

# Analysis II (Marciniak-Czochra)

Robin Heinemann

14. Juni 2017

## Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Metrische und normierte Räume</b>	<b>1</b>
1.1	Metrische Räume . . . . .	1
1.2	Normierte Räume . . . . .	3
1.3	Hilberträume . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Stetigkeit und Differenzierbarkeit im <math>\mathbb{R}^n</math></b>	<b>7</b>
2.1	Satz über implizite Funktionen und der Umkehrsatz . . . . .	20
2.2	Extremalaufgaben mit Nebenbedingungen . . . . .	23
<b>3</b>	<b>Gewöhnliche Differentialgleichungen</b>	<b>25</b>
3.1	Lineare Systeme . . . . .	37
3.2	Asymptotisches Lösungsverhalten bei Differentialgleichungen . . . . .	42

## 1 Metrische und normierte Räume

### 1.1 Metrische Räume

**Definition 1.1** Sei  $M$  eine Menge,  $d : M \times M \rightarrow [0, \infty)$  heißt **Metrik** auf  $M$  genau dann wenn  $\forall x, y, z \in M$

- (D1)  $d(x, y) = 0 \iff x = y$  (Definitheit)
- (D2)  $d(x, y) = d(y, x)$  (Symmetrie)
- (D3)  $d(x, z) \leq d(x, y) + d(z, y)$  (Dreiecksungleichung)

**Beispiel 1.2** 1. Charakterische (diskrete) Metrik

$$d(x, y) = \begin{cases} 0 & x = y \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

2. Sei  $X = \mathbb{K}^n$  ( $\mathbb{K} = \mathbb{R}$  oder  $\mathbb{C}$ ) mit Metrik

$$d(x, y) = \left( \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2 \right)^{\frac{n}{2}}$$

(euklidische Metrik)

3. Sei  $X = \mathbb{R}^n$ . Für  $1 \leq \phi \leq \infty$ . Sei

$$d_\phi(x, y) = \left( \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^\phi \right)^{\frac{n}{\phi}}$$

Ist  $\phi = \infty$ , so definieren wir

$$d_\infty(x, y) = \max_{i=1, \dots, n} |x_i - y_i|$$

4.  $X = \mathbb{R}$  mit Metrik

$$d(x, y) = \frac{|x - y|}{1 + |x - y|}$$

5. Der Raum der Folgen  $a : \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}$  (beziehungsweise  $\mathbb{R}^{\mathbb{N}}$ ) kann mit der Metrik

$$d(x, y) = \sum_{k=0}^{\infty} 2^{-k} \frac{|x_k - y_k|}{1 + |x_k - y_k|}$$

**Definition 1.3** Sei  $M$  eine Menge mit Metrik  $d$ . Wir definieren für  $x \in M, \varepsilon > 0$ , die offene  $\varepsilon$ -Kugel um  $x$  durch

$$K_\varepsilon(x) := \{y \in M \mid d(x, y) < \varepsilon\}$$

und eine abgeschlossene Kugel durch

$$K_\varepsilon(x) := \{y \in M \mid d(x, y) \leq \varepsilon\}$$

$A \subset M$  heißt **Umgebung** von  $x \in M \iff \exists \varepsilon : K_\varepsilon(x) \subset A$

### Konvergenz und Stetigkeit in metrischen Räumen

**Definition 1.4** Eine Folge  $(x_n)_{n \in \mathbb{N}}$  in einem metrischen Raum  $(X, d)$  ist konvergent gegen einem  $x \in X$  genau dann wenn  $\forall \varepsilon > 0 \exists n_0 \in \mathbb{N} : \forall n \geq n_0 d(x_n, x) < \varepsilon$

**Satz 1.5** 1. Sei  $(X, d)$  ein metrischer Raum. Dann ist  $A \subseteq X$  abgeschlossen genau dann wenn  $(x_n)_{n \in \mathbb{N}}$  Folge in  $A$  mit  $x_n \rightarrow x \implies x \in A$

2. Seien  $(X, d_1), (Y, d_2)$  zwei metrische Räume. Dann ist die Funktion stetig in  $x \in X$  genau dann wenn  $(x_n)_{n \in \mathbb{N}}$  Folge in  $X$  mit  $x_n \rightarrow x \implies f(x_n) \rightarrow f(x)$ .

**Definition 1.6 (Cauchy Folgen und Vollständigkeit)** Sei  $(X, d)$  ein metrischer Raum. Eine Folge  $(x_n)_{n \in \mathbb{N}}$  heißt Cauchy-Folge falls  $d(x_n, x_m) \rightarrow 0$  für  $n, m \rightarrow \infty$ . Der metrische Raum heißt **vollständig**, falls jede Cauchy-Folge konvergent ist.

## 1.2 Normierte Räume

**Definition 1.7** Ein normierter Raum  $(X, \|\cdot\|)$  ist ein Paar bestehend aus einem  $\mathbb{K}$ -Vektorraum  $X$  und einer Abbildung  $\|\cdot\| : X \rightarrow [0, \infty)$  mit

1.  $\|x\| = 0 \iff x = 0$
2.  $\|\lambda x\| = |\lambda| \|x\| \forall \lambda \in \mathbb{K}, x \in X$
3.  $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\| \forall x, y \in X$

**Bemerkung** 1. Die Norm  $\|\cdot\|$  induziert auf  $X$  eine Metrik  $d(x, y) = \|x - y\|$

2. Eine Metrik  $d$  auf einem Vektorraum definiert die Norm  $\|d(x, 0)\|$  nur dann, wenn

$$\forall \lambda \in \mathbb{K} \forall x, y, z \in X : d(\lambda x, \lambda y) = |\lambda| d(x, y) \quad (\text{Homogenität})$$

$$d(x + z, y + z) = d(x, y) \quad (\text{Translationsinvarianz})$$

**Definition 1.8 (Banachraum)** Ein normierter Raum  $(X, \|\cdot\|)$  heißt vollständig, falls  $X$  als metrischer Raum mit der Metrik  $d(x, y) = \|x - y\|$  vollständig ist. Ein solcher vollständiger normierter Raum heißt **Banachraum**

**Beispiel 1.9** 1.  $(\mathbb{R}^n, \|\cdot\|_2)$ , wobei

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

2. Sei  $K$  eine kompakte Menge:

$$C_{\mathbb{K}} := \{f : K \rightarrow \mathbb{K} \mid f \text{ stetig}\}$$

$$\|\cdot\|_{\infty} = \max_{x \in K} |f(x)|$$

$(C_{\mathbb{K}(K)}, \|\cdot\|_{\infty})$  ist ein Banachraum.

**Bemerkung** 1. Jede Cauchy-Folge in  $\mathbb{K}^n$  konvergiert, das heißt  $(\mathbb{K}^n, \|\cdot\|)$  ist vollständig

2. Jede beschränkte Folge in  $\mathbb{K}^n$  besitzt eine konvergente Teilfolge. (Der Satz von Bolzano-Weierstraß gilt in  $\mathbb{R}^n$ ) (Beweis für  $\mathbb{R}^n$  zum Beispiel in RR Ana2 Satz 1.1)

**Satz 1.10 (Äquivalenz von Normen)** Auf dem endlich dimensionalen Vektorraum  $\mathbb{K}^n$  sind alle Normen **äquivalent** zur Maximumnorm, das heißt zu jeder Norm  $\|\cdot\|$  gibt es positive Konstanten  $w, M$  mit denen gilt

$$m\|x\|_{\infty} \leq \|x\| \leq M\|x\|_{\infty}, x \in \mathbb{K}^n$$

**Beweis** Sei  $\|\cdot\|$  irgendeine Norm  $\forall x \in \mathbb{K}^n$  gilt

$$\|x\| \leq \sum_{k=1}^n |x_k| \|e^{(k)}\| \leq M \|x\|_\infty$$

mit

$$M := \sum_{k=1}^n \|e^{(k)}\|$$

Wir setzen

$$S_1 := \{x \in \mathbb{K}^n \mid \|x\|_\infty = 1\}, m := \inf\{\|x\|, x \in S_1\} \geq 0$$

Zu zeigen  $m > 0$  (dann ergibt sich für  $x \neq 0$  wegen  $\|x\|_\infty^{-1}x \in S_1$  auch  $m \leq \|x\|_\infty^{-1}\|x\| \implies 0 < m\|x\|_\infty \leq \|x\| \quad x \in \mathbb{K}^n$ ) Sei also angenommen, dass  $m = 0$

