

Numerische Mathematik für Maschinenbauer

A. Reusken

K.-H. Brakhage, I. Voulis, H. Saß

Institut für Geometrie und Praktische Mathematik
RWTH Aachen

Sommersemester 2017

Heute in der Vorlesung

Themen: Dahmen & Reusken Kap. 5.1-5.4

- ▶ Lösung des linearen Ausgleichsproblems über QR -Zerlegung.

Kapitel 5:

- ▶ Einleitung: Problemstellung
- ▶ Kondition des Nullstellenproblems
- ▶ Fixpunktiteration
- ▶ Banachscher Fixpunktsatz

Was Sie mitnehmen sollten:

- ▶ Wie funktioniert die Fixpunktiteration
- ▶ Aussagen des Banachschen Fixpunktsatzes

Lösung des linearen Ausgleichsproblems über QR-Zerlegung

Satz 4.13.

Seien $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ mit $\text{Rang}(A) = n$ und $b \in \mathbb{R}^m$. Seien $Q \in \mathbb{R}^{m \times m}$ eine orthogonale Matrix und $\tilde{R} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ eine obere Dreiecksmatrix, so dass

$$Q A = R := \begin{pmatrix} \tilde{R} \\ 0 \end{pmatrix} \begin{matrix} \} n \\ \} m - n \end{matrix}.$$

Dann ist die Matrix \tilde{R} regulär. Schreibt man

$$Q b = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} \begin{matrix} \} n \\ \} m - n \end{matrix},$$

dann ist $x^* = \tilde{R}^{-1} b_1$ die Lösung des linearen Ausgleichsproblems. Die Norm $\|A x^* - b\|_2$ ist gerade durch $\|b_2\|_2$ gegeben.

Lösung über QR-Zerlegung

Aus Satz 4.13 ergibt sich nun folgende **Methode**:

- ▶ Bestimme die **QR**-Zerlegung von A

$$QA = \begin{pmatrix} \tilde{R} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} \quad (\tilde{R} \in \mathbb{R}^{n \times n}),$$

z.B. mittels Givens-Rotationen oder Householder-Spiegelungen
und berechne

$$Qb = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix}.$$

- ▶ Löse $\tilde{R}x = b_1$ mittels Rückwärtseinsetzen.
- ▶ Die Norm des Residuums $\min_{x \in \mathbb{R}^n} \|Ax - b\|_2 = \|Ax^* - b\|_2$
ist gerade durch $\|b_2\|_2$ gegeben.

Beispiel 4.15.

Gegeben seien

$$A = \begin{pmatrix} 3 & 7 \\ 0 & 12 \\ 4 & 1 \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} 10 \\ 1 \\ 5 \end{pmatrix},$$

d.h. $m = 3, n = 2$. Man bestimme die Lösung $x^* \in \mathbb{R}^2$ des zugehörigen linearen Ausgleichsproblem über QR-Zerlegung mittels Givens-Rotation.

► Annullierung von $a_{3,1}$:

$$A^{(2)} = G_{1,3}A = \begin{pmatrix} 5 & 5 \\ 0 & 12 \\ 0 & -5 \end{pmatrix}, \quad b^{(2)} = G_{1,3}b = \begin{pmatrix} 10 \\ 1 \\ -5 \end{pmatrix}.$$

Zur Erinnerung: die Transformationen $G_{1,3}A$ und $G_{1,3}b$ werden in der Praxis ausgeführt, *ohne* dass $G_{1,3}$ explizit berechnet wird.

Beispiel 4.15.

