj}|$$

Für beliebige  $\delta \in (0, 1]$ , wähle

$$S_\delta = \text{diag}(\delta^0, \delta^1, \dots, \delta^{n-1})$$

$$R_0 = \text{diag } r_{11}, r_{22}, \dots, r_{nn}$$

$$Q_\delta = \begin{pmatrix} 0 & r_{12} & \delta r_{13} & \cdots & \delta^{n-2} r_{1n} \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & \ddots & \delta r_{n-2,n} \\ & & & \ddots & r_{n-1,n} \\ 0 & & & & 0 \end{pmatrix}$$

$$R_\delta = S_\delta^{-1} R S_\delta = \begin{pmatrix} r_{11} & \delta r_{12} & \delta^2 r_{13} & \cdots & \delta^{n-1} r_{1n} \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & \ddots & \delta^2 r_{n-2,n} \\ & & & \ddots & \delta r_{n-1,n} \\ 0 & & & & r_{n,n} \end{pmatrix}$$

$$\implies R_\delta = R_0 + \delta Q_\delta$$

$S_\delta^{-1}T$  invertierbar

$$\implies \|x\|_\delta = \|S_\delta^{-1}Tx\|_2$$

ist Vektornorm auf  $\mathbb{R}^n$ . Mit  $B = T^{-1}RT = T^{-1}S_\delta R_\delta S_\delta^{-1}T$  und  $y = S_\delta^{-1}Tx$  folgt

$$\begin{aligned} \|Bx\|_\delta &= \|T^{-1}S_\delta R_\delta S_\delta^{-1}Tx\|_\delta \\ &= \|R_\delta y\|_2 \leq \|R_0 y\|_2 + \delta \|Q_\delta y\|_2 \\ &\leq \left( \max_{i=1, \dots, n} |r_{ii}| + \delta \mu \right) \|y\|_2 \\ &= (\text{spr}(B) + \delta \mu) \|x\|_\delta \end{aligned}$$

mit

$$\begin{aligned} \mu &= \left( \sum_{i,j=1}^n |r_{ij}| \right)^{1/2} \\ \|B\|_\delta &= \sup_{x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}} \frac{\|Bx\|_\delta}{\|x\|_\delta} \\ &\leq \text{spr}(B) + \delta \mu \end{aligned}$$

Wähle  $\delta = \varepsilon/\mu$

□

**Satz 6.2 (Fixpunktiteration)** Die durch

$$x^t = Bx^{t-1} + c$$

erzeugten Iterierten konvergieren genau dann für jeden Startwert  $x^0 \in \mathbb{R}^n$  gegen die Lösung von  $x = Bx + c$ , wenn  $\text{spr}(B) < 1$ . Asymptotisches Konvergenzverhalten:

$$\sup_{x_0 \in \mathbb{R}^n} \limsup_{t \rightarrow \infty} \left( \frac{\|x^t - x\|}{\|x^0 - x\|} \right)^{1/t} = \text{spr}(B)$$

**Beweis** Fehler:

$$\begin{aligned} e^t &:= x^t - x = Bx^{t-1} + c - Bx - c = Be^{t-1} \\ \implies e^t &= B^t e^0, t \in \mathbb{N} \end{aligned}$$

1.  $\text{spr}(B) < 1$ . Sei  $\varepsilon < 1 - \text{spr}(B)$

$$\implies \exists \|\cdot\|_\varepsilon : \|B\|_\varepsilon \leq \text{spr}(B) + \varepsilon < 1$$

$$\|e^t\|_\varepsilon = \|B^t e^0\|_\varepsilon \leq \|B\|_\varepsilon^t \|e^0\|_\varepsilon \xrightarrow{t \rightarrow \infty} 0$$

$$\implies x^t \rightarrow x \text{ für } t \rightarrow \infty$$

2. (Beweis für Fall  $B\omega = \lambda\omega, |\lambda| = \text{spr}(B), \omega \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$ ). Konvergenz für jeden Startwert. Wähle  $x^0 = x + \omega$

$$\lambda^t \omega = B^t \omega = B^t e^0 \rightarrow 0$$

$$\implies |\lambda| < 1 \implies \text{spr}(B) < 1. \text{ Weiterhin:}$$

$$\left( \frac{\|e^t\|}{\|e^0\|} \right)^{1/t} = |\lambda|$$

3. Norm Äquivalenz:  $\exists m, M > 0$ , sodass

$$\begin{aligned} m\|x\| &\leq \|x\|_\varepsilon \leq M\|x\| \quad x \in \mathbb{R}^n \\ \implies \|e^t\| &\leq \frac{1}{m}\|e^t\|_\varepsilon \leq \frac{1}{m}\|B\|_\varepsilon^t \|e^0\|_\varepsilon \\ &\leq \frac{M}{m}(\operatorname{spr}(B) + \varepsilon)^t \|e^0\| \end{aligned}$$

Wegen

$$\begin{aligned} \left(\frac{M}{m}\right)^{1/t} &\xrightarrow{t \rightarrow \infty} 1 \\ \limsup_{t \rightarrow \infty} \left(\frac{\|e^t\|}{\|e^0\|}\right)^{1/t} &\leq \operatorname{sup}(B) + \varepsilon \xrightarrow{\varepsilon \rightarrow 0} \operatorname{spr}(B) \end{aligned}$$

□

Wiederholung:  $Ax = b, A \in \mathbb{R}^{n \times n}, b \in \mathbb{R}^n$

- Fixpunktiteration:  $x^{t+1} = Bx^t + c$  konvergiert genau dann  $\forall x^0$ , wenn  $\operatorname{spr}(B) < 1$
- Jacobi:  $B = J = -D^{-1}(L + R)$  wobei  $A = A + L + R$
- Gauß-Seidel  $B = H_1 = -(D + L)^{-1}R$
- Asymptotische Konvergenzrate:

$$\sup_{x^0 \in \mathbb{R}^n} \lim_{t \rightarrow \infty} \left(\frac{\|e^t\|}{\|e^0\|}\right)^{1/t} = \operatorname{spr} B$$

Interpretation: Gewinn von  $k$  Dezimalstellen (für große  $t$ )  $\rho = \operatorname{spr}(B)$ . Bestimme  $t$  so, dass

$$\rho^t \leq 0,1^t \implies t \log_{10} \rho \leq -k \implies t \geq -\frac{k}{\log_{10} \rho}$$