Dann gibt eine Folge  $(x^{(k)})_{k \in \mathbb{N}} \in S_1$  mit  $\|x^{(k)}\| \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0$ . Da die Folge bezüglich  $\|\cdot\|_\infty$  beschränkt ist, gibt es nach dem B.-W. Satz eine Teilfolge auch von  $(x^{(k)})$ , die bezüglich  $\|\cdot\|_\infty$  gegen ein  $x \in \mathbb{K}^n$  konvergiert.

$$|1 - \|x\|_\infty| = \left| \|x^{(k)}\|_\infty - \|x\|_\infty \right| \leq \|x^{(k)} - x\|_\infty \rightarrow 0 \implies \|x\|_\infty = 1 \implies x \in S_1$$

Andererseits gilt

$$\forall k \in \mathbb{N} : \|x\| \leq \|x - x^{(k)}\| + \|x^{(k)}\| \leq M \|x - x^{(k)}\|_\infty + \|x^{(k)}\| \xrightarrow{k \rightarrow \infty} \implies x = 0$$

↳ zu  $x \in S_1$

□

**Definition 1.11** Eine Menge  $M \subset K^n$  heißt kompakt (folgenkompakt), wenn jede beliebige Folge in  $M$  eine konvergente Teilfolge besitzt, deren Grenzwert ebenfalls in  $M$  enthalten ist.

**Beispiel 1.12** Mit Hilfe von dem Satz von B.W. folgt, dass alle abgeschlossene Kugeln im  $\mathbb{R}^n$  ( $K_r(a)$ ,  $a \in K^n$ ) kompakt sind. Ferner ist für beschränkte Mengen  $M$  der Rand  $\partial M$  kompakt. Jede endliche Menge ist auch kompakt.

### 1.3 Hilberträume

**Definition 1.13** Sei  $H$   $\mathbb{K}$  Vektorraum. Ein **Skalarprodukt** auf eine Abbildung

$$(\cdot, \cdot) : H \times H \rightarrow \mathbb{K}$$

mit

1.  $\forall x, y, z \in H, \lambda \in \mathbb{K} : (z, x + \lambda y) = (z, x) + \lambda(z, y)$
2.  $\forall x, y \in H : (x, y) = \overline{(y, x)}$
3.  $\forall x \in H : (x, x) \geq 0 \wedge (x, x) = 0 \iff x = 0$

$(H, (\cdot, \cdot))$  nennt man einen Prähilbertraum.

**Bemerkung** Für  $\mathbb{K} = \mathbb{C}$  ist das Skalarprodukt linear in der zweiten Komponente aber antilinear in der ersten ( $(\lambda x, y) = \bar{\lambda}(x, y)$ ).

**Lemma 1.14 (Cauchy-Schwarz Ungleichung)** Sei  $(H, (\cdot, \cdot))$  Prähilbertraum, dann gilt

$$\forall x, y \in H : |(x, y)|^2 \leq (x, x)(y, y)$$

**Beweis** Da die Ungleichung für  $y = 0$  bereits erfüllt ist, können wir ohne Beschränkung der Allgemeinheit annehmen  $y \neq 0$ . Für ein beliebiges  $\alpha \in \mathbb{K}$  gilt

$$0 \leq (x + \alpha y, x + \alpha y) = (x, x) + \bar{\alpha}(y, x) + \alpha(x, y) + \alpha\bar{\alpha}(y, y)$$

Setze nun  $\alpha := -(x, y)(y, y)^{-1}$

$$\begin{aligned} &= (x, x) - \overline{(x, y)}(y, y)^{-1} - (x, y)(y, y)^{-1}(x, y) - |(x, y)|^2(y, y)^{-1} \\ &= (x, x) - \underbrace{((y, x)(y, x) + (x, y)(x, y))(y, y)^{-1}}_{>0} - |(x, y)|^2(y, y)^{-1} \\ &\leq (x, x) - |(x, y)|^2(y, y)^{-1} \\ &\iff |(x, y)|^2 \leq (x, x)(y, y) \end{aligned}$$

□

**Korollar 1.15** Sei  $(H, (\cdot, \cdot))$  ein Prähilbertraum, dann ist  $\|x\| := \sqrt{(x, x)}$  eine Norm auf  $H$ .

**Beweis** Es ist nur die Dreiecksungleichung zu beweisen, weil der Rest klar ist. Für  $x, y \in H$  gilt

$$\begin{aligned} \|x + y\|^2 &= \|x\|^2 + \|y\|^2 + 2\Re(x, y) \leq \|x\|^2 + \|y\|^2 + 2|(x, y)| \leq \|x\|^2 + \|y\|^2 + 2\|x\|\|y\| \\ &= (\|x\| + \|y\|)^2 \end{aligned}$$

□

**Definition 1.16** Ein Prähilbertraum  $(H, (\cdot, \cdot))$  heißt Hilbertraum, falls  $(H, \|\cdot\|)$  mit  $\|x\| := \sqrt{(x, x)}$  ein Banachraum ist.

**Beispiel 1.17** 1.  $H = \mathbb{R}^n$  versehen mit  $(x, y) := \underbrace{\sum_{i=1}^n x_i y_i}_{\text{euklidisches Skalarprodukt}}$  ist ein Hilbertraum

2.  $H = \mathbb{C}^n$  mit  $(x, y) := \underbrace{\sum_{i=1}^n \bar{x}_i y_i}_{\text{euklidisches Skalarprodukt}}$  ist ein Hilbertraum

3. Sei  $l^2\mathbb{K} := \{(x_k)_{k \in \mathbb{N}} \mid x_k \in \mathbb{K}, \forall k \in \mathbb{N} \wedge \sum_{i=1}^{\infty} |x_k|^2 < \infty\}$  versehen mit  $(x, y) := \sum_{i=1}^{\infty} \bar{x}_i y_i$  ist ein Hilbertraum.

$$\sum_{i=1}^n |x_i| |y_i| \leq \left( \sum_{i=1}^n |x_i|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \left( \sum_{i=1}^n |y_i|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \leq \|x\|_{l^2} \|y\|_{l^2} < \infty$$

**Lemma 1.18 (Hölder-Ungleichung)** Für das euklidische Skalarprodukt  $(\cdot, \cdot)_2$  gilt für beliebige  $p, q$  mit  $1 < p, q < \infty$  und  $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$  die Ungleichung

$$\forall x, y \in \mathbb{K}^n : |(x, y)_2| \leq \|x\|_p \|y\|_q, \|x\|_p := \left( \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

Darüber hinaus gilt die Ungleichung auch für  $p = 1, q = \infty$

**Lemma 1.19 (Young'sche Ungleichung)** Für  $p, q \in \mathbb{R}, 1 < p, q < \infty, \frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$  gilt

$$\forall x, y \in \mathbb{K} : |(x, y)| \leq \frac{|x|^p}{p} + \frac{|y|^q}{q}$$

**Lemma 1.20 (Minkowski-Ungleichung)** Für ein beliebiges  $p \in [1, \infty]$  gilt

$$\forall x, y \in \mathbb{K}^n : \|x + y\|_p \leq \|x\|_p + \|y\|_p$$

**Satz 1.21 (Banachscher Fixpunktsatz)** Sei  $(M, d)$  ein vollständiger, metrischer Raum und  $f : M \rightarrow M$  ist eine strenge Kontraktion, das heißt

$$\exists 0 < \alpha < 1 \forall x, y \in M : d(f(x), f(y)) < \alpha d(x, y)$$

Dann existiert ein eindeutiger Fixpunkt von  $f$ , das heißt es existiert ein eindeutiges  $x^* \in M : f(x^*) = x^*$

**Beweis Existenz:**

Wähle ein  $x_0 \in M$  beliebig, aber fest und definiere dann  $x_1 := f(x_0), x_2 := f(x_1), \dots$  Dann gilt für  $n \leq m$

$$\begin{aligned} d(x_n, x_m) &= d(f(x_{n-1}), f(x_{m-1})) < \alpha d(x_{n-1}, x_{m-1}) \\ &= \alpha d(f(x_{n-2}), f(x_{m-2})) < \dots < \alpha^n d(x_0, x_{m-n}) \end{aligned}$$

