2. Großübung

1 Normalisierte Gleitpunktdarstellung

1.1 Darstellung:

$$x = f \cdot b^e, \tag{1}$$

wobei x die Maschinenzahl, f die Mantisse, b die Basis und e der Exponent ist. Mit

$$f = \pm 0.d_1 d_2...d_m, \ 0 \le d_j \le b - 1, \ r \le e \le R$$
 (2)

Menge der Maschinenzahlen: $\mathbb{M}(b, m, r, R)$

Beispiel:

Sei $\mathbb{M}(10, 3, -4, 4)$

$$'123' = 0.123 \cdot 10^3 \tag{3}$$

betragsmäßig kleinste Zahl: $0.100 \cdot 10^{-4} = 0.00001'$ betragsmäßig größte Zahl: $0.999 \cdot 10^4 = 9990'$

1.2 Menge der Maschinenzahlen

betragsmäßig kleinste Zahl:

$$0.10...0 \cdot b^r = b^{r-1}$$

betragsmäßig größte Zahl:

$$0.\underbrace{(b-1)}_{d_1}\underbrace{(b-1)}_{d_2}...\underbrace{(b-1)}_{d_m}\cdot b^R = (1-b^{-m})\cdot b^R$$

Wie viele verschiedene $x \in \mathbb{M}(b, m, r, R)$ gibt es?

- pro Mantissenstelle d_i : b Möglichkeiten (0, 1, ..., b-1)
- Ausnahme d_1 : nur (b-1) Möglichkeiten (1,...,b-1), da $d_1 \neq 0$
- R r + 1 verschiedene Exponenten (r, r + 1, ..., R 1, R)

- 2 Vorzeichen
- die Zahl Null (entspricht $d_1 = 0$)

Daraus folgt insgesamt:

$$\underbrace{1}_{x=0} + \underbrace{2}_{\pm} \cdot \underbrace{(R-r+1)}_{r \le e \le R} \cdot \underbrace{(b-1)}_{d_1 \ne 0} \cdot \underbrace{b^{m-1}}_{d_2 \dots d_m}$$

Beispiel:

Sei M(2,53,-1022,1023). Dies entspricht dem Datentyp 'double' nach IEEE 754 Standard.

- betragsmäßig kleinste Zahl $\approx 1.11 \cdot 10^{-308}$
- betragsmäßig größte Zahl $\approx 8.99 \cdot 10^{307}$
- Anzahl Maschinenzahlen $\approx 1.84 \cdot 10^{19}$

1.3 Standardrundung:

Reduktionsabbildung einer reellen Zahl in eine Maschinenzahl Letzte Stelle d_m der Mantisse um 1 erhöhen/beibehalten, falls die nächste [(m+1)-ste] Stelle $d_{m+1} \ge \frac{b}{2}$ bzw. $< \frac{b}{2}$

2

Beispiel:

$$m = 2, b = 10$$

$$5 \text{ mal aufrunden} \begin{cases} \geq 5 \\ 5 \\ 6 \\ 7 \\ 8 \\ 9 \end{cases} 4 \text{ mal abrunden} \begin{cases} < 5 \\ (0) \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \end{cases}$$

Beispiel:

$$m = 2, b = 3$$

1 mal aufrunden
$$\begin{cases} \geq' 1.5' \\ 2 \end{cases}$$
 1 mal abrunden $\begin{cases} <' 1.5' \\ (0) \\ 1 \end{cases}$

1.3.1 Absoluter Rundungsfehler:

$$|fl(x) - x| \le \frac{b^{-m}}{2} \cdot b^e = \frac{b^{e-m}}{2}$$

1.3.2 Relativer Rundungsfehler

$$\left|\frac{fl(x)-x}{x}\right| \leq \frac{\frac{b^{-m}}{2} \cdot b^e}{|x|} \leq \frac{\frac{b^{-m}}{2} \cdot b^e}{b^{-1} \cdot b^e} = \frac{b^{1-m}}{2} =: eps \text{ (relative Maschinengenauigkeit)}$$