**Beispiel 6.3** ( $\rho = 0.99, k = 1$ )  $t = 230$ ,

Konstruktion von Iterationsverfahren: Zwei Ziele (Gegenspieler)

1.  $\operatorname{spr}\left(\underbrace{E_n - C^{-1}A}_B\right)$  klein
2.  $C\delta x^{t-1} = d^{t-1}$  leicht lösbar

Jacobi- und Gauß-Seidel\_Verfahren

**Satz 6.4 (Starke Zeilensummenkriterium)** Ist  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  strikt diagonaldominant

$$\sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^n |a_{jk}| < |a_{jj}|, j = 1, \dots, n$$

so ist  $\operatorname{spr}(J) < 1$  und  $\operatorname{spr}(H_1) < 1$  das heißt Jacobi- und Gauß-Seidel-Verfahren konvergieren.

**Beweis**  $0 < |a_{jj}|$ . Sei  $\lambda \in \sigma(J)$  und  $\mu \in \sigma(H_1)$  mit Eigenvektoren  $v, w \in \mathbb{C}^n$

$$\|v\|_\infty = \|w\|_\infty = 1$$

das heißt

$$\lambda v = Jv = -D^{-1}(L + R)v$$

und

$$\begin{aligned} \mu w &= H_1 w = -(D + L)^{-1} R w \\ \Leftrightarrow \mu w &= -D^{-1}(\mu L + R)w \\ \Rightarrow |\lambda| &\leq \|D^{-1}(L + R)\|_\infty \\ &= \max_{j=1, \dots, n} \left\{ \frac{1}{|a_{jj}|} \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^n |a_{jk}| \right\} < 1 \\ |\mu| &\leq \|D^{-1}(\mu L + R)\|_\infty \\ &\leq \max_{j=1, \dots, n} \left\{ \frac{1}{|a_{jj}|} \left( \sum_{k < j} |\mu| |a_{jk}| + \sum_{k > j} |a_{jk}| \right) \right\} \end{aligned}$$

wäre  $|\mu| > 1$ , so würde

$$|\mu| \leq |\mu| \|D^{-1}(L + R)\|_\infty < |\mu|$$

□

Die Voraussetzungen können abgeschwächt werden (siehe Skript).  
SOR-Verfahren (Successive Overrelaxation)

$$\begin{aligned} \tilde{x}^t &= \frac{1}{a_{jj}} \left( b_j - \sum_{k < j} a_{jk} \tilde{x}_k^t - \sum_{k > j} a_{jk} x_k^{t-1} \right), j = 1, \dots, n \\ x^t &= \omega \tilde{x}^t + (1 - \omega) x^{t-1}, \omega \geq 1 \end{aligned}$$

Für  $\omega = 1$  ist SOR gleich Gauß-Seidel ( $\omega < 1$ : Unterrelaxation)

$$\begin{aligned} x^t &= -\omega(D + L)^{-1} R x^{t-1} + (1 - \omega) x^{t-1} + \omega(D + L)^{-1} b \\ H_\omega &= (D + \omega L)^{-1} ((1 - \omega)D - \omega R) \end{aligned}$$

**Lemma 6.5** Für  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  mit  $D$  regulär gilt

$$\text{spr}(H_\omega) \geq |\omega - 1|, \omega \in \mathbb{R}$$

**Beweis**

$$\begin{aligned} H_\omega &= \left( E_n - \omega \underbrace{D^{-1}L}_{L'} \right)^{-1} B^{-1} D D \left( (1 - \omega) E_n - \omega \underbrace{D^{-1}R}_{R'} \right) \\ \det(H_\omega) &= \det(E_n - \omega L') \cdot \det((1 - \omega) E_n - \omega R') = (1 - \omega)^2 \end{aligned}$$

Wegen

$$\det(H_\omega) = \prod_{\lambda \in \sigma(H_\omega)} \lambda$$

folgt

$$\begin{aligned}\operatorname{spr}(H_\omega) &= \max_{\lambda \in \sigma(H_\omega)} |\lambda| \geq \left( \prod_{\lambda \in \sigma(H_\omega)} |\lambda| \right)^{1/n} \\ &= |1 - \omega|\end{aligned}\quad \square$$

**Satz 6.6 (SOR)** Sei  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  symmetrisch positiv definit. Dann gilt

$$\operatorname{spr}(H_\omega) < 1 \forall \omega \in (0, 2)$$

Insbesondere konvergiert Gauß-Seidel.

**Beweis**  $A$  symmetrisch  $\implies R = L^T$ .  $A = D + L + L^T$ . Sei  $\lambda \in \sigma(H_\omega)$ ,  $\omega \in (0, 2)$  mit Eigenvektor  $v \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$ , das heißt  $H_\omega v = \lambda v$

$$\begin{aligned}\implies ((1 - \omega)D - \omega L^T)v &= \lambda(D + \omega L)v \\ \implies \omega(D + L^T)v &= (1 - \lambda)Dv + \lambda\omega Lv \\ \implies \omega Av &= \lambda\omega(D + L^T)v + \omega Lv\end{aligned}$$

und

$$\begin{aligned}\lambda\omega Av &= \lambda\omega(D + L^T)v + \lambda\omega Lv \\ &= \lambda\omega(D + L^T)v + (1 - \lambda)Dv - \omega(D + L^T)v \\ &= (\lambda - 1)\omega(D + L^T)v + (1 - \lambda)Dv \\ &= (1 - \lambda)(1 - \omega)Dv - (1 - \lambda)\omega L^T v\end{aligned}$$

Wegen  $v\omega TLv = v^T L^T v$  folgt

1.  $\omega v^T Av = (1 - \lambda)v^T Dv + \omega(1 - \lambda)v^T Lv$
2.  $\lambda\omega v^T Av = (1 - \lambda)(1 - \omega)v^T Dv - (1 - \lambda)\omega v^T Lv$

$$\implies (1 + \lambda)\omega v^T Av = (1 - \lambda) \underbrace{(2 - \omega)}_{>0} v^T Dv$$