Nun gilt aber

$$\begin{aligned} d(x_0, x_{m-n}) &\leq d(x_0, x_1) + d(x_1, x_2) + \dots + d(x_{m-n-1}, x_{m-n}) \\ &\leq d(x_0, x_1) + \alpha d(x_0, x_1) + \dots + \alpha^{m-n-1} d(x_0, x_1) \\ &= d(x_0, x_1) \sum_{i=0}^{m-n-1} \alpha^i \leq d(x_0, x_1) \sum_{i=0}^{\infty} \alpha^i \\ &= \frac{d(x_0, x_1)}{1 - \alpha} < \infty \\ \implies d(x_n, x_m) &\leq \frac{\alpha^n}{1 - \alpha} d(x_0, x_1) \end{aligned}$$

Also ist  $(x_k)_{k \in \mathbb{N}}$  Cauchy-Folge. Da  $(M, d)$  vollständig ist existiert  $x^* \in M$ , sodass  $x_k \xrightarrow{k \rightarrow \infty} x^*$ . Zeige, dass  $x^*$  Fixpunkt von  $f$  ist:

$$\begin{aligned} 0 \leq d(x^*, f(x^*)) &\leq d(x^*, x_k) + d(x_k, f(x^*)) \\ &\leq d(x^*, x_k) + \alpha d(x_{k-1}, x^*) \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0 \end{aligned}$$

$$\implies f(x^*) = x^*$$

**Eindeutigkeit:** Angenommen  $\exists x' \in M, x' \neq x^* : f(x') = x'$ :

$$0 < d(x^*, x') = d(f(x^*), f(x')) < \alpha d(x^*, x') \implies \alpha > 1 \quad \square$$

## 2 Stetigkeit und Differenzierbarkeit im $\mathbb{R}^n$

**Definition 2.1** Eine Funktion  $f : D \subset \mathbb{K}^n \rightarrow \mathbb{K}^m, m, n \in \mathbb{N} \setminus \{0\}, D \neq \emptyset$ , ist stetig in einem  $a \in D$ , wenn

$$\forall \varepsilon > 0 \exists \delta > 0 \forall x \in D : \|x - a\| < \delta \implies \|f(x) - f(a)\| < \varepsilon$$

**Bemerkung** Es gelten auch im Mehrdimensionalen die Permanenzeigenschaften, das heißt  $f, g$  stetig  $\implies f + g, f \circ g$  sind stetig.

**Satz 2.2** Eine stetige Funktion  $f : D \subset \mathbb{K}^n \rightarrow \mathbb{K}^m$  ist auf einer kompakten Menge  $K \subset D$  beschränkt, das heißt für jede kompakte Menge  $K$  existiert eine Konstante  $M_K$ , sodass

$$\forall x \in K \|f(x)\| < M_K$$

**Beweis** Angenommen  $f$  wäre auf  $K$  unbeschränkt, dann gäbe es zu jedem  $k \in \mathbb{N}$  ein  $x_k \in K$  mit  $\|f(x_k)\| > k$ . Da  $K$  kompakt hat die Folge  $(x_k)_{k \in \mathbb{N}}$  eine konvergente Teilfolge  $(x_{k_j})_{j \in \mathbb{N}}$  für die gilt  $x_{k_j} \xrightarrow{j \rightarrow \infty} x \in K$ . Da  $f$  stetig  $f(x_{k_j}) \rightarrow f(x)$  und  $\|f(x)\| < \infty$ , was im Widerspruch steht zu  $\|f(x_k)\| \xrightarrow{k \rightarrow \infty} \infty$ .  $\square$

**Satz 2.3** Eine stetige Funktion  $f : D \subset \mathbb{K}^n \rightarrow \mathbb{R}$  nimmt auf jeder (nicht leeren) kompakten Menge  $K \subset D$  ihr Minimum und Maximum an.

**Beweis** Nach Satz 2.2 besitzt  $f$  eine obere Schranke auf  $K$

$$\mathcal{K} := \sup_{x \in K} f(x)$$

Dazu  $(x_k)_{k \in \mathbb{N}} \subseteq K$ , sodass  $f(x_k) \xrightarrow{k \rightarrow \infty} \mathcal{K}$ . Da  $K$  kompakt existiert eine konvergente Teilfolge  $(x_{k_j})_{j \in \mathbb{N}}$  und ein  $x_{max}$ , sodass  $x_{k_j} \xrightarrow{j \rightarrow \infty} x_{max}$ . Da  $f$  stetig, gilt  $f(x_{k_j}) \rightarrow f(x_{max})$ .  $\square$

**Bemerkung** Auf diese Weise lassen sich die Ergebnisse der Stetigkeit aus dem Eindimensionalen ins Mehrdimensionale verallgemeinern.

Im folgenden Teil sei  $D \subseteq \mathbb{R}^n$  offen,  $\mathbb{K} = \mathbb{R}$

**Definition 2.4** Eine Funktion  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  heißt in einem Punkt  $x \in D$  partiell differenzierbar bezüglich der  $i$ -ten Koordinatenrichtung, falls der Limes

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x + he_i) - f(x)}{h} =: \frac{\partial f}{\partial x_i}(x) =: \partial_i f(x)$$

existiert. Existieren in allen Punkten  $x \in D$  **alle** partiellen Ableitungen, so heißt  $f$  partiell differenzierbar. Sind alle partiellen Ableitungen stetig auf  $D$ , so heißt  $f$  stetig partiell differenzierbar. Eine Funktion  $f : D \rightarrow \mathbb{R}^m$  heißt (stetig) partiell differenzierbar, wenn  $f_i, i = 1, \dots, m$  (stetig) partiell differenzierbar.

**Bemerkung** Die Ableitungsregeln aus dem Eindimensionalen übertragen sich auf partielle Ableitungen.

**Beispiel** 1. Polynome sind stetig partiell differenzierbar. Sei  $p : D \subset \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}, (x_1, x_2) \mapsto a_{01}x_2 + a_{11}x_1x_2 + a_{02}x_2^2 + a_{21}x_1^2x_2$ . Dann ist

$$\frac{\partial p}{\partial x_1}(x_1, x_2) = a_{11}x_2 + 2a_{21}x_1x_2 \quad \frac{\partial p}{\partial x_2} = a_{01} + a_{11}x_1 + 2a_{02}x_2 + a_{21}x_1^2$$

2.  $\|\cdot\|_2 : \mathbb{R}^k \setminus \{0\} \rightarrow \mathbb{R}$  ist stetig partiell differenzierbar, da

$$\frac{\partial \|\cdot\|_2}{\partial x_i} = \frac{1}{2} \frac{2x_i}{(x_1^2 + \dots + x_k^2)^{\frac{1}{2}}} = \frac{x_i}{\|x\|_2}$$

3.  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}, (x_1, x_2) \mapsto \frac{x_1x_2}{(x_1^2 + x_2^2)^2}$  für  $x \neq 0, f(0) = 0$

$$\frac{\partial f}{\partial x_1}(x) = \frac{x_2}{(x_1^2 + x_2^2)^2} - 4 \frac{x_1^2 x_2}{(x_1^2 + x_2^2)^3}, x \neq 0$$

Für  $x = 0$  ist  $f(0) = 0$

$$\implies \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(xe_i) - f(0)}{h} = 0$$

Sei  $x_\varepsilon(\varepsilon, \varepsilon)$  und damit gilt  $\|x_\varepsilon\|_2 \xrightarrow{\varepsilon \rightarrow 0} 0$

$$f(x_\varepsilon) = \frac{\varepsilon^2}{4\varepsilon^4} = \frac{1}{4\varepsilon^2} \xrightarrow{\varepsilon \rightarrow 0} \infty$$

**Satz 2.5** Die Funktion  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  habe in einer Kugelumgebung  $K_r(x) \subset D$  eines Punktes  $x \in D$  beschränkte partielle Ableitungen, das heißt

$$\sup_{y \in K_r(x)} \left| \frac{\partial f}{\partial x_i} \right| \leq M, i = 1, \dots, n$$

dann ist  $f$  stetig in  $x$ .