- Annullierung von $a_{3,2}^{(2)}$:

$$A^{(3)} = G_{2,3}A^{(2)} = \begin{pmatrix} 5 & 5 \\ 0 & 13 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{R} \\ 0 \end{pmatrix}, \quad b^{(3)} = G_{2,3}b^{(2)} = \begin{pmatrix} 10 \\ \frac{37}{13} \\ -\frac{55}{13} \end{pmatrix}$$

Lösung von

$$\begin{pmatrix} 5 & 5 \\ 0 & 13 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 10 \\ \frac{37}{13} \end{pmatrix}$$

durch Rückwärtseinsetzen liefert

$$x^* = \left(\frac{301}{169}, \frac{37}{169} \right)^T.$$

Als Norm des Residiums ergibt sich:

$$\|b_2\|_2 = \frac{55}{13}.$$

Lösung über QR-Zerlegung — Stabilität

Beachte

- ▶ Wegen Satz 3.14 gilt

$$\kappa_2(\mathbf{A}) = \kappa_2(\tilde{\mathbf{R}}),$$

d.h. das **Quadrieren der Kondition**, das bei den Normalgleichungen auftritt, wird **vermieden**.

- ▶ Die **Berechnung der QR-Zerlegung** über Givens- oder Householder-Transformationen ist ein **sehr stabiles Verfahren**, wobei die Fehlerverstärkung durch $\kappa_2(\mathbf{A})$ (und nicht $\kappa_2(\mathbf{A})^2$) beschrieben wird.

Beispiel 4.16

Gegeben seien

$$A = \begin{pmatrix} \sqrt{3} & \sqrt{3} \\ \delta & 0 \\ 0 & \delta \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} 2\sqrt{3} \\ \delta \\ \delta \end{pmatrix}, \quad 0 < \delta \ll 1.$$

Bestimmen Sie die Lösung des linearen Ausgleichsproblems über die QR-Zerlegung und diskutieren Sie das Ergebnis.

Auf einer Maschine mit $\text{eps} \approx 10^{-16}$ erhält man

$$\delta = 10^{-4} : \frac{\|\tilde{x} - x^*\|_2}{\|x^*\|_2} \approx 2.2 * 10^{-16},$$

$$\delta = 10^{-6} : \frac{\|\tilde{x} - x^*\|_2}{\|x^*\|_2} \approx 1.6 * 10^{-16}.$$

Wegen der sehr guten Stabilität dieser Methode sind die Resultate viel besser als in Beispiel 4.12.

Nichtlineare Gleichungssysteme

Kapitel 5:

Nichtlineare Gleichungssysteme

Motivation

1. Die meisten Probleme in der Praxis führen auf **nichtlineare** Gleichungssysteme
2. Je genauer das (mathematische) Modell ist, desto eher ist es nichtlinear:

- ▶ Pendelschwingung: Auslenkungswinkel φ beschrieben durch

$$\ddot{\varphi}(t) + \frac{g}{\ell}\varphi(t) = 0 \quad \text{vs.} \quad \ddot{\varphi}(t) + \frac{g}{\ell}\sin(\varphi(t)) = 0$$

für kleine vs. große Auslenkungen.

- ▶ Lineare vs. nichtlineare Diffusion: Temperatur u beschrieben durch

$$u_t = \operatorname{div}(k \nabla u) \quad \text{vs.} \quad u_t = \operatorname{div}(k(u) \nabla u)$$

mit Wärmeleitfähigkeit $k(u) = c_1 + c_2 u + c_3 u^3$.

- ▶ Strömungsprobleme, Netzwerkanalyse, ...

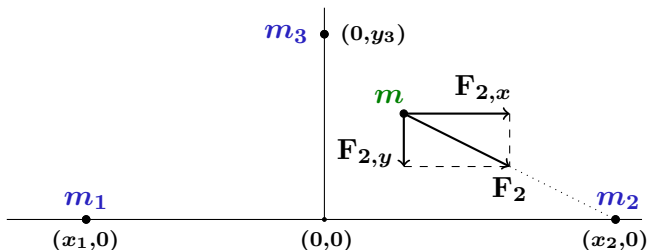
Beispiel 5.1

Für die Gravitationskraft zwischen zwei Punktmassen M_1 und M_2 mit gegenseitigem Abstand r gilt:

$$F = G \cdot \frac{M_1 M_2}{r^2}$$

wobei $G = 6.67 \cdot 10^{-11} \text{Nm}^2/\text{kg}$.