Beispiel:

Sei M(2, 8, -1024, 1024) und $x = 0.2_{10}$. Dann gilt:

$$0.2_{10} = 0.\overline{0011}_{2}$$

$$fl(0.2_{10}) = fl(0.\overline{001100110011...}) = 0.11001101 \cdot \underbrace{2^{-2}}_{10_{2}^{-10_{2}}}$$

$$|fl(x) - x| = |(\frac{1}{8} + \frac{1}{16} + \frac{1}{128} + \frac{1}{256} + \frac{1}{1024}) - 0.2| = 1.953125 \cdot 10^{-4}$$

$$\leq \frac{b^{e-m}}{2} = \frac{2^{-2-8}}{2} = 4.88... \cdot 10^{-4}$$

$$\left| \frac{fl(x) - x}{x} \right| = 9.765... \cdot 10^{-4} \leq eps = \frac{b^{1-m}}{2} = \frac{2^{1-8}}{2} = 2^{-8} = 3.906.. \cdot 10^{-3}$$

2 Umrechnung Dezimalsystem↔Binärsystem

2.1 Vorkommastellen:

Beispiel:

$$x = 25_{10}$$

$$25 = 2 \cdot 12 + \underline{1}$$

$$12 = 2 \cdot 6 + \underline{0}$$

$$6 = 2 \cdot 3 + \underline{0}$$

$$3 = 2 \cdot 1 + \underline{1}$$

$$1 = 2 \cdot 0 + \underline{1}$$

Die unterstrichenen Restbeträge ergeben nun von unten nach oben gelesen die gesuchte Zahl:

$$25_{10} = 11001_2 = 0.11001 \cdot 2_{10}^{5_{10}} = 0.11001 \cdot (10)_2^{101_2}$$

2.2 Nachkommastellen:

Beispiel:

$$x = 0.8125_{10}$$

$$2 \cdot 0.8125 = \underline{1}.625$$

$$2 \cdot 0.625 = \underline{1}.25$$

$$2 \cdot 0.25 = 0.5$$

$$2 \cdot 0.5 = \underline{1}.0$$

Die unterstrichenen Übertrage ergeben nun von oben nach unten gelesen die gesuchte Zahl:

$$0.8125_{10} = 0.1101_2$$

2.3 Allgemeine Darstellung Binärsystem:

Hinweis: Im Minitest häufig 'einfache' Zahlen im Kopf umrechnen.

2.4 Beispiel periodische Zahl:

$$x = 0.2_{10}$$

$$2 \cdot 0.2 = 0.4$$

$$2 \cdot 0.4 = 0.8$$

$$2 \cdot 0.8 = 1.6$$

$$2 \cdot 0.6 = \underline{1}.2$$

$$2 \cdot 0.2 = 0.4$$

$$2 \cdot 0.4 = 0.8$$

$$2 \cdot 0.8 = \underline{1}.6$$

$$2 \cdot 0.6 = 1.2$$

Die Zahl wird also periodisch im Binärsystem $0.2_{10} = 0.\overline{0011}_2$. Exakte Zahlen im Dezimalsystem sind bei endlicher Mantissenlänge nciht zwangsläufig auch im Binärsystem exakt darstellbar!

3 Kondition ↔ Stabilität

3.1 Kondition:

Die Kondition beschreibt die max. Verstärkung des Eingabefehlers bei exakter Rechnung.

3.2 Pseudoarithmetik:

Siehe Folie 2.42.

$$\rightarrow x \nabla y = (x \nabla y)(1 + \epsilon)$$
 $|\epsilon| \le eps$

3.3 Stabilität:

Siehe Folie 2.47.

stabil →: Fehler in der Größenordnung des unvermeidbaren Fehlers.