**Beweis** Es genügt  $n = 2$ . Für  $(y_1, y_2) \in K_r(x)$

$$f(y_1, y_2) - f(x_1, x_2) = f(y_1, y_2) - f(x_1, y_2) + f(x_1, y_2) - f(x_1, x_2)$$

Nach dem 1-D Mittelwertsatz existieren  $\xi, \eta \in K_r(x)$ , sodass

$$\begin{aligned} |f(y_1, y_2) - f(x_1, x_2)| &= \frac{\partial f}{\partial x_1}(\xi, y_2)(y_1 - x_1) + \frac{\partial f}{\partial x_2}(x_1, \eta)(y_2 - x_2) \\ &\leq M(|y_1 - x_1| + |y_2 - x_2|) \end{aligned} \quad \square$$

Höhere partielle Ableitungen definieren sich durch sukzessives Ableiten, das heißt

$$\frac{\partial}{\partial x_1} \cdots \frac{\partial}{\partial x_k} f(x) = \frac{\partial^k f}{\partial x_{i_1} \cdots \partial x_{i_k}}$$

**Beispiel**

$$\frac{x_1}{x_2} := \frac{x_1^3 x_2 - x_1 x_2^3}{x_1^2 + x_2^2}$$

für  $(x_1, x_2) \neq (0, 0)$ ,  $f(0, 0) = 0$ .  $f$  zweimal partiell differenzierbar, aber

$$\frac{\partial^2}{\partial x_1 \partial x_2} f(0, 0) \neq \frac{\partial^2}{\partial x_2 \partial x_1} f(0, 0)$$

**Satz 2.6** Eine Funktion  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  sei in einer Umgebung  $K_r(x) \subset D$  eines Punktes  $x \in D$  zweimal stetig partiell differenzierbar, dann gilt

$$\frac{\partial^2}{\partial x_i \partial x_j} f(x) = \frac{\partial^2}{\partial x_j \partial x_i} f(x), i, j = 1, \dots, n$$

**Beweis**  $n = 2$ . Sei  $A := f(x_1 - h_1, x_2 + h_2) - f(x_1 + h_1, x_2) - f(x_1, x_2 + h_2) + f(x_1, x_2)$ .

$$\varphi(x_1) := f(x_1, x_2 + h_2) - f(x_1, x_2) \implies A = \varphi(x_1 + h_1) - \varphi(x_1)$$

Mit dem Mittelwertsatz erhalten wir  $A = h_1 \varphi'(x_1 + \theta_1 h_1)$ ,  $\theta_1 \in (0, 1)$ .

$$\varphi'(x_1) = \frac{\partial}{\partial x_1} f(x_1, x_2 + h_2) - \frac{\partial}{\partial x_1} f(x_1, x_2) = h_2 \frac{\partial^2}{\partial x_2 \partial x_1} f(x_1, x_2 + \theta'_1 h_2), \theta'_1 \in (0, 2)$$

Analog verfähre man mit  $x_2$  und erhalte für  $\psi(x_2) := f(x_1 + h_1, x_2) - f(x_1, x_2)$

$$A = \psi(x_2 - h_2) - \psi(x_2) = h_2 \psi'(x_2 + \theta_2 h_2) = h_1 h_2 \frac{\partial^2}{\partial x_1 \partial x_2} f(x_1 + \theta_2 h_1, x_2 + \theta'_2 h_2)$$

$$\implies \frac{\partial^2}{\partial x_2 \partial x_1} f(x_1 + \theta_1 h_1, x_2 + \theta'_1 h_2) = \frac{\partial^2}{\partial x_1 \partial x_2} f(x_1 + \theta_2 h_1, x_2 + \theta'_2 h_2)$$

$$\xrightarrow{h_1, h_2 \rightarrow 0} \frac{\partial^2}{\partial x_2 \partial x_1} f(x_1, x_2) = \frac{\partial^2}{\partial x_1 \partial x_2} f(x_1, x_2) \quad \square$$

**Definition 2.7**  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  partiell differenzierbar.

$$\text{grad } f(x) := \left( \frac{\partial}{\partial x_1} f, \dots, \frac{\partial}{\partial x_n} f \right)^T \in \mathbb{R}^n$$

heißt **Gradient** von  $f$  in  $x \in D$ . Man schreibt  $\nabla f(x) := \text{grad } f$ .  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  partiell differenzierbar.

$$\text{div } f(x) := \frac{\partial}{\partial x_1} f_1(x) + \dots + \frac{\partial}{\partial x_n} f_n(x)$$

Es gilt:

$$\text{div grad } f(x) := \sum_{i=1}^n \frac{\partial^2}{\partial x_i^2} f_i =: \Delta f(x)$$

**Definition 2.8**  $f : D \rightarrow \mathbb{R}^m$  partiell differenzierbar. Die Matrix der ersten partiellen Ableitungen

$$J_f := \left( \frac{\partial f_i}{\partial x_j} \right)_{\substack{i=1,\dots,m \\ j=1,\dots,n}} \in \mathbb{R}^{m \times n}$$

heißt die **Jacobi-Matrix** (manchmal auch **Fundamentalmatrix**) von  $f$  in  $x$ . Im Fall  $n = m$  bezeichnet man  $\det(J_f)$  als **Jacobideterminante**.

**Definition 2.9**  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  zweimal partiell differenzierbar. Die Matrix der zweiten Ableitungen

$$H_f(x) := \left( \frac{\partial^2}{\partial x_i \partial x_j} f \right)_{\substack{i=1,\dots,n \\ j=1,\dots,n}} \in \mathbb{R}^{n \times n}$$

heißt **Hesse-Matrix**.

**Definition 2.10** Sei  $f : D \rightarrow \mathbb{R}^m$ , dann nennen wir  $f$  in einem Punkt  $x \in D$  (total differenzierbar), wenn die Funktion  $f$  in  $x$  sich linear approximieren lässt, das heißt es gibt eine lineare Abbildung  $Df(x) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  (Differential) sodass in einer kleinen Umgebung von  $x$  gilt:

$$f(x+h) = f(x) + Df(x)h + w(h), h \in \mathbb{R}^n, x+h \in D$$

mit einer Funktion  $w : D \rightarrow \mathbb{R}^m$ , die die Eigenschaft hat

$$\lim_{\substack{x+h \in D \\ \|h\|_2 \rightarrow 0}} \frac{\|w(h)\|_2}{\|h\|_2} = 0$$

alternativ:  $w(h) = o(\|h\|_2)$

**Satz 2.11** Für Funktionen  $f : D \rightarrow \mathbb{R}^m$  gilt:

1. Ist  $f$  in  $x \in D$  differenzierbar, so ist  $f$  auch in  $x$  partiell differenzierbar und das Differential von  $f$  ist gegeben durch die Jacobi-Matrix.

2. Ist  $f$  partiell differenzierbar in einer Umgebung von  $x$  und sind zusätzlich die partiellen Ableitungen stetig in  $x$ , so ist  $f$  in  $x$  differenzierbar.

**Beweis** 1. Für differenzierbares  $f$  gilt für  $i = 1, 2$ :

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x + he_i) - f(x)}{h} = \lim_{h \rightarrow 0} \left( Df(x)e_i + \frac{w(h)}{h} \right) = Df(x)e_i$$

2. Für ein stetig partiell differenzierbares  $f$  gilt mit  $h = (h_1, h_2)$ :

$$f(x + h) - f(x) = f(x_1 + h_1, x_2 + h_2) - f(x_1 + h_1, x_2) + f(x_1 + h_1, x_2) - f(x_1, x_2)$$

Mittelwertsatz

$$\begin{aligned} &= h_2 \frac{\partial f}{\partial x_2}(x_1 + h_1, x_2 + \theta_2 h_2) + h_1 \frac{\partial f}{\partial x_1}(x_1 + \theta_1 h_1, x_2) \\ &\quad \theta_1, \theta_2 \in (0, 1) \\ &= h_2 \left( \frac{\partial f}{\partial x_2}(x_1, x_2) + \omega_2(h_1, h_2) \right) + h_1 \left( \frac{\partial f}{\partial x_1}(x_1, x_2) + \omega_1(h_1, h_2) \right) \\ \omega_1(h_1, h_2) &:= \frac{\partial f}{\partial x_1}(x_1 + \theta_1 h_1, x_2) - \frac{\partial f}{\partial x_1}(x_1, x_2) \xrightarrow{h_1, h_2 \rightarrow 0} 0 \\ \omega_2(h_1, h_2) &:= \frac{\partial f}{\partial x_2}(x_1 + h_1, x_2 + \theta_2 h_2) - \frac{\partial f}{\partial x_2}(x_1, x_2) \xrightarrow{h_1, h_2 \rightarrow 0} 0 \end{aligned}$$

Also ist  $f$  differenzierbar mit Ableitungen  $Df(x) = \nabla f(x)$ . □

**Bemerkung** Es gelten folgende Implikationen: stetig partiell differenzierbar  $\implies$  (total) differenzierbar  $\implies$  partiell differenzierbar.