Das Gravitationsfeld sei wie folgt:



Beispiel 5.1

Gesucht: (x, y) , so dass für eine Punktmasse m an der Stelle (x, y) die Gravitationskräfte F_i zwischen m und m_i , $i = 1, 2, 3$, im Gleichgewicht sind.

Hilfsgrößen mit $i = 1, 2, 3$ sind

$$r_i := \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2},$$

$$F_i := G \cdot \frac{m_i m}{r_i^2}$$

$$F_{i,x} := \frac{F_i(x_i - x)}{r_i}$$

$$F_{i,y} := \frac{F_i(y_i - y)}{r_i}$$

Beispiel 5.1

Die Gleichgewichtsbedingungen sind wie folgt:

$$F_{1,x} + F_{2,x} + F_{3,x} = 0 \quad \text{und} \quad F_{1,y} + F_{2,y} + F_{3,y} = 0$$

Hieraus ergibt sich das System

$$f_1(x, y) = \sum_{i=1}^3 \frac{m_i(x_i - x)}{\left((x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 \right)^{3/2}} = 0$$

$$f_2(x, y) = \sum_{i=1}^3 \frac{m_i(y_i - y)}{\left((x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 \right)^{3/2}} = 0.$$

Beispiel 5.2

Statt der **linearen** Integralgleichung im Beispiel 3.3 ist nun eine **nicht-lineare** Integralgleichung zu lösen:

Gesucht ist eine Funktion $u(x) \geq 0$, die die **Integralgleichung**

$$u(x) + 2 \int_0^1 \cos(xt)u(t)^3 dt = 2, \quad x \in [0, 1]$$

erfüllt.

Beispiel 5.2

Das Problem wird, wie in Beispiel 3.3, auf dem Gitter

$$t_j = \left(j - \frac{1}{2}\right) h, \quad j = 1, \dots, n, \quad h = \frac{1}{n}.$$

diskretisiert.

Man erhält dann die Gleichungen

$$u_i + 2h \sum_{j=1}^n \cos(t_i t_j) u_j^3 = 2, \quad i = 1, \dots, n.$$

für die Unbekannten $u_i \approx u(t_i)$, $i = 1, \dots, n$

Problemstellung

Aufgabe

Zu gegebenem $f = (f_1, \dots, f_n)^T : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ bestimme ein $x^* = (x_1^*, \dots, x_n^*)^T$, so dass

$$\begin{array}{rcl} f_1(x_1^*, \dots, x_n^*) & = & 0 \\ \vdots & & \vdots \\ f_n(x_1^*, \dots, x_n^*) & = & 0 \end{array}$$

erfüllt ist. Kompakte Darstellung:

$$f(x^*) = 0$$

Problemstellung

Aufgabe

Gegeben: $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$;

Gesucht: $x^* \in \mathbb{R}^n$, so dass $f(x^*) = 0$.

- ▶ **Lineare** Gleichungssysteme: Sonderfall dieser Problemstellung

$$A x^* = b \quad \Leftrightarrow \quad f(x^*) = A x^* - b = 0.$$

- ▶ Der Spezialfall $n = 1$ wird oft als **skalare** Gleichung in *einer* Unbekannten bezeichnet.
- ▶ Hat man mehr (nichtlineare) Gleichungen als Unbekannte, d.h.

$$f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m \text{ mit } m > n$$

erhält man ein **nichtlineares Ausgleichsproblem** (siehe nächstes Kapitel).

Problemstellung

Aufgabe

Gegeben: $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$;

Gesucht: $x^* \in \mathbb{R}^n$, so dass $f(x^*) = 0$.

Problem: analytische Lösung i.A. nicht möglich, d.h. **exakte Lösung in einer endlichen Anzahl von Schritten nicht möglich.**

Vorgehen: **iterative** Lösungsverfahren, d.h. schrittweise Annäherung an Lösung, bis gewünschte Genauigkeit erreicht ist.