$A$  positiv definit  $\implies D$  positiv definit. Also:  $v^T Av > 0$ ,  $v^T Dv > 0$ .  $\implies \lambda \neq \pm 1$  und

$$\begin{aligned}\mu &:= \frac{1 + \lambda}{1 - \lambda} = \frac{2 - \omega}{\omega} \frac{v^T Dv}{v^T Av} > 0 \\ \implies (1 - \lambda)\mu &= (1 + \lambda) \\ (1 + \mu)\lambda &= -(1 - \mu) \\ \implies |\lambda| &= \left| \frac{\mu - 1}{\mu + 1} \right| < 1\end{aligned}\quad \square$$

Wiederholung: SOR  $Ax = b$ ,  $A = D + L + R$

$$x_j^t = (1 - \omega)x_j^{t-1} + \frac{\omega}{a_{jj}} \left( b_j - \sum_{k < j} a_{jk}x_k^t - \sum_{k > j} a_{jk}x_k^{t-1} \right) \quad j = 1, \dots, n$$

$$\implies x^t = (1 - \omega)x^{t-1} + \omega D^{-1}(b - Lx^t - Rx^{t-1})$$

$$\implies (D + \omega L)x^t = ((1 - \omega)D - \omega R)x^{t-1} + \omega b$$

$$\implies x^t = \underbrace{(D + \omega L)^{-1}((1 - \omega)D - \omega R)}_{H_\omega} x^{t-1} + \omega(D + \omega L)^{-1}b$$

- SOR konvergiert für  $A$  symmetrisch positiv definit  $\omega \in (0, 2)$
- $\omega = 1$ : Gauß-Seidel
- $\omega$  optimal ist schwer zu finden

### Abstiegsverfahren

Vorraussetzung:  $A$  symmetrisch, positiv definit.

$$\implies (Ax, y)_2 = (x, Ay)_2 \forall x, y \in \mathbb{R}^n$$

$$(Ax, x)_2 > 0 \forall x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$$

### Definition 6.7 ( $A$ -Skalarprodukt, $A$ -Norm)

$$(x, y)_A = (Ax, y), \|x\|_A = \sqrt{(Ax, x)}$$

Erinnerung:  $A$  hat nur reelle Eigenwerte

$$0 < \lambda := \lambda_1 \leq \dots \leq \lambda_n =: \Lambda$$

und die Eigenvektoren  $\{\omega_1, \dots, \omega_n\} \subset \mathbb{R}^n$  sind eine Orthonormalbasis von  $\mathbb{R}^n$

$$\implies \text{spr}(A) = \Lambda, \text{cond}_2(A) = \frac{\Lambda}{\lambda}$$

**Satz 6.8** Sei  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  symmetrisch, positiv definit. Dann gilt  $Ax = b$  genau dann, wenn

$$Q(x) \leq Q(y) \forall y \in \mathbb{R}^n \setminus \{x\}$$

mit

$$Q(y) = \frac{1}{2}(Ay, y) - (b, y)$$

**Beweis** 1. Sei  $Ax = b$  für  $x \neq y$  folgt

$$\begin{aligned} Q(y) - Q(x) &= \frac{1}{2}((Ay, y) - 2(b, y) - (Ax, x) + 2(b, x)) \\ &= \frac{1}{2}((Ay, y) - 2(Ax, y) + (Ax, x)) \\ &= \frac{1}{2}(A(x - y), x - y) > 0 \end{aligned}$$



2.  $x$  ist Minimum von  $Q \implies \text{grad } Q(x) = 0$

$$\begin{aligned} \frac{\partial Q}{\partial x_i}(x) &= \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial p_i} \sum_{j,k=1}^n a_{jk} x_j x_k - \frac{\partial}{\partial x_i} \sum_{k=1}^n b_k x_k \\ &= \sum_{k=1}^n a_{ik} x_k - b_i = 0 \quad i = 1, \dots, n \\ &\implies Ax = b \\ &\implies \text{grad } Q(y) = \frac{1}{2} (A + A^T) y - b = Ay - b \end{aligned} \quad (\text{negativer Defekt})$$

□

Iteration:

$$x^{t+1} = x^t + \alpha_t r^t$$

mit Abstiegsrichtung  $r^t \in \mathbb{R}^n$

und Schrittweite  $\alpha_t \in \mathbb{R}$ . Schrittweitenbestimmung: zum Beispiel Liniensuche

$$\begin{aligned} Q(x^{t+1}) &= \min_{\alpha \in \mathbb{R}} Q(x^t + \alpha r^t) \\ \implies 0 &\stackrel{!}{=} \frac{d}{d\alpha} Q(x^t + \alpha r^t) \\ &= \text{grad } Q(x^t + \alpha r^t) r^t \\ &= (A(x^t + \alpha r^t) - b, r^t) \\ &= (Ax^t - b, r^t) + \alpha (Ar^t, r^t) \\ \implies \alpha t &= - \frac{(r^t, r^t)}{(Ar^t, r^t)} \\ g^t &:= \text{grad } Q(x^t) = Ax^t - b \end{aligned}$$

**Definition 6.9 (Allgemeines Abstiegsverfahren)** Gegeben  $x^0 \in \mathbb{R}^n$

- Gradient  $g^t = Ax^t - b$ , Abstiegsrichtung  $r^t$
- Schrittweite

$$\alpha_t = - \frac{(g^t, r^t)}{(Ar^t, r^t)}$$

- Iteration:  $x^{t+1} = x^t + \alpha_t r^t$

Ökonomischer:

$$\begin{aligned} g^0 &= Ax^0 - b \\ t \geq 0 : \alpha_t &= \frac{(g^t, r^t)}{(Ar^t, r^t)} \\ x^{t+1} &= x^t + \alpha_t r^t \\ g^{t+1} &= g^t + \alpha_t Ar^t \end{aligned}$$

Beobachtung:

$$\begin{aligned}
 \|y - x\|_A^2 - \|x\|_A^2 &= (A(y - x), y - x) - (Ax, x) \\
 &= (A(y - x), A^{-1}A(y - x)) - (Ax, A^{-1}Ax) \\
 &= \|Ay - b\|_{A^{-1}}^2 - \|b\|_{A^{-1}}^2 \\
 &= (Ay, y) - (Ay, x) - (Ax, y) \\
 &= (Ay, y) - 2(b, y) = 2Q(y)
 \end{aligned}$$

$\implies$  Minimierung von  $Q$  minimiert Defektnorm  $\|Ay - b\|_{A^{-1}}$  und Fehlernorm  $\|y - x\|_A$ .