**Satz 2.12** Seien  $D_f \subset \mathbb{R}^n, D_g \subseteq \mathbb{R}^m$  offen und  $g : D_g \rightarrow \mathbb{R}^n, f : D_f \rightarrow \mathbb{R}^r$ . Ist  $g$  im Punkt  $x \in D_g$  differenzierbar und  $f$  in  $y = g(x) \in D_f$  differenzierbar, so ist die Komposition  $h = f \circ g$  im Punkt  $x$  differenzierbar. Es gilt  $D_x h(x) = D_y f(g(x)) \cdot D_x g(x)$ . Hierbei ist  $\cdot$  die Matrixmultiplikation.

**Beweis** Nach Voraussetzung  $x \in D_g$  sodass  $g(x) = y \in D_f$ . Da sowohl  $f$  als auch  $g$  differenzierbar

$$\begin{aligned}
 g(x + h_1) &= g(x) + D_x g(x)h_1 + \omega_g(h_1) \\
 f(y + h_2) &= f(y) + D_y f(y)h_2 + \omega_f(h_2) \\
 \lim_{\substack{x+h_1 \in D_g \\ \|h_1\| \rightarrow 0}} \frac{\|\omega_g(h_1)\|}{\|h_1\|} &= 0 \\
 \lim_{\substack{y+h_2 \in D_f \\ \|h_2\| \rightarrow 0}} \frac{\|\omega_f(h_2)\|}{\|h_2\|} &= 0 \\
 (f \circ g)(x + h_1) &= f(g(x + h_1)) = f(y + \eta), \quad \eta := D_x g(x)h_1 + \omega_g(h_1) \\
 &= f(y) + D_y f(y)\eta + \omega_f(\eta) \\
 &= f(y) + D_y f(y)D_x g(x)h_1 + D_y f(y)\omega_g(h_1) + \omega_f(D_x g(x)h_1 + \omega_g(h_1)) \\
 &= (f \circ g)(x) + D_y f(y)D_x g(x)h_1 + \omega_{f \circ g}(h_1) \\
 \omega_{f \circ g}(h_1) &:= D_y f(y)\omega_g(h_1) + \omega_f(D_x g(x)h_1 + \omega_g(h_1))
 \end{aligned}$$

Es bleibt zu zeigen  $\omega_{f \circ g} = o(h_1)$ . Nach Voraussetzung gilt  $\omega_{f \circ g} \xrightarrow{h_1 \rightarrow 0} 0$

□

**Lemma 2.13** Sei  $A : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}^{n \times m}$  stetig, dann gilt

$$\left\| \int_0^1 A(s) ds \right\|_M \leq \int_0^1 \|A(s)\|_M ds, \quad \|A\|_M := \max\{|\lambda| \mid \lambda \in \sigma(A)\}$$

$\int A = (\int a_{ij})_{ij}, \sigma(A) := \text{Menge der Eigenwerte von } A$

**Satz 2.14** Sei  $f : D \rightarrow \mathbb{R}^m$  stetig differenzierbar mit  $J_f$  als Jacobi-Matrix, so gilt

$$f(x + h) - f(x) = \left( \int_0^1 J_f(x + sh) ds \right) h$$

**Beweis** Definiere  $g_j(s) := f_j(x + sh)$ , dann ist  $g_{j1} : [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}$ , also gilt

$$f_j(x + sh) - f_j(x) = g_j(1) - g_j(0) = \int_0^1 g'_j(s) ds = \int_0^1 \sum_{i=1}^n \frac{\partial f_j}{\partial x_i}(x + sh) h_i ds$$

□

**Bemerkung** Im Fall  $m = 1$  kann man aus dem Mittelwertsatz für Integrale schließen, dass

$$f(x + h) - f(x) = \int_0^1 J_f(x + sh) h ds = J_f(x + \tau h) h$$

$$x_1 + h = x_2 \implies h = x_2 - x_1$$

**Korollar 2.15** Sei  $f : D \rightarrow \mathbb{R}^m$  stetig differenzierbar. Ferner sei  $x \in D$  mit  $K_r(x) \subset D, r > 0$ , dann gilt

$$\|f(x) - f(y)\|_2 \leq M\|x - y\|_2, y \in K_r(x), M := \sup_{z \in K_r(x)} \|J_f(z)\|_M$$

das heißt die Abbildung ist in  $D$  lokal Lipschitz-stetig.

**Beweis** Nach Satz 2.14 gilt mit  $h = y - x$

$$\begin{aligned} \|f(y) - f(x)\|_2 &= \|f(x + h) - f(x)\|_2 = \left\| \int_0^1 J_f(x + sh) h ds \right\|_2 \\ &\leq \int_0^1 \|J_f(x + sh) h\|_2 ds \leq \int_0^1 \|J_f(x + sh)\|_m \|h\|_2 ds \\ &\leq \underbrace{\sup_{0 < s < 1} \|J_f(x + sh)\|_2}_M \underbrace{\|h\|_2}_{\|y-x\|_2} \end{aligned} \quad \square$$

**Bemerkung** Korollar 2.16 gilt mit beliebigen von Vektor-Matrix-norm induzierter Norm, siehe Übung 2.1.

### Taylor-Entwicklung und Extremwerte in $\mathbb{R}^n$

**Definition 2.16 (Multiindex Notation)** Ein  $n$ -dimensionaler **Multiindex** ist ein Tupel  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$  mit  $\alpha_i \in \mathbb{N}$ . Für Multiindizes sind die **Ordnung**  $|\alpha|$  und die Fakultät  $\alpha!$  definiert durch

$$\begin{aligned} |\alpha| &:= \alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_n \\ \alpha! &:= \alpha_1! \cdot \dots \cdot \alpha_n! \end{aligned}$$

Für  $x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$  wird gesetzt

$$x^\alpha := x_1^{\alpha_1} \cdot \dots \cdot x_n^{\alpha_n}$$

Für eine  $|\alpha|$ -mal stetig differenzierbare Funktion wird gesetzt

$$\partial^\alpha f := \partial_1^{\alpha_1} \dots \partial_n^{\alpha_n} f := \frac{\partial^{|\alpha|} f}{\partial x_1^{\alpha_1} \dots \partial x_n^{\alpha_n}}$$

**Bemerkung** Wegen der Stetigkeit der Ableitung ist dieser Ausdruck unabhängig von der Reihenfolge der partiellen Ableitungen. Wir definieren

$$\sum_{|\alpha|=0}^r a_\alpha := \sum_{k=0}^r \sum_{\substack{\alpha \in \mathbb{N}^n \\ |\alpha|=k}} a_\alpha$$

**Beispiel 2.17** Für  $n = 3$  sind die Multiindizes  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$  der Ordnung  $|\alpha| = 2$  gegeben durch

$$(2, 0, 0), (0, 2, 0), (0, 0, 2), (1, 1, 0), (1, 0, 1), (0, 0, 1)$$

Die zugehörigen partiellen Ableitungen sind

$$\begin{aligned}\partial^\alpha f &= (\partial_{x_1}^2 f, \partial_{x_2}^2 f, \partial_{x_3}^2 f, \partial_{x_1} \partial_{x_2} f, \partial_{x_2} \partial_{x_3} f, \partial_{x_1} \partial_{x_3} f) \\ \alpha! &= (2, 2, 2, 1, 1, 1)\end{aligned}$$

Schließlich ist

$$\sum_{|\alpha|=2} \partial^\alpha f = \partial_{x_1}^2 f + \partial_{x_2}^2 f + \partial_{x_3}^2 f + \partial_{x_1} \partial_{x_2} f + \partial_{x_2} \partial_{x_3} f + \partial_{x_1} \partial_{x_3} f$$

**Satz 2.18 (Taylor-Formel)** Sei  $D \subset \mathbb{R}^n$  eine offene Menge und  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  eine  $(r+1)$ -mal stetig differenzierbare Funktion. Dann gilt für jeden Vektor  $h \in \mathbb{R}^n$  mit  $x + sh \in D$ ,  $s \in [0, 1]$  die Taylor-Formel

$$f(x+h) = \sum_{|\alpha| \leq r} \frac{\partial^\alpha f(x)}{\alpha!} h^\alpha + R_{r+1}^f(x, h)$$

in differentieller Form

$$R_{r+1}^f(x, h) = \sum_{|\alpha|=r+1} \frac{\partial^\alpha f(x + \theta h)}{\alpha!} h^\alpha, \theta \in (0, 1)$$

oder in integraler Form

$$R_{r+1}^f(x, h) = (r+1) \int_0^1 \sum_{|\alpha|=r+1} \frac{\partial^\alpha f(x + th)}{\alpha!} h^\alpha (1-t)^r dt$$