Fragen/Probleme:

- ▶ Wie finden wir ein geeignetes iteratives Verfahren?
- ▶ Unter welchen Bedingungen konvergiert das Verfahren?
- ▶ Wie schnell konvergiert das Verfahren?
- ▶ Ist die gewünschte Genauigkeit erreicht?

Kondition des Nullstellenproblems: $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$

- ▶ Störungen in den Daten (Funktionswerten)

$$|\tilde{f}(x) - f(x)| \leq \epsilon.$$

- ▶ Sei \tilde{x}^* eine Nullstelle für die gestörte Funktion \tilde{f} , d.h.

$$\tilde{f}(\tilde{x}^*) = 0 \quad \Rightarrow \quad |f(\tilde{x}^*)| \leq \epsilon.$$

- ▶ Sei m die Vielfachheit der Nullstelle x^* , d.h.

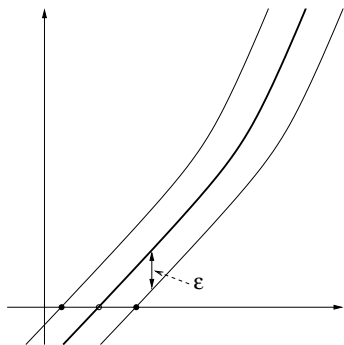
$$f(x^*) = 0, \quad f'(x^*) = 0, \dots, \quad f^{(m-1)}(x^*) = 0, \quad f^{(m)}(x^*) \neq 0$$

Störung im Ergebnis

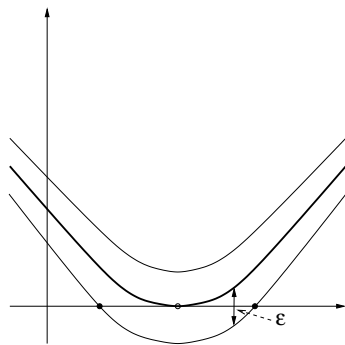
$$|\tilde{x}^* - x^*| \lesssim \epsilon^{\frac{1}{m}} \left| \frac{m!}{f^{(m)}(x^*)} \right|^{\frac{1}{m}}.$$

Merke: Probleme mit mehrfachen Nullstellen sind i.A. hinsichtlich Störungen in f sehr schlecht konditioniert.

Kondition des Nullstellenproblems: $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$



einfache Nullstelle



mehrfache Nullstelle

Kondition des Nullstellenproblems: $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$

Beispiel 5.4.

▶ Funktion $f(x) = (x - 1)^3$ hat dreifache Nullstelle $x^* = 1$.

▶ Nullstelle der gestörten Funktion $\tilde{f}(x) = (x - 1)^3 - \epsilon$ ist
$$\tilde{x}^* = 1 + \epsilon^{\frac{1}{3}}.$$

▶ Für $\epsilon = 10^{-12}$ ergibt sich

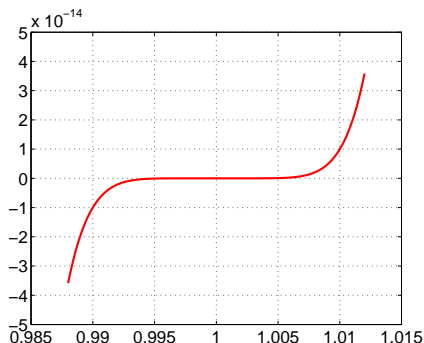
$$|f(x) - \tilde{f}(x)| = 10^{-12}, \quad |x^* - \tilde{x}^*| = 10^{-4}.$$

▶ Eine gestörte Funktion hat möglicherweise viele Nullstellen.