Gradientenverfahren: Richtung des steilsten Abstiegs

$$r^t = -\text{grad } Q(x^t) = -g^t$$

Iteration:  $x^0 \in \mathbb{R}^n, g^0 = Ax^0 - b, t \geq 0$ :

$$\begin{aligned}
 \alpha_t &= \frac{\|g^t\|^2}{(Ag^t, g^t)} \\
 x^{t+1} &= x^t - \alpha_t g^t \\
 g^{t+1} &= g^t - \alpha_t Ag^t
 \end{aligned}$$

Ist  $(Ag^t, g^t) = 0$  folgt  $g^t = 0 \implies Ax^t = b$ .

**Satz 6.10 (Gradientenverfahren)** Ist  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  symmetrisch, positiv definit, so konvergiert das Gradientenverfahren für alle  $x^0 \in \mathbb{R}^n$  gegen die Lösung von  $Ax = b$

**Beweis** Fehlerfunktional

$$E(y) = \|y - x\|_A^2 = (y - x, A[y - x]), y \in \mathbb{R}^n$$

Fehler  $e^t = x^t - x$

$$\begin{aligned}
 \implies \frac{E(x^t) - E(x^{t+1})}{E(x^t)} &= \frac{(e^t, Ae^t) - (e^{t+1}, Ae^{t+1})}{(e^t, Ae^t)} \\
 &= \frac{(e^t, Ae^t) - (e^t - \alpha_t g^t, A[e^t - \alpha_t g^t])}{(e^t, Ae^t)} \\
 &= \frac{2\alpha_t (e^t, Ag^t) - \alpha_t^2 (g^t, Ag^t)}{(e^t, Ae^t)} \\
 &= \frac{2\alpha_t \|g^t\|^2 - \alpha_t^2 (g^t, Ag^t)}{(g^t, A^{-1}g^t)} \\
 &= \frac{2 \frac{\|g^t\|^2}{(Ag^t, g^t)} \|g^t\|^2 - \frac{\|g^t\|^4}{(Ag^t, g^t)}}{(g^t, A^{-1}g^t)} \\
 &= \frac{\|g^t\|^4}{(g^t, Ag^t)(g^t, A^{-1}g^t)}
 \end{aligned}$$

$A$  symmetrisch, positiv definit  $\implies \lambda \|y\|^2 \leq (y, Ay) \leq \Lambda \|y\|^2$

$$\Lambda^{-1} \|y\|^2 \leq (y, A^{-1}y) \leq \lambda^{-1} \|y\|^2$$

Ist  $x^t \neq x$ , das heißt  $E(x^t) \neq 0$  und  $g^t \neq 0$  folgt:

$$\frac{\|g^t\|^4}{(g^t, Ag^t)(g^t, A^{-1}g^t)} \geq \frac{\|g^t\|^4}{\Lambda \|g^t\|^2 \lambda^{-1} \|g^t\|^2} = \frac{\lambda}{\Lambda}$$

$\implies E(x^{t+1}) \leq [1 - \kappa^{-1}]E(x^t)$ ,  $\kappa := \text{cond}_2(A)$ . Wegen  $0 < 1 - \kappa^{-1} < 1$  konvergiert  $E(x^t) \xrightarrow{t \rightarrow \infty} 0$  für alle  $x_0 \in \mathbb{R}^n \implies x^t \xrightarrow{t \rightarrow \infty} x$   $\square$

**Lemma 6.11 (Lemma von Kantorovich)** Sei  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  symmetrisch positiv definit mit  $\lambda, \Lambda > 0$  kleinster / größter eigenwert. Dann

$$4 \frac{\lambda \Lambda}{(\lambda + \Lambda)^2} \leq \frac{\|y^4\|}{(y, Ay)(y, A^{-1}y)}$$

**Beweis** Skript.  $\square$

**Satz 6.12 (Fehlerabschätzung)** Für das Gradientenverfahren gilt die Fehlerabschätzung

$$\|x^t - x\|_A \leq \left( \frac{1 - \kappa^{-1}}{1 + \kappa^{-1}} \right)^t \|x^0 - x\|_A, t \in \mathbb{N}$$

**Beweis**

$$E(x^{t+1}) = \left( 1 - \frac{\|g^t\|^4}{(g^t, Ag^t)(g^t, A^{-1}g^t)} \right) E(x^t)$$

$$\begin{aligned} \implies E(x^{t+1}) &\leq \left( 1 - 4 \frac{\lambda \Lambda}{(\lambda + \Lambda)^2} \right) E(x^t) \\ &= \frac{\lambda^2 + 2\lambda\Lambda + \Lambda^2 - 4\lambda\Lambda}{(\lambda + \Lambda)^2} E(x^t) = \left( \frac{\lambda - \Lambda}{\lambda + \Lambda} \right)^2 E(x^t) \end{aligned}$$

$$\implies \|x^t - x\|_A^2 \leq \left( \frac{\Lambda - \lambda}{\Lambda + \lambda} \right)^{2t} \|x^0 - x\|_A^2 \quad \square$$

$Ax = b \iff \underbrace{K^{-1}AK^{-1T}}_{\tilde{A}} \underbrace{K^T x}_{\tilde{x}} = \underbrace{K^{-1}b}_{\tilde{b}}$  Wiederholung: Allgemeines Abstiegsverfahren für  $Ax = b$ ,  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  symmetrisch positiv definit.

$$\iff \min Q(y) = \frac{1}{2}(y, Ay) - (b, y)$$

$$\begin{aligned} g^t &= Ax^t - b, \alpha_t = -\frac{(g^t, r^t)}{r^t A r^t} \\ x^{t+1} &= x^t + \alpha_t r^t \end{aligned}$$

Gradientenverfahren:  $r^t := -g^t$ . Fehlerabschätzung:

$$\|x^t - x\|_A \leq \left( \frac{1 - \kappa^{-1}}{1 + \kappa^{-1}} \right)^t \|x^0 - x\|_A, \kappa = \Lambda/\lambda = \text{cond}_2(A)$$

Beobachtung:

$$(g^{t+1}, g^t) = (g^t - \alpha_t Ag^t, g^t) = \|g^t\|^2 - \underbrace{\alpha_t (Ag^t, g^t)}_{\|g^t\|^2} = 0$$

$\implies g^{t+1} \perp g^t. \implies$  Langsame Konvergenz für  $\text{cond}_2 A \gg 1$ .