**Beweis** Wir nehmen  $g : [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}$  mit  $g(t) := f(x + th)$ .  $g$  ist  $(r+1)$  mal stetig differenzierbar mit der  $k$ -ten Ableitung

$$g^{(k)}(t) = \sum_{i_1, \dots, i_k=1}^n \partial_{i_k} \dots \partial_{i_1} f(x + th) h_{i_1} \dots h_{i_k}$$

Wir zeigen dies durch Induktion nach  $k$  (mit Hilfe von Kettenregel). Für  $k = 1$  gilt

$$g'(t) = \frac{d}{dt} f(x_1 + th_1, \dots, x_n + th_n) = \sum_{i=1}^n \partial_i f h_i$$

Sei die Behauptung als richtig angenommen für  $k - 1 \geq 1$ . Dann gilt

$$\begin{aligned} g^{(k)}(t) &= \frac{d}{dt} g^{(k-1)}(t) = \frac{d}{dt} \left( \sum_{i_1, \dots, i_{k-1}=1}^n \partial_{i_{k-1}} \dots \partial_{i_1} f(x + th) h_1 \dots h_{i_{k-1}} \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \partial_i \left( \sum_{i_1 \dots i_{k-1}=1}^n \partial_{i_{k-1}} \dots \partial_{i_1} f(x + th) h_{i_1} \dots h_{i_{k-1}} \right) h_i \\ &= \sum_{i_1 \dots i_k=1}^n \partial_{i_k} \dots \partial_{i_1} f(x + th) h_{i_1} \dots h_{i_k} \end{aligned}$$

Es gilt

$$\partial_{i_k} \dots \partial_{i_1} f(x + th) h_{i_1} \dots h_{i_k} = \partial_1^{\alpha_1} \dots \partial_n^{\alpha_n} f(x + th) h_1^{\alpha_1} \dots h_n^{\alpha_n}$$

(der Index  $i \in \{1, \dots, n\}$  kommt genau  $\alpha_i$  mal vor und wegen Vertauschbarkeit der Ableitungen). Die Anzahl der  $k$ -Tupel  $(i_1, \dots, i_k)$  von Zahlen  $i_j \in \{1, \dots, n\}$ , bei denen die Zahl  $i \in \{1, \dots, n\}$  genau  $\alpha_i$ -mal vorkommt mit  $\alpha_1 + \dots + \alpha_n = k$  ist

$$\frac{k!}{\alpha_1! \dots \alpha_n!}$$

(Lemma unten) Wir bekommen

$$\begin{aligned} g^{(k)}(t) &= \sum_{|\alpha|=k} \frac{k!}{\alpha_1! \dots \alpha_n!} \partial_1^{\alpha_1} \dots \partial_n^{\alpha_n} f(x + th) h_1^{\alpha_1} \dots h_n^{\alpha_n} \\ &= \sum_{|\alpha|=k} \frac{k!}{\alpha!} \partial^\alpha f(x + th) h^\alpha \end{aligned}$$

Wir wenden die 1-dimensionale Taylor-Formel auf  $g(t)$  an.  $\exists \theta \in [0, 1]$  sodass

$$g(1) = \sum_{k=0}^r \frac{g^{(k)}(0)}{k!} + \frac{g^{(r+1)}(\theta)}{(r+1)!} = \sum_{k=0}^r \frac{g^{(k)}(0)}{k!} + \frac{1}{r!} \int_0^1 g^{(r+1)}(t) (1-t)^r dt$$

Man erhält

$$\begin{aligned} \frac{g^{(k)}(0)}{k!} &= \sum_{|\alpha|=k} \frac{\partial^\alpha f(x)}{\alpha!} h^\alpha \\ \frac{g^{(r+1)}(\theta)}{(r+1)!} &= \sum_{|\alpha|=r+1} \frac{\partial^\alpha f(x + \theta h)}{\alpha!} h^\alpha \\ \frac{1}{r!} \int_0^1 g^{(r+1)}(t) (1-t)^r dt &= (r+1) \int_0^1 \sum_{|\alpha|=r+1} \frac{\partial^\alpha f(x + th)}{\alpha!} h^\alpha (1-t)^r dt \end{aligned}$$

Dies impliziert die Taylor-Formel mit den Restgliedern in differentieller oder integraler Form.  $\square$

**Lemma 2.19 (2.20)** Sei  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$  mit  $|\alpha| = k \geq 1$ . Dann ist die Anzahl  $N_\alpha(k)$  der  $k$ -Tupel von Zahlen  $i_j = \{1, \dots, n\}$ , bei denen die Zahl  $i \in \{1, \dots, n\}$  genau  $\alpha_i$ -mal vorkommt, bestimmt durch

$$N_\alpha(k) = \frac{k!}{\alpha_1! \dots \alpha_n!}$$

**Beweis** Wir ordnen die Indizes in dem  $k$ -Tupel

$$(i_1, \dots, i_k) = \left( \underbrace{1, \dots, 1}_{\alpha_1}, \underbrace{2, \dots, 2}_{\alpha_2}, \dots, \underbrace{n, \dots, n}_{\alpha_n \text{ mal}} \right)$$

$\alpha_1 + \dots + \alpha_n = k$ . Die Anzahl der möglichen Permutationen der  $k$  Elemente des  $k$ -Tupel ist  $k!$ . Das  $k$ -Tupel bleibt unverändert bei Permutationen von gleichen Elementen  $i$ . Insgesamt bekommen wir

$$N_\alpha(k) = \frac{k!}{\alpha!}$$

□

**Korollar 2.20 (2.21)** Sei  $D \subset \mathbb{R}^n$  eine offene Menge und  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  eine  $r + 1$  mal stetig differenzierbare Funktion. Dann gilt für  $x \in D$  und  $h \in \mathbb{R}^n$  mit  $x + sh \in D$ ,  $s \in [0, 1]$ :

$$f(x + h) = \sum_{|\alpha| \leq r+1} \frac{\partial^\alpha f(x)}{\alpha!} h^\alpha + \omega_{r+1}(x, h)$$

wobei  $\omega_{r+1}(x, 0) = 0$  und  $\omega_{r+1}(x, h) = o(\|h\|_2^{r+1})$ .

Im Fall  $r = 0$  gilt

$$f(x + h) = f(x) + (\nabla f(x), h)_2 + \omega_1(x, h)$$

Im Fall  $r = 1$  gilt:

$$f(x + h) = f(x) + (\nabla f(x), h)_2 + \frac{1}{2} (H_f(x)h, h)_2 + \omega_2(x, h)$$

**Beweis**

$$\begin{aligned} f(x + h) &= \sum_{|\alpha| \leq r} \frac{\partial^\alpha f(x)}{\alpha!} h^\alpha + \sum_{|\alpha|=r+1} \frac{\partial^\alpha f(x + \theta h)}{\alpha!} h^\alpha \\ &= \sum_{|\alpha| \leq r+1} \frac{\partial^\alpha f(x)}{\alpha!} h^\alpha + \sum_{|\alpha|=r+1} r_\alpha(x, h) h^\alpha \end{aligned}$$

wobei

$$r_\alpha(x, h) := \frac{\partial^\alpha f(x + \theta h) - \partial^\alpha f(x)}{\alpha!}$$

$\lim_{h \rightarrow 0} r_\alpha(x, h) = 0$ , wegen der Stetigkeit von  $\partial^\alpha f$  für  $|\alpha| = r + 1$ . Wir setzen  $\omega_{r+1}(x, h) := \sum_{|\alpha|=r+1} r_\alpha(x, h) h^\alpha$ . Es gilt

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{\omega(h)}{\|h\|_2^{r+1}} = 0$$



weil

$$\frac{|h^\alpha|}{\|h\|_2^\alpha} = \frac{|h_1^{\alpha_1}| \cdot \dots \cdot |h_n^{\alpha_n}|}{\|h\|_2^{\alpha_1} \cdot \dots \cdot \|h\|_2^{\alpha_n}} \leq 1 \quad |\alpha| = r + 1$$