Beispiel: Polynom 7. Grades

Matlab Plot

```
x = 0.988:0.0001:1.012;  
y = (x-1).^7;  
plot(x,y)
```

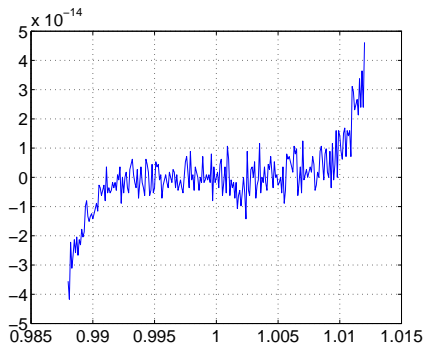


Eine mehrfache Nullstelle

Beispiel: Polynom 7. Grades

Matlab Plot

```
x = 0.988:0.0001:1.012;  
y = x.^7-7*x.^6+21*x.^5-35*x.^4+35*x.^3-21*x.^2+7*x-1;  
plot(x,y)
```



Viele Nullstellen

Fixpunktiteration

Fragen/Probleme:

- ▶ Wie finden wir ein geeignetes iteratives Verfahren?

Ansatz:

- ▶ Sei $M_x \in \mathbb{R}^{n \times n}$ eine von x abhängige Matrix, die in einer Umgebung der Nullstelle x^* invertierbar ist. Dann folgt

$$f(x^*) = 0 \iff M_{x^*} f(x^*) = 0$$

- ▶ Erweitere die Gleichung mit x^* , d.h.

$$M_{x^*} f(x^*) = 0 \iff x^* = x^* - M_{x^*} f(x^*)$$

Daraus folgt: Das **Nullstellenproblem**

$$f(x^*) = 0$$

ist **äquivalent** zum **Fixpunktproblem**

$$x^* = \Phi(x^*), \quad \text{mit} \quad \Phi(x) := x - M_x f(x).$$

Fixpunktiteration

Fixpunktiteration

- ▶ Wähle Startwert x_0 in einer Umgebung von x^*
- ▶ Bilde

$$x_{k+1} = \Phi(x_k), \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

Bemerkungen:

1. $\Phi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$. Die Steigung von Φ an x^* entscheidet darüber, ob die Fixpunktiteration gegen x^* konvergiert/divergiert:
 - ▶ $|\Phi'(x^*)| < 1$: x^* anziehend
 - ▶ $|\Phi'(x^*)| > 1$: x^* abstoßend
2. Matlab-Demo
3. Durch eine geeignete Wahl von M_x (bzw. Φ) lässt sich die Konvergenz der Fixpunktiteration positiv beeinflussen.

Ein paar Definitionen

Lipschitz-Stetigkeit

Eine Funktion $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ heißt **Lipschitz stetig**, wenn eine Konstante L existiert, so dass

$$\|f(x) - f(y)\| \leq L \|x - y\|$$

für alle $x, y \in \mathbb{R}^n$.

Kontraktion

Sei $E \subseteq \mathbb{R}^n$. Eine Abbildung $\Phi : E \rightarrow \mathbb{R}^n$ heißt **Kontraktion** auf E , wenn

$$\|\Phi(x) - \Phi(y)\| \leq L \|x - y\|$$

für alle $x, y \in E$ mit $L < 1$.

- ▶ Φ ist genau dann eine Kontraktion, wenn sie Lipschitz stetig mit der Konstanten $L \in [0, 1)$ ist.

Ein paar Definitionen

Selbstabbildung

Eine Abbildung Φ ist eine **Selbstabbildung** auf $E \subset \mathbb{R}^n$, wenn

$$\Phi : E \rightarrow E.$$

Beispiel 5.7.

Man berechne die positive Nullstelle der Funktion

$$f(x) := x^6 - x - 1.$$

- ▶ Die Funktion f hat eine eindeutige positive Nullstelle x^* und es gilt $x^* \in [1, 2]$.

- ▶ Mögliche Fixpunktfunktionen sind

$$\Phi_1(x) := x^6 - 1 \quad \text{oder} \quad \Phi_2(x) := (x + 1)^{\frac{1}{6}}.$$

- ▶ Betrachte Φ_1 : wir erhalten

$$|\Phi_1'(x)| = |6x^5| > 1 \quad \text{für } x \in [1, 2],$$

d.h. Φ_1 ist **nicht als Fixpunktfunktion geeignet**.