3.4 Rückwärtsanalyse:

Siehe Folie 2.50.

Rückwärtsanalyse ermöglicht eine Abschätzung des durch den Algorithmus bedingten Fehlers im direkten Vergleich mit dem unvermeidbaren Fehler aufgrund gestörter Eingabedaten.

Vorgehensweise:

- Durch Pseudoarithmetik entstehen bei jeder Rechenoperation rel. Fehler in der Größe ϵ (mit $|\epsilon| \leq eps$). Setze diese in den Algorithmus ein.
- ullet Forme den Algorithmus so um, dass die Fehler ϵ als Störung

$$\delta_x = \frac{\|\triangle x\|}{\|x\|}$$

der Eingangsdaten interpretiert werden können.

• Schätze den durch die gestörten Eingangsdaten entstehenden Fehler mit Hilfe der Konditionszahl des Problems ab.

3.4.1 Beispiel:

$$f(x) = 2x_1 + x_2 \qquad x_1, x_2 \in \mathbb{M}$$

Algorithmus:

$$y_{1} = (2x_{1})(1 + \epsilon_{1})$$

$$y_{2} = (y_{1} + x_{2})(1 + \epsilon_{2})$$

$$\Rightarrow f(x) = (2x_{1}(1 + \epsilon_{1}) + x_{2})(1 + \epsilon_{2})$$

$$= 2x_{1}(1 + \epsilon_{1})(1 + \epsilon_{2}) + x_{2}(1 + \epsilon_{2})$$

$$= 2x_{1}\underbrace{(1 + \epsilon_{1} + \epsilon_{2} + \epsilon_{1}^{*0}\epsilon_{2})}_{1 + \delta_{x_{1}}} + x_{2}\underbrace{(1 + \epsilon_{2})}_{1 + \delta_{x_{2}}}$$

$$|\delta_{x_2}| = |\epsilon_2| \le eps$$

 $|\delta_{x_1}| = |\epsilon_1 + \epsilon_2| \le 2eps$

Jetzt Störung der Eingangsdaten.

Kondition:

$$\kappa_{rel} = \max_{j} \left| \frac{\partial f(x)}{\partial x_{j}} \frac{x_{j}}{f(x)} \right|$$

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x_{1}} = 2 \rightarrow \left| \frac{\partial f(x)}{\partial x_{1}} \frac{x_{1}}{f(x)} \right| = \left| \frac{2x_{1}}{2x_{1} + x_{2}} \right|$$

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x_{2}} = 1 \rightarrow \left| \frac{\partial f(x)}{\partial x_{2}} \frac{x_{2}}{f(x)} \right| = \left| \frac{x_{2}}{2x_{1} + x_{2}} \right|$$

Vergleich:

 x_1, x_2 geg.

$$F(x)_{Algorithmus} = \left| \frac{f(\hat{x}) - f(x)}{f(x)} \right| \le \kappa_{rel}(x) \sum_{j=1}^{2} \left| \frac{\hat{x}_{j} - x_{j}}{x_{j}} \right|$$
$$\le \kappa_{rel}(x) \sum_{j=1}^{2} |\delta_{x_{j}}| \le \kappa_{rel}(x) \cdot 3eps$$

Annahme: Eingangsdaten höchstens mit Maschinengenauigkeitgestört: $\tilde{x}_i = x_i(1+\epsilon), \ |\epsilon| \leq eps$

$$F(x)_{Daten} = \left| \frac{f(\tilde{x}) - f(x)}{f(x)} \right| \le \kappa_{rel}(x) \sum_{i=1}^{2} \left| \frac{\tilde{x}_{j} - x_{j}}{x_{j}} \right| \le \kappa_{rel}(x) \cdot 2eps$$

Daraus folgt der Algorithmus ist stabil, da $F(x)_{Algorithmus}$ in der Größenordnung des unvermeidbaren Datenfehlers $F(x)_{Daten}$ ist.