Für  $r = 0$  gilt

$$\begin{aligned} f(x+h) &= \sum_{|\alpha| \leq 1} \frac{\partial^\alpha f(x)}{\alpha!} h^\alpha + \omega_1(x, h) \\ &= f(x) + \sum_{|\alpha|=1} \frac{\partial^\alpha f(x)}{\alpha!} h^\alpha + \omega_1(x, h) \\ &= f(x) + \sum_{i=1}^n \partial_i f(x) h_i + \omega_1(x, h) \\ &= f(x) + (\nabla f(x), h)_2 + \omega_1(x, h) \end{aligned}$$

Für  $r = 1$

$$\begin{aligned} f(x+h) &= \sum_{|\alpha| \leq 2} \frac{\partial^\alpha f(x)}{\alpha!} h^\alpha + \omega_2(x, h) \\ &= f(x) + (\nabla f(x), h)_2 + \sum_{|\alpha|=2} \frac{\partial^\alpha f(x)}{\alpha!} h^\alpha + \omega_2(x, h) \\ &= f(x) + (\nabla f(x), h)_2 + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \partial_i \partial_j f(x) h_i h_j + \omega_2(x, h) \\ &= f_1(x) + (\nabla f(x), h)_2 + \frac{1}{2} (H_f(x)h, h)_2 + \omega_2(x, h) \quad \square \end{aligned}$$

**Definition 2.21** Sei  $D \subset \mathbb{R}^n$  eine offene Menge,  $x \in D$  und  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  beliebig oft differenzierbar.

$$F_\infty^f(x+h) = \sum_{|\alpha|=0}^{\infty} \frac{\partial^\alpha f(x)}{\alpha!} h^\alpha$$

heißt die Taylor-Reihe von  $f$  in  $x$

**Korollar 2.22** Sei  $D \subset \mathbb{R}^n$  eine offene Menge,  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  beliebig oft differenzierbar. Dann konvergiert die Taylor-Reihe von  $f$  und stellt  $f$  dar, wenn

$$R_{r+1}^f(x, h) \xrightarrow{r \rightarrow \infty} 0 \quad x \in D$$

Hinreichend dafür ist, dass die partielle Ableitung gleichmäßig beschränkt sind:

$$\sup_{|\alpha| \geq 0} \sup_{x \in D} |\partial^\alpha f(x)| < \infty$$

**Beweis**

$$\left\| R_{r+1}^f(x, h) \right\|_{\infty} \leq \sum_{|\alpha|=r+1} \frac{|\partial^{\alpha} f(x + \theta h)|}{\alpha!} \|h\|_{\infty}^{|\alpha|} \leq M(f) \sum_{|\alpha|=r+1} \frac{1}{\alpha!} \|h\|_{\infty}^{|\alpha|} \rightarrow 0 \quad \square$$

**Definition 2.23** Eine Funktion  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  hat in einem Punkt  $x \in D \subset \mathbb{R}^n$  ein lokales Extremum, wenn auf einer  $K_{\sigma}(x) \subset \mathbb{R}^n$  (Kugelumgebung) gilt

$$f(x) = \sup_{y \in K_{\sigma}(x) \cap D} f(y) \quad \text{oder} \quad f(x) = \inf_{y \in K_{\sigma}(x) \cap D} f(y)$$

Das Extremum heißt strikt, wenn es in  $K_{\sigma}(x) \cap D$  nur in dem Punkt angenommen wird. Das Extremum heißt global, wenn  $f(x) = \sup_{y \in D} f(y)$  (oder  $\inf_{y \in D} f(y)$ )

**Satz 2.24 (Notwendige Extremalbedingung)** Sei  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  stetig differenzierbar,  $D$  offen. Hat  $f$  in einem Punkt  $\vec{x} \in D$  ein lokales Extremum, so gilt  $\nabla f(\vec{x}) = 0$

**Beweis** Angenommen  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  hat in  $x \in D$  ein lokales Extremum. Wir nehmen  $g_i(t) := f(\vec{x} + te^{(i)})$ ,  $i = 1, \dots, n$ ,  $e^{(i)}$  Einheitsvektor in  $\mathbb{R}^n$ .  $g_i$  ist auf einem nichtleeren  $(-\delta_i, \delta_i) \subset \mathbb{R}$  definiert und hat lokales Extremum in  $t = 0 \implies g'_i(0) = 0$

$$0 = g'_i(0) = \sum_{j=1}^n \partial_j f(\vec{x}) \delta_{ij} = \partial_i f(\vec{x}) \quad i = 1, \dots, n \implies \nabla f(\vec{x}) = 0 \quad \square$$

**Satz 2.25 (Hinreichende Extremalbedingung)** Sei  $D \subset \mathbb{R}^n$  offen und  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  zweimal stetig differenzierbar und  $\nabla f(\vec{x}) = 0$  in einem  $\vec{x} \in D$ . Ist die Hesse Matrix  $H_f(x)$  in  $\vec{x}$  **positiv definit** (das heißt alle Eigenwerte positiv), so liegt in  $\vec{x}$  ein striktes lokales Minimum. Ist sie negativ definit (das heißt alle Eigenwerte negativ), so liegt in  $\vec{x}$  ein striktes lokales Maximum. Ist sie indefinit (hat sowohl positive als auch negative Eigenwerte), so kann in  $\vec{x}$  kein lokales Extremum liegen.

**Beweis** Nach Korollar 2.21 gilt

$$f(x+h) = f(x) + (\nabla f(x), h)_2 + \frac{1}{2} (H_f(x)h, h)_2 + \omega_2(x, h)$$

wobei

$$\lim_{\substack{h \rightarrow 0 \\ h \neq 0}} \frac{\omega_2(x, h)}{\|h\|_2^2} = 0$$

$$\nabla f(\vec{x}) = 0 \implies f(\vec{x}+h) - f(\vec{x}) = \frac{1}{2} (H_f(\vec{x})h, h)_2 + \omega_2(\vec{x}, h)$$

Ist  $H_f(\vec{x})$  positiv definit, so gilt

$$(H_f(\vec{x})h, h)_2 \geq \lambda \|h\|_2^2, h \in \mathbb{R}^n$$

wobei  $\lambda$  der kleinste Eigenwert ist.

$$\implies f(\vec{x} + h) - f(\vec{x}) \geq \frac{1}{2}\lambda\|h\|_2^2 + \omega(\vec{x}, h)$$

Für kleines  $\|h\|_2 < \sigma, h \neq 0$  ist

$$|\omega_2(\vec{x}, h)| < \frac{1}{2}\lambda\|h\|_2^2$$

und somit

$$f(\vec{x} + h) - f(\vec{x}) > \frac{1}{2}\lambda\|h\|_2^2 - \frac{1}{2}\lambda\|h\|_2^2 = 0$$

$\implies \vec{x}$  ist ein lokales Maximum. Ist  $H_f(\vec{x})$  negativ definit  $\implies \vec{x}$  ist ein lokales Maximum (analog).

Ist  $H_f(\vec{x})$  indefinit  $\implies \exists \lambda_+ > 0$  (mit Eigenvektor  $z_+$ ) und  $\exists \lambda_- < 0$  (mit EV  $z_-$ )

$$(H_f(\vec{x})z_+, z_+) = \lambda_+\|z_+\|_2^2 > 0$$

$$(H_f(\vec{x})z_-, z_-) = \lambda_-\|z_-\|_2^2 < 0$$

Für genügend kleines  $t > 0$  gilt dann

$$f(\vec{x} + tz_+) - f(\vec{x}) > 0 \quad f(\vec{x} + tz_-) - f(\vec{x}) < 0$$

$\implies$  kein Extremum in  $\vec{x}$

□

**Beispiel 2.26** 1.  $f_1(x) = a + x_1^2 + x_2^2$

$$\nabla f_1(x) = (2x_1, 2x_2) = 0 \iff \vec{x}_1 = 0 \wedge \vec{x}_2 = 0$$

$$H_{f_1}(x) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$$

positiv definit  $\implies \vec{x} = 0$  ist Minimum.

2.  $f_2(x) = a - x_1^2 - x_2^2$

$$\nabla f_2(x) = (-2x_1, -2x_2) \implies \vec{x} = 0, H_{f_2}(x) = \begin{pmatrix} -2 & 0 \\ 0 & -2 \end{pmatrix}$$

negativ definit  $\implies \vec{x} = 0$  ist Maximum.