- ▶ Betrachte Φ_2 : wir erhalten

$$|\Phi_2'(x)| = \left| \frac{1}{6}(x + 1)^{-\frac{5}{6}} \right| \leq \frac{1}{6} \quad \text{für } x \in [0, 2],$$

Beispiel 5.7.

und damit

$$\begin{aligned} |\Phi_2(x) - \Phi_2(y)| &= |\Phi_2'(\xi)(x - y)| \\ &\leq \frac{1}{6} |x - y| \quad \text{für } x, y \in [0, 2]. \end{aligned}$$

- ▶ Die Funktion Φ_2 ist eine **Selbstabbildung** auf $[0, 2]$, d.h. $\Phi_2 : [0, 2] \rightarrow [0, 2]$.
- ▶ Ergebnisse

k	$x_0 = 0.5$ $x_{k+1} = \Phi_2(x_k)$	$x_0 = 1.135$ $x_{k+1} = \Phi_1(x_k)$
0	0.50000000	1.14e+00
1	1.06991319	1.14e+00
2	1.12890836	1.17e+00
3	1.13420832	1.57e+00
4	1.13467844	1.38e+01
5	1.13472009	6.91e+06
6	1.13472378	1.09e+41
7	1.13472411	1.69e+246

Banachscher Fixpunktsatz

Sei X ein linear normierter Raum und $E \subseteq X$ eine vollständige Teilmenge von X . Sei Φ eine **Selbstabbildung** auf E , d.h.

$$\Phi : E \rightarrow E,$$

und ferner eine **Kontraktion auf E** .

$$\|\Phi(x) - \Phi(y)\| \leq L\|x - y\| \quad \text{für alle } x, y \in E,$$

mit $L < 1$.

Dann gilt:

1. Es **existiert genau ein Fixpunkt** x^* von Φ in E .
2. Für beliebiges $x_0 \in E$ **konvergiert**

$$x_{k+1} = \Phi(x_k), \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

gegen den Fixpunkt x^* .

Banachscher Fixpunktsatz

Sei X ein linear normierter Raum und $E \subseteq X$ eine vollständige Teilmenge von X . Sei Φ eine **Selbstabbildung** auf E , d.h.

$$\Phi : E \rightarrow E,$$

und ferner eine **Kontraktion auf E** .

$$\|\Phi(x) - \Phi(y)\| \leq L\|x - y\| \quad \text{für alle } x, y \in E,$$

mit $L < 1$.

3. **A-priori-Fehlerabschätzung:**

$$\|x_k - x^*\| \leq \frac{L^k}{1 - L} \|x_1 - x_0\|.$$

4. **A-posteriori-Fehlerabschätzung:**

$$\|x_k - x^*\| \leq \frac{L}{1 - L} \|x_k - x_{k-1}\|.$$

Bemerkungen zum Banachschen Fixpunktsatz

Fragen/Probleme:

- ▶ Unter welchen Bedingungen konvergiert iteratives Verfahren?

⇒ Banachscher Fixpunktsatz liefert **hinreichende Bedingungen**, damit $x_{k+1} = \Phi(x_k)$, $k = 0, 1, \dots$ gegen einen Fixpunkt x^* konvergiert.

Fragen/Probleme:

- ▶ Ist die gewünschte Genauigkeit erreicht?

Wir möchten eine gewünschte Genauigkeit ϵ erreichen, so dass

$$\|x_k - x^*\| \leq \epsilon.$$

Frage: Wie viele Iterationen müssen wir durchführen?

Bemerkung

Mit Hilfe der a-priori-Fehlerabschätzung erhalten wir

$$\|x_k - x^*\| \leq \frac{L^k}{1 - L} \|x_1 - x_0\| < \epsilon.$$

und damit

$$L^k \leq \frac{\epsilon(1 - L)}{\|x_1 - x_0\|}.$$

Die maximal benötigte Anzahl an Iterationen ist daher:

$$k \geq \log \left(\frac{\epsilon(1 - L)}{\|x_1 - x_0\|} \right) / \log(L).$$

Beachte

Wegen

$$\|x_k - x_{k-1}\| \leq L^{k-1} \|x_1 - x_0\|$$

ist die Schranke in der a-posteriori-Fehlerabschätzung immer besser (d.h., kleiner) als die in der a-priori-Fehlerabschätzung.