### Conjugate-Gradients-Verfahren (CG)

Idee: Wähle Abstiegsrichtung  $d^t$  mit  $(d^i, d^j)_A = 0 \forall i \neq j$ . ( $A$ -orthogonal). Ansatz:  $B_t := \text{Lin}\{d^0, \dots, d^{t-1}\}$ .

$$x^t = x^0 + \sum_{i=0}^{t-1} \alpha_i d^i \alpha x^0 + B_t$$

bestimmt durch

$$\begin{aligned} Q(x^t) &= \min_{y \in x^0 + B_t} Q(y) \\ \iff \|Ax^t - b\|_{A^{-1}} &= \min_{x^0 + B_t} ! \\ \iff \|x^t - x\|_A &= \min_{x^0 + B_t} ! \\ \iff 0 &= \frac{dQ}{d\alpha_i}(x^t) = (\text{grad } Q(x^t), d^i) \\ \iff (Ax^t - b, d^i) &= 0, \quad i = 0, \dots, t-1 \\ \iff g^t &\perp B_t \end{aligned}$$

Wir legen zuerst  $B_t$  fest:

$$B_t := K_t(d^0; A), d^0 = b - Ax^0$$

mit dem Krylov-Raum

$$K_t(v; A) = \text{Lin}\{v, Av, A^2v, \dots, A^{t-1}v\}$$

Motivation (Lucky breakdown). Wird  $K_t(d^0; A)$  stationär, das heißt gilt

$$A^t d^0 \in K_t(d^0; A)$$

für ein  $t \in \mathbb{N}$ , so folgt

$$-g^t = b - Ax^t = d^0 + A(x^0 - x^t) \in d^0 + AK_t(d^0; A) \subset K_t(d^0; A) \subset K_t(d^0; A)$$

und wegen  $g^t \perp K_t(d^0; A) \implies g^t = 0$ , das heißt  $Ax^t = b$ .

Konstruktion der Richtungen  $d^t \in K_{t+1}(d^0; A)$ : Ansatz:

$$d^t = \underbrace{-g^t}_{\notin K_t(d^0; A)} + \underbrace{\sum_{j=0}^{t-1} \beta_j^{t-1} d^j}_{\in K_t(d^0; A)} \in K_{t+1}(d^0; A)$$

$A$ -Orthogonalität:

$$\begin{aligned} 0 &\stackrel{!}{=} (d^t, Ad^i) = (-g^t, Ad^i) + \sum_{j=0}^{t-1} \beta_j^{t-1} \underbrace{(d^j, Ad^i)}_{=0, i \neq j} \\ &= (-g^t + \beta_j^{t-1} d^j, Ad^i), \quad i = 0, \dots, t-1 \end{aligned}$$

Wegen  $(g^t, d^i) = 0, i = 0, \dots, t-1$  folgt

$$(g^t, Ad^i) = 0, \quad i = 0, \dots, t-2$$

$$\implies \beta_i^{t-1} = 0, i = 0, \dots, t-2. i = t-1:$$

$$0 = (-g^t, Ad^{t-1}) + \beta_{t-1}^{t-1}(d^{t-1}, Ad^{t-1})$$

$$\implies \beta_{t-1} := \beta_{t-1}^{t-1} = \frac{(g^t, Ad^{t-1})}{(d^{t-1}, Ad^{t-1})}$$

$$\implies d^t = -g^t + \beta_{t-1} d^{t-1}$$

$$\begin{aligned} \implies g^{t+1} &= Ax^{t+1} - b = Ax^t - b + \alpha_t Ad^t \\ &= g^t + \alpha_t Ad^t \end{aligned}$$

$$\implies \alpha_t = -\frac{(g^t, d^t)}{(d^t, Ad^t)}$$

(klassische Form)

$$\implies x^{t+1} = x^t + \alpha_t d^t$$

Vereinfachung:

$$\alpha_t = \frac{\|x^t\|^2}{(d^t, Ad^t)}, \beta_t = \frac{\|y^{t+1}\|^2}{\|g^t\|^2}$$

Beobachtung:  $g^t \neq 0, t = 0, \dots, n-1$ 

$$\implies \text{Lin}\{d^0, \dots, d^{n-1}\} = \mathbb{R}^n \implies x^n = x$$

(Gilt nur in exakter Arithmetik)

**Lemma 6.13** Für ein Polynom  $p \in P_t, p(0) = 1$  gelte auf einer Menge  $S \subset \mathbb{R}$  mit  $\sigma(A) \subset S$ 

$$\sup_{\mu \in S} |p(\mu)| \leq M$$

Dann gilt  $\|x^t - x\|_A \leq M \|x^0 - x\|_A$ **Beweis**

$$\|x^t - x\|_A = \min_{y \in x^0 + B_t} \|y - x\|_A$$

Wegen  $B_t = \text{Lin}\{d^0, \dots, d^{t-1}\} = \text{Lin}\{A^0 g^0, \dots, A^{t-1} g^0\}$ 

$$\begin{aligned} \implies \|x^t - x\|_A &= \min_{p \in P_{t-1}} \|x_0 - x + p(A)g^0\|_A \\ &= \min_{p \in P_{t-1}} \|[E_n + Ap(A)](x^0 - x)\|_A \\ &\leq \min_{\substack{p \in P_t \\ p(0)=1}} \|p(A)\|_A \|x^0 - x\|_A \end{aligned}$$

Orthonormalbasis  $\{\omega_1, \dots, \omega_n\}$  aus Eigenvektoren mit Eigenwerten  $\lambda_i$ 

$$y = \sum_{i=1}^n \gamma_i \omega_i, \quad \gamma_i = (y, \omega_i)$$

$$\begin{aligned} \|p(A)y\|_A^2 &= \sum_{i=1}^n \lambda_i p(\lambda_i)^2 \gamma_i^2 \\ &\leq M^2 \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_i^2 = M^2 \|y\|_A^2 \end{aligned}$$

$$\implies \|p(A)\|_A = \sup_{y \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}} \frac{\|p(A)y\|_A}{\|y\|_A} \leq M$$

