

# Numerik Prohl WS2023

Inhalt: Live-Transkription

Datum: WS 2023

Author: Prohl

---

[ Prohl 16.10.2023 ]

---

0.1

0.2

0.3

0.4

0.4.1

0.4.2

0.4.3

0.4.4

0.4.5

---

[ Prohl 18.10.2023 ]

---

- Gleitpunktzahl  $g \in G$ .
  - Darstellung:  $g = \pm d_1, \dots, d_2 \cdot \beta^e$ , hierbei ist das 4-Tupel  $(\beta, m, e, \bar{e})$
  - speziell:  $d_1 > 0$  (“Normaleinheit”)
- $g_{\max} = \max_{g \in G} g$ ,  $g_{\min} = \min_{g \in G, g > 0}$
- Rundungsabbildung  $rd: G' \rightarrow G$  mit

$$G' = \{0\} \cup \{x \in \mathbb{R}: g_{\min} \leq |x| \leq g_{\max}\}$$

- $eps$ , die Maschinengenauigkeit:

$$eps := \frac{1}{2}\beta^{1-m}$$

## 0.4.6 Lemma

Sei  $0 \neq x \in G'$ . Dann:

$$\left| \frac{rd(x) - x}{x} \right| \leq eps$$

Beweis

1. Ist  $\beta^{e-1} \leq x \leq \beta^e$ , so heißen die beiden Gleitkommazahlen, welche  $x$  einschließen, der Abstand  $\beta$ . Dann aber:  $|x - rd(x)| \leq \frac{1}{2}\beta$
2. Aus 1. haben wir:  $|x| \geq \beta^{e-1}$

$$3. \frac{|x - rd(x)|}{|x|} \leq \frac{1}{2} \frac{\beta^{e-n}}{\beta^{e-1}} = eps.$$

Beispiel

- $\beta = 1, n = 1$ , betrachte  $x = 0.33$  (ist das eine Zahl?)
- Damit  $10^{-1} \leq x \leq 1$ , mit  $e = 0$
- Also  $0.3 \leq x \leq 0.4$

### Arithmetische Grundoperationen

Arithmetische Grundoperationen  $*$   $\in \{+, -, \cdot, : \}$  werden auf dem Rechner durch entsprechende *Maschinenoperationen* realisiert, kurz:

$$\circ \in \{\oplus, \ominus, \odot, \oslash\} \text{ (Maschinenoperationen).}$$

Ihre Eigenschaft ist, dass sie aus Maschinenzahlen wieder solche machen, gemäß

$$a \circ b = rd(a * b), \quad \forall a, b \in G.$$

Dann werden die Operationen intern mit meist erhöhter Stellenzahl der Nachkommazahlen ausgeführt, dann in normale Form gebracht.

#### 0.4.7 Bemerkung

1.
  - Überlauf: Falls  $|x + y| > g_{\max}$
  - Unterlauf: Falls  $0 < |x + y| < g_{\min}$
2. Distributiv- und Assoziativgesetze gelten nicht mehr. D.h.

$$\begin{aligned} (a \oplus b) \odot c &\neq a \odot c \oplus b \odot c \\ (a \oplus b) \oplus c &\neq a \oplus (b \oplus c) \end{aligned}$$

3. *Auslöschung* ist unangenehmer Effekt in Gleitkommazahlenarithmetik.

Beispiel (weggelassen)

## 0.5 Konditionierung einer numerischen Aufgabe

Eine numerische Aufgabe wird als *gut konditioniert* bezeichnet, wenn eine kleine Störung der Eingangsdaten nur eine kleine Änderung der Ergebnisse zur Folge hat.

### 0.5.1 Beispiel

(weggelassen)

### 0.5.2 Bezeichnung (numerische Aufgabe)

Unter einer numerischen Aufgabe verstehen wir die Berechnung endlich vieler Größen  $y_i$  ( $1 \leq i \leq n$ ) und gewissen Größen  $x_i$  ( $1 \leq j \leq m$ ) mittels der funktionalen Vorschrift:

$$y_i = f_i(x_1, \dots, x_m) = f_i(\vec{x})$$

Beispiel:  $f_1(x_1, x_2) = x_1 + x_2$ .