**Bemerkung** Ist die Hesse Matrix in einer Nullstelle des Gradienten semidefinit (des heißt  $\exists \lambda_i = 0$ ), so lassen sich keine allgemeinen Aussagen über lokale Extrema machen.

## 2.1 Satz über implizite Funktionen und der Umkehrsatz

Problemstellung:  $F(x, y) = x^2 + y^2 - 1$ . Betrachte  $F(x, y) = 0$

$$\implies y(x) = \pm \sqrt{1 - x^2}$$

**Satz 2.27 (Satz über implizite Funktionen)** Sei  $U_1 \subseteq \mathbb{R}^n, U_2 \subseteq \mathbb{R}^m$  offene Menge und  $F : U_1 \times U_2 \rightarrow \mathbb{R}^m, (x, y) \mapsto F(x, y)$  sei eine stetig differenzierbare Funktion. Sei  $(a, b) \in U_1 \times U_2$  mit  $F(a, b) = 0$ . Die  $(m \times n)$  Matrix

$$\frac{\partial F}{\partial y} := \left( \frac{\partial F_i}{\partial l_j} \right)_{i,j=1,\dots,m}$$

in  $(a, b)$  invertierbar. Dann gibt es offene Mengen  $V_1 \subseteq U_1, V_2 \subseteq U_2, V_1$  Umgebung von  $a, V_2$  Umgebung von  $b$  sowie eine eindeutige stetig differenzierbare Funktion  $\varphi : V_1 \rightarrow V_2$  mit  $\varphi(a) = b$  und  $F(x, \varphi(x)) = 0 \forall x \in V_1$ . (Eindeutigkeit: Ist  $(x, y) \in V_1 \times V_2$  mit  $F(x, y) = 0 \implies y = \varphi(x)$ .)

**Beweis** Ohne Beschränkung der Allgemeinheit  $(a, b) = (0, 0)$ . Wir setzen

$$B := \frac{\partial F}{\partial y}(0, 0) \in \text{GL}(m, \mathbb{R})$$

und betrachten  $G : U_1 \times U_2 \rightarrow \mathbb{R}^m$  durch  $G(x, y) := y - B^{-1}F(x, y)$  definiert.  $G$  ist stetig differenzierbar, weil  $F$  es ist. Dann gilt

$$\frac{\partial G}{\partial y} = \text{Id} - B^{-1} \frac{\partial F}{\partial y}(x, y)$$

mit

$$\frac{\partial G}{\partial y}(0, 0) = \text{Id} - B^{-1}B = 0$$

Es gilt:  $F(x, y) = 0 \iff G(x, y) = 0$ .

Aufgrund der Stetigkeit von  $\frac{\partial G}{\partial y}$  gibt es  $W_1 \subseteq U_1, W_2 \subseteq U_2$  (jeweils um 0), sodass

$$\left\| \frac{\partial G}{\partial y} \right\|_2 \leq \frac{1}{2} \forall (x, y) \in W_1 \times W_2$$

Wähle  $r > 0$ , sodass  $V_2 := \{y \in \mathbb{R}^m \mid \|y\|_2 \leq r\} \subseteq W_2$  und da  $G(0, 0) = 0$  gibt es offene Umgebung  $V_1 \subset W_1$ , sodass

$$\sup_{x \in V_1} \|G(x, 0)\|_2 =: \varepsilon \leq \frac{r}{2}$$

Es gilt für alle  $x \in V_1$  und  $y, \eta \in V_2$ :

$$\|G(x, y) - G(x, \eta)\| \leq \frac{1}{2} \|y - \eta\|$$

Ferner gilt

$$\begin{aligned}\|G(x, y)\| &\leq \|G(x, y) - G(x, 0)\| + \|G(x, 0)\| \\ &\leq \frac{1}{2}\|y\| + \frac{r}{2} \leq \frac{r}{2} + \frac{r}{2} = r\end{aligned}$$

Die Abbildung  $y \mapsto G(x, y)$  bildet  $V_2$  in sich selbst ab und ist eine Kontraktion. Also existiert ein eindeutiger Fixpunkt  $y$  nach Banachschem Fixpunktsatz sodass  $G(x, y) = y$  beziehungsweise  $y = \varphi(x)$ ,  $F(x, \varphi(x)) = 0$ . Wir setzen

$$A := \{\varphi \in C_b(V_1, \mathbb{R}^m) \mid \|\varphi\|_\infty \leq r\} = \{\varphi \in C_b(V_1, \mathbb{R}^m) \mid \varphi(V_1) \subset V_2\}$$

Definiere  $\Phi : A \rightarrow A$ ,  $\varphi \mapsto G(x, \varphi(x))$ .

$$\begin{aligned}\|\Phi(\varphi_1) - \Phi(\varphi_2)\|_\infty &= \sup_{x \in V_1} \|G(x, \varphi_1(x)) - G(x, \varphi_2(x))\| \leq \frac{1}{2} \sup_{x \in V_1} \|\varphi_1(x) - \varphi_2(x)\| \\ &= \frac{1}{2} \|\varphi_1 - \varphi_2\|_\infty\end{aligned}$$

$\implies$  es existiert ein eindeutiges  $\varphi \in C_b(V_1, \mathbb{R}^m)$  mit  $\Phi(\varphi) = \varphi \iff G(x, \varphi(x)) = \varphi(x)$ . Nach eventueller Verkleinerung von  $V_1$  können wir annehmen, dass  $\frac{\partial F}{\partial y}$  in jedem Punkt  $(x, (\varphi(x)))$ ,  $x \in V_1$  invertierbar ist. Wir zeigen die Differenzierbarkeit von  $\varphi$  nur in 0.

$$A := \frac{\partial F}{\partial x}(0, 0) \in M(m \times n, \mathbb{R}), \quad B := \frac{\partial F}{\partial y}(0, 0) \in GL(m, \mathbb{R})$$

Aus der Differenzierbarkeit von  $F$  in  $(0, 0)$  folgt:  $F(x, y) = Ax + By + \omega(x, y)$ . Nun gilt  $F(x, \varphi(x)) = 0 \forall x \in V_1$ , das heißt

$$\varphi(x) = -B^{-1}Ax - B^{-1}\omega(x, \varphi(x))$$

Es muss also gezeigt werden, dass  $\omega(x, \varphi(x)) = o(\|(x, \varphi(x))\|)$ . Zeige dazu, dass es eine Umgebung  $V_1 \subset V_1$  von 0 gibt und eine Konstante  $K > 0$ , sodass

$$\|\varphi(x)\| \leq K\|x\| \quad \forall x \in V_1' \quad c_1 := \|B^{-1}A\| \quad c_2 := \|B^{-1}\|$$

und wegen  $\omega(x, y) = o(\|(x, y)\|)$  gibt es zu  $\varepsilon := 1/(2c_2)$  eine Umgebung  $V' \subset V_1 \times V_2$  von  $(0, 0)$ , sodass

$$\|\omega(x, y)\| = \varepsilon\|(x, y)\| \leq \frac{1}{2c_2}(\|x\| + \|y\|) \quad \forall (x, y) \in V'$$

Wegen der Stetigkeit von  $\varphi$  gibt es eine Nullumgebung  $V_1' \subset V_1$ , sodass der Graph  $\varphi|_{V_1'}$  ganz in  $V'$  enthalten ist. Dahit gilt

$$\|\omega(x, \varphi(x))\| \leq \frac{1}{2c_2}(\|x\| + \|\varphi(x)\|)$$

Außerdem gilt

$$\begin{aligned}\|\varphi(x)\| &\leq c_1\|x\| + c_2\|\omega(x, \varphi(x))\| \\ &\leq \left(c_1 + \frac{1}{2}\right)\|x\| + \frac{1}{2}\|\varphi(x)\| \\ \implies \|\varphi(x)\| &\leq \underbrace{2\left(c_1 + \frac{1}{2}\right)}_{=:K}\|x\|\end{aligned}$$

□

**Beispiel 2.28**  $F(x, y) = x^2 + y^2 - 1 = 0 \implies D_y F = 2y$ . Wir können demnach in einer Umgebung von  $(\hat{x}^2, \hat{y}^2)$ ,  $\hat{x}^2 + \hat{y}^2 - 1 = 0$  mit  $\hat{y} \neq 0$