Folgerungen aus Banachscher Fixpunktsatz

Folgerung 5.10.

Sei $X = \mathbb{R}$, $E = [a, b]$ und Φ auf E stetig differenzierbar. Es gelte

$$\Phi : [a, b] \rightarrow [a, b] \quad (\text{Selbstabbildung}),$$

und

$$\max_{x \in [a, b]} |\Phi'(x)| =: L < 1.$$

Dann sind alle Voraussetzungen aus BF-Satz erfüllt für $\|\cdot\| = |\cdot|$

Beachte: Mittelwertsatz

$$|\Phi(x) - \Phi(y)| = |\Phi'(\xi)(x - y)| \leq \max_{\xi \in [a, b]} |\Phi'(\xi)| |x - y|,$$

d.h. Φ ist eine Kontraktion.

Folgerungen aus Banachscher Fixpunktsatz

Folgerung 5.11.

Sei $X = \mathbb{R}^n$, $E \subseteq \mathbb{R}^n$ eine abgeschlossene konvexe Menge, und $\Phi : E \rightarrow \mathbb{R}^n$ sei stetig differenzierbar. Es gelte

$$\Phi : E \rightarrow E \quad (\text{Selbstabbildung}),$$

und bzgl. einer Vektornorm $\|\cdot\|$ auf \mathbb{R}^n gelte für die zugehörige Matrixnorm

$$\max_{x \in E} \|\Phi'(x)\| = L < 1.$$

Dann sind alle Voraussetzungen aus BF-Satz erfüllt.

$$\text{Hierbei ist } \Phi'(x) = \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x_1} \Phi_1(x) & \dots & \frac{\partial}{\partial x_n} \Phi_1(x) \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial}{\partial x_1} \Phi_n(x) & \dots & \frac{\partial}{\partial x_n} \Phi_n(x) \end{pmatrix}$$

die Jacobi-Matrix von Φ an der Stelle x .

Zusammenfassung

- ▶ Nullstellenproblem $f(x) = 0 \Leftrightarrow$ Fixpunktproblem $\Phi(x) = x$.
Es gibt viele Möglichkeiten für Φ .

- ▶ Fixpunktiteration:

$$x_{k+1} = \Phi(x_k)$$

- ▶ Banachscher Fixpunktsatz:

$$\Phi : E \rightarrow E \quad (\text{Selbstabbildung})$$

Φ Kontraktion auf E

hinreichende Bedingung für Konvergenz der Fixpunktiteration.

- ▶ $n = 1$ (skalares Problem): **geometrische Darstellung** der Fixpunktiteration.

Verständnisfragen

Es seien $\Phi : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ stetig differenzierbar und x^* so, dass $\Phi(x^*) = x^*$ gilt. Für $x_0 \in \mathbb{R}^n$ wird die Fixpunktiteration $x_{k+1} = \Phi(x_k)$, $k = 0, 1, 2, \dots$ definiert. Weiter sei $\Phi'(x)$ die Ableitung von Φ an der Stelle x .

Es seien $n = 1$ und $\Phi(x) = \frac{1}{4}x^2 - 1$. Das Fixpunktproblem $\Phi(x) = x$ hat eine eindeutige Lösung x^* in \mathbb{R} .

Es seien $n = 1$ und $\Phi(x) = \frac{1}{4}x^2 - 1$. Alle Voraussetzungen des Banachschen Fixpunktsatzes sind für Φ auf $E = [-1, 0]$ erfüllt.

Es seien $n = 1$ und $\Phi(x) = e^{-\frac{1}{2}x}$. Wir betrachten das Fixpunktproblem auf $E = [0, 1]$. Geben Sie eine scharfe obere Schranke für die Lipschitzkonstante $L < 1$ aus dem Banachschen Fixpunktsatz an.