Nachfolgend sei

- $\vec{x} = (x_1, \dots, x_m)^T$
- und  $\vec{y} = (y_1, \dots, y_n)$
- und  $\vec{f} = (f_1, \dots, f_n)$ .

Nachfolgend nehmen wir die Differenzierbarkeit an von  $\vec{f}: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$ . Mittels der *differentiellen Fehlanalyse* wollen wir den Einfluss kleiner Datenfehler  $(\Delta_{x_1}, \dots, \Delta_{x_m})$  auf die Resultate  $y_i$  untersuchen.

Das geschieht mit dem Taylor'schen Satz:

$$\Delta_{y_i} := f_i(\vec{x} + \vec{\Delta x}) - \underbrace{f_i(\vec{x})}_{= y_i} = \sum_{j=1}^m \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(\vec{x}) \underbrace{\Delta x_j}_{\Delta x_j} + R_f(\vec{x}, \vec{\Delta x})$$

mit dem Restglied  $R_f(\vec{x}, \vec{\Delta x}) = o(|\vec{\Delta x}|)$ , falls  $f \in C^2$ , d.h. zweimal stetig differenzierbar.

Wir schreiben nun:

$$\Delta_{y_i} = \sum_{j=1}^m \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(\vec{x}) \Delta x_j + o(|\Delta x|).$$

Nun dividieren wir durch  $y_i \neq 0$ :

$$\begin{aligned} \left| \frac{\Delta y_i}{y_i} \right| &\leq \left| \sum_{j=1}^m \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(\vec{x}) \frac{\Delta x_j}{y_i} \right| + \frac{o(|\Delta x|)}{|y_i|} \\ &= \sum_{j=1}^m \underbrace{\left| \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(\vec{x}) \frac{x_j}{f_i(\vec{x})} \right|}_{:= k_{ij}(\vec{x})} \left| \frac{\Delta x_j}{x_j} \right| + \frac{o(|\Delta x|)}{|y_i|}. \end{aligned}$$

Die Größen  $k_{ij}(\vec{x})$  heißen (relative) *Konditionszahlen* der Funktion  $\vec{f}$  im Punkt  $\vec{x}$ . Sie sind ein Maß dafür, wie sich relative Eingabefehler verstehen/auswirken.

### 0.5.3 Definition (Landau'sche Symbole)

Es seien  $g, h: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ . Die Schreibweise

- a.  $g(t) = \mathcal{O}(h(t))$  ( $t \rightarrow 0$ ) bedeutet, dass für kleine  $t \in (0, t_0]$  mit einer Konstanten  $c \geq 0$  gilt:

$$|g(t)| \leq c|h(t)|$$

- b.  $g(t) = o(h(t))$  ( $t \rightarrow 0$ ) bedeutet, dass für kleine  $t \in (0, t_0]$  mit einer Funktion  $c(t) \downarrow 0$ , gilt:  $|g(t)| \leq c(t)|h(t)|$ . Analoge Sichtweisen gelten für  $t \uparrow \infty$ .

#### 0.5.4 Sprechweise: Doe numerische Aufgabe

$\vec{y} = f(\vec{x})$  heißt

- a. *schlecht konditioniert*, wenn ein  $|k_y(x)| \gg 1$  ist, ansonsten
- b. gut konditioniert.
- c. Falls  $|k_{ij}(\vec{x})|$  spricht man von *Fehlerauslöschung* ansonsten von Verstärkung.

#### 0.5.5 Beispiele

1. Die Addition  $y = f(x_1, x_2) = x_1 + x_2$  ist für Zahlen  $x_1 \approx -x_2$  *schlecht konditioniert* ( $\Rightarrow$  Auslöschung), während Multiplikation und Division *gut konditioniert* sind.