□

**Satz 6.14 (CG-Konvergenz)** Mit  $\kappa = \Lambda/\lambda$  gilt

$$\|x^t - x\|_A \leq \left( \frac{1 - 1/\sqrt{\kappa}}{1 + 1/\sqrt{\kappa}} \right)^t \|x^0 - x\|_A$$

**Beweis**  $S = [\lambda, \Lambda]$ . Lemma  $\implies$

$$\|x^t - x\|_A \leq \min_{\substack{p \in P_t \\ p(0)=1}} \sup_{\mu \in [\lambda, \Lambda]} |p(\mu)| \|x^0 - x\|_A$$

zu zeigen:

$$\min_{\substack{p \in P_t \\ p(0)=1}} \sup_{\mu \in [\lambda, \Lambda]} |p(\mu)| \|x^0 - x\|_A \leq 2 \left( \frac{1 - \sqrt{\lambda/\Lambda}}{1 + \sqrt{\lambda/\Lambda}} \right)^t$$

Problem der Bestapproximation mit Polynomen bezüglich Max-Norm! Lösung:  $T_t$ :  $t$ -tes Tschebyscheff-Polynom auf  $[-1, 1]$

$$\begin{aligned} \bar{p}(\mu) &= T_t \left( \frac{\Lambda + \lambda - 2\mu}{\Lambda - \lambda} \right) T \left( \frac{\Lambda + \lambda}{\Lambda - \lambda} \right)^{-1} \\ \implies \sup_{\mu \in [\lambda, \Lambda]} |\bar{p}(\mu)| &= T \left( \frac{\Lambda + \lambda}{\Lambda - \lambda} \right)^{-1} \end{aligned}$$

Darstellung für  $|\mu| > 1$

$$\begin{aligned} T_t(\mu) &= \frac{1}{2} \left( (\mu + \sqrt{\mu^2 - 1})^t + (\mu - \sqrt{\mu^2 - 1})^t \right) \\ T_t(\mu) &= \frac{1}{2} \left( \left( \frac{\sqrt{\kappa} + 1}{\sqrt{\kappa} - 1} \right)^t + \left( \frac{\sqrt{\kappa} - 1}{\sqrt{\kappa} + 1} \right)^t \right) \geq \frac{1}{2} \left( \frac{\sqrt{\kappa} + 1}{\sqrt{\kappa} - 1} \right)^t \end{aligned} \quad \square$$

Wiederholung: CG, Abstiegsverfahren.  $(d^i, Ad^j) = 0, i \neq j$ .

- 2 Parameter

$$\begin{aligned} \alpha_t &= \frac{\|g^t\|^2}{(d^t, Ad^t)} \\ \beta_t &= \frac{\|g^{t+1}\|^2}{\|g^t\|^2} \\ x^{t+1} &= x^t + \alpha_t d^t \\ g^{t+1} &= g^t + \alpha_t Ad^t \\ d^{t+1} &= -g^{t+1} + \beta_t d^t \\ d^0 &= -g^0 = b - Ax^0 \end{aligned}$$

- Axakte Arithmetik: Lösung nach spätestens  $n + 1$  Schritten.

•

$$\|x^t - x\|_A \leq \min_{\substack{p \in P_t \\ p(0)=1}} \max_{\lambda \in \sigma(A)} |p(\lambda)| \cdot \|x^0 - x\|_A \leq 2 \left( \frac{1 - 1/\sqrt{\kappa}}{1 + 1/\sqrt{\kappa}} \right)^t \|x^0 - x\|_A$$

## 7 Matrizeigenwertaufgaben

$A \in \mathbb{K}^{n \times n}$ ,  $\mathbb{K} = \mathbb{R}$  oder  $\mathbb{C}$ . Suche  $(\lambda, \omega) \in \mathbb{K} \times (\mathbb{K}^n \setminus \{0\})$ , sodass

$$A\omega = \lambda\omega$$

### 7.1 Konditionierung des Eigenwert-Problems.

**Lemma 7.1 (Stabilität)** Sei  $A, B \in \mathbb{K}^{n \times n}$ ,  $\|\cdot\|$  die natürliche Matrizennorm,  $\lambda \in \sigma(A) \setminus \sigma(B)$ . Dann gilt

$$\left\| (\lambda E_n - B)^{-1}(A - B) \right\| \geq 1$$

**Beweis**

$$\begin{aligned} A\omega &= \lambda\omega \\ \implies (A - B)\omega &= (\lambda E_n - B)\omega \\ \implies (\lambda E_n - B)^{-1}(A - B)\omega &= \omega \\ \implies 1 &= \frac{\left\| (\lambda E_n - B)^{-1}(A - B)\omega \right\|}{\|\omega\|} \\ &\leq \sup_{x \in \mathbb{K}^n \setminus \{0\}} \frac{\left\| (\lambda E_n - B)^{-1}(A - B)x \right\|}{\|x\|} \\ &= \left\| (\lambda E_n - B)^{-1}(A - B) \right\| \quad \square \end{aligned}$$

**Satz 7.2 (Satz von Gerschgorin)** Alle Eigenwerte von  $A \in \mathbb{K}^{n \times n}$  liegen in der Vereinigung der sogenannten Gerschgorin-Kreise ( $j = 1, \dots, n$ )

$$K_j = \left\{ z \in \mathbb{C} \mid |z - a_{jj}| \leq \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^n |a_{jk}| \right\}$$

Sind  $U = \cup_{i=1}^m K_{j_i}$  und  $V = \cup_{j=1}^n K_j \setminus U$  disjunkt, so liegen in  $U$  genau  $m$  und in  $V$  genau  $n - m$  Eigenwerte.

**Beweis** 1.  $B = D = \text{diag}(a_{11}, \dots, a_{nn})$ . Maximale Zeilensummennorm:

$$\begin{aligned} 1 &\leq \left\| (\lambda E_n - D)^{-1}(A - D) \right\|_{\infty} \\ &= \max_{j=1, \dots, n} \frac{1}{|\lambda - a_{jj}|} \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq j}}^n |a_{jk}| \end{aligned}$$

für  $\lambda \neq a_{jj}$ ,  $j = 1, \dots, n \implies \lambda \in K_{j^*}$  mit  $j^* = \text{argmax}\{\dots\}$ .

2. Für  $t \in [0, 1]$  setze  $A_t = (1 - t)D + tA$ .  $m$  Eigenwerte von  $A_0$  liegen in  $U$  und  $n - m$  Eigenwerte in  $V$ . Wegen Stetigkeit der Eigenwerte von  $A_t$  bezüglich  $t$  folgt die Behauptung für  $A_1 = A$   $\square$

**Satz 7.3 (Stabilitätssatz)** Sei  $A \in \mathbb{K}^{n \times n}$  mit  $n$  linear unabhängigen Eigenvektoren  $\{\omega_1, \dots, \omega_n\}$  und  $B \in \mathbb{K}^{n \times n}$ . Dann gibt es zu jedem Eigenwert  $\lambda(B)$  von  $B$  einen Eigenwert  $\lambda(A)$  von  $A$  mit

$$|\lambda(A) - \lambda(B)| \leq \text{cond}_2(W) \|A - B\|_2$$

wobei  $W = (\omega_1, \dots, \omega_n) \in \mathbb{K}^{n \times n}$

**Beweis**  $AW = W\Lambda, \Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) \implies A = W\Lambda W^{-1}$ . Sei  $\lambda \in \sigma(B) \setminus \sigma(A)$

$$\begin{aligned} \implies \left\| (\lambda E_n - A)^{-1} \right\|_2 &= \left\| W(\lambda E_n - \Lambda)^{-1} W^{-1} \right\|_2 \\ &\leq \|W\|_2 \|W^{-1}\|_2 \left\| (\lambda E_n - \Lambda)^{-1} \right\|_2 \\ &= \text{cond}_2(W) \max_{i=1, \dots, n} |\lambda - \lambda_i|^{-1} \\ \implies 1 &\leq \left\| (\lambda E_n - A)^{-1} \right\|_2 \|A - B\|_2 \\ &\leq \text{cond}_2(W) \|A - B\|_2 \max_{i=1, \dots, n} |\lambda - \lambda_i|^{-1} \\ \implies \max_{i=1, \dots, n} |\lambda - \lambda_i| &\leq \text{cond}_2(W) \|A - B\|_2 \quad \square \end{aligned}$$

$A$  hermitesch:  $W$  orthonormal  $\implies \text{cond}_2(W) = 1$ . Regel: Das Eigenwert-Problem hermitescher Matrizen ist gut konditioniert, während das allgemeine ja nach  $\text{cond}_2(W)$  beliebig schlecht konditioniert ist.

## 7.2 Iterative Methoden

Verfahren um einen (nicht alle) Eigenwert zu finden. Potenzmethode (von Mises)  $z^0 \in \mathbb{C}^n, \|z^0\| = 1, t \geq 1$ :

$$\begin{aligned} \tilde{z}^t &= Az^{t-1}, z^t = \frac{\tilde{z}^t}{\|\tilde{z}^t\|} \\ \lambda^{(t)} &:= \frac{\tilde{z}_k^t}{z_k^t}, z_k^t \neq 0 \end{aligned}$$

**Satz 7.4** Sei  $A$  diagonalisierbar mit  $|\lambda_n| > |\lambda_i|, i = 1, \dots, n$ .  $z^0$  habe eine nichtverschwindende Komponente bezüglich Eigenvektor  $\omega_n$ . Dann gibt es  $\sigma_t \in \mathbb{C}, |\sigma_t| = 1$ , sodass

$$\|z^t - \sigma_t \omega_n\| \xrightarrow{t \rightarrow \infty} 0$$

und

$$\lambda^{(t)} - \lambda_n = \mathcal{O}\left(\left|\frac{\lambda_{n-1}}{\lambda_n}\right|^t\right)$$

**Beweis** Skript. □

Hermitesches  $A$ :

$$\lambda^{(t)} = \frac{(z^t, Az^t)_2}{(z^t, z^t)_2}$$

(Rayleigh-Quotient)

$$\rightarrow \lambda^{(t)} = \lambda_n + \mathcal{O}\left(\left|\frac{\lambda_{n+1}}{\lambda_n}\right|^{2t}\right)$$

Inverse Iteration.

Annahme: Gute Näherung  $\tilde{\lambda}$  für  $\lambda_k$  verfügbar. Beobachtung: Ist  $\tilde{\lambda} \notin \sigma(A)$  so hat  $(A - \tilde{\lambda}E_n)^{-1}$  die Eigenwerte  $\mu_i = (\lambda_i - \tilde{\lambda})^{-1}$ . Idee: Potenzmethode für  $(A - \tilde{\lambda}E_n)^{-1}$ . Löse  $(A - \tilde{\lambda}E_n)\tilde{z}^t = z^{t-1}$ . Normiere

$$z^t = \frac{\tilde{z}^t}{\|\tilde{z}^t\|}$$

Wiederholung:  $Ax = \lambda x$



- Potenzmethode:  $z^0 \in \mathbb{C}^n$

$$\begin{aligned}\tilde{z}^{(t)} &= Az^{(t)} \\ z^{(t+1)} &= \frac{\tilde{z}^{(t)}}{\|\tilde{z}^{(t)}\|} \\ \lambda^{(t)} &= \frac{\tilde{z}_t^{(t)}}{z_k^{(t)}} \\ \lambda^{(t)} &= \lambda_n + \mathcal{O}\left(\left|\frac{\lambda_{n-1}}{\lambda_n}\right|^t\right)\end{aligned}$$

- Inverse Iteration = Potenzmethode auf  $(A - \tilde{\lambda}E_n)^{-1}$

### 7.3 Reduktionsmethoden

**Definition 7.5**  $A, B \in \mathbb{C}^{n \times n}$  heißen ähnlich ( $A \sim B$ ), wenn  $\exists T \in \mathbb{C}^{n \times n}$  invertierbar mit  $A = T^{-1}BT$ .

Beobachtungen:

$$\begin{aligned}\det(A - zE_n) &= \det(T^{-1}(B - zE_n)T) \\ &= \det(T^{-1}) \det(B - zE_n) \det(T) \\ &= \det(B - zE_n) \\ \implies \sigma(A) &= \sigma(B)\end{aligned}$$

$$A\omega = \lambda\omega \implies T^{-1}BT\omega = \lambda T\omega \implies B \underbrace{T\omega}_{\tilde{\omega}} = \lambda \underbrace{T\omega}_{\tilde{\omega}}$$

Reduktionsmethode: Benutze Ähnlichkeitstransformationen, um  $A$  auf eine Gestalt zu bringen, in der man die Eigenwerte leicht ablesen kann:

$$A =: A^{(0)} = T_1^{-1}A^{(1)}T_1 = \dots = T_i^{-1}A^{(i)}T_i = \dots$$

**Definition 7.6 (Jordansche Normalform)** Jede Matrix  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  ist ähnlich zu einer Blockmatrix der Form ( $\lambda_i \neq \lambda_j, i \neq j$ )

$$\text{diag}\left(C_{r_1^{(1)}}(\lambda_1), \dots, C_{r_{\rho_1}^{(1)}}(\lambda_1), \dots, C_{r_1^{(m)}}(\lambda_m), \dots, C_{r_{\rho_m}^{(m)}}(\lambda_m)\right)$$

mit Jordan-Blöcken

$$C_r(\lambda) = \begin{pmatrix} \lambda & 1 & & 0 \\ & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ & & & \lambda \end{pmatrix} \in \mathbb{C}^{r \times r}$$

Beobachtung:

- $\sigma(C_r(\lambda)) = \{\lambda\}$
- $\ker(C_r(\lambda) - \lambda E_n) = \text{Lin}\{e_1\}$

$\implies$

- Algebraische Vielfachheit von  $\lambda_i$ :

$$\sum_{j=1}^{\rho_i} r_j^{(i)} = \sigma_i$$

- Geometrische Vielfachheit von  $\lambda_i$  :  $\rho_i$

Achtung: Jordan-Zerlegung numerisch nicht sinnvoll ( $\text{cond}(T) \gg 1/\text{eps}$ )

**Lemma 7.7** Für  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  ist äquivalent:

1.  $A$  ist diagonalisierbar
2.  $\exists$  Basis von  $\mathbb{C}^n$  aus Eigenvektoren von  $A$
3.  $\sigma_i = \rho_i, i = 1, \dots, m$

### Schursche Normalform

Sei  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ . Dann  $\exists U \in \mathbb{C}^{n \times n}$  unitär, sodass

$$\bar{U}^T A U = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & * \\ 0 & & \lambda_n \end{pmatrix}$$

Folgerung: Wenn  $A = \bar{A}^T$ , dann ist  $\bar{U}^T A U$  hermitesch.  $\implies A$  diagonalisierbar. Fehlerfortpflanzung bei Reduktionsmethoden. Sei  $B \sim A$ , das heißt  $B = T^{-1} A T$

$$\begin{aligned} B + \delta B &= T^{-1}(A + \delta A)T \\ \implies \delta A &= T \delta B T^{-1} \\ \implies \|B\| &\leq \text{cond } T \|A\| \\ \|\delta A\| &\leq \text{cond}(T) \|\delta B\| \\ \implies \frac{\|\delta A\|}{\|A\|} &\leq \text{cond}(T)^2 \frac{\|\delta B\|}{\|B\|} \end{aligned}$$

Wegen  $\text{cond}(T) = \text{cond}(T_1 \dots T_m) \leq \text{cond}(T_1) \cdot \dots \cdot \text{cond}(T_m)$  muss  $\text{cond}(T_i)$  klein gewährleistet sei.  $T$  unitär  $\implies \text{cond}_2(T_i) = 1$ . Reeller Fall

**Definition 7.8**  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  heißt Hessenberg-Matrix, wenn  $a_{ij} = 0 \forall i > j + 1$

**Satz 7.9 (Hessenbergsche Normalform)** Für jede Matrix  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  existieren Householdertransformationen  $T_1, \dots, T_{n-2}$  so, dass mit  $T = T_{n-2} \cdot \dots \cdot T_1$  die Matrix  $T A T^T$  Hessenberg ist. Für  $A = A^T$  ist  $T A T^T$  tridiagonal.

**Beweis**  $A = [a_1, \dots, a_n]$ . Wähle  $a_1 = (0, u_{12}, \dots, u_{1n})^T \in \mathbb{R}^n, \|u_1\|_2 = 1$  sodass

$$\begin{aligned} T_1 a_1 &= (E_n - 2u_1 u_1^T) a_1 \in \text{Lin}\{e_1, e_2\} \\ \implies A^{(1)} &= T_1 A T_1^T = \left( \begin{array}{c|ccc} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ * & & & \\ 0 & & & \\ \vdots & & & \\ 0 & & * & \end{array} \right) \cdot \left( \begin{array}{c|c} 1 & 0 \\ \hline 0 & * \end{array} \right) \\ &= \left( \begin{array}{c|ccc} a_{11} & * & \dots & * \\ * & & & \\ 0 & & & \\ \vdots & & & \\ 0 & & \tilde{A}^{(1)} & \end{array} \right) \end{aligned}$$

Fahre fort auf  $\tilde{A}^{(1)}$  für  $n - 2$  Schritte  $\implies A^{(n-2)}$  Hessenberg.  $\square$

Verfahren für Hessenberg-/Tridiagonalmatrizen: QR-Verfahren:

$$\begin{aligned} A^{(t)} &=: Q^{(t)} R^{(t)}, A^{(t+1)} = R^{(t)} Q^{(t)} \\ A^{(t+1)} &= \underbrace{\left(Q^{(t)}\right)^T \left(Q^{(t)}\right)}_{E_n} R^{(t)} Q^{(t)} = \left(Q^{(t)}\right)^T A^{(t)} Q^{(t)} \\ \implies A^{(t+1)} &\sim A^{(t)} \end{aligned}$$

**Satz 7.10** Für die Eigenwerte  $\lambda_i$  von  $A$  gelte  $|\lambda_1| > |\lambda_2| > \dots > |\lambda_n|$ . Dann gilt für  $A^{(t)} = \left(a_{jk}^{(t)}\right)$  aus dem QR-Verfahren

$$\lim_{t \rightarrow \infty} a_{jj}^{(t)} = \lambda_j, \quad j = 1, \dots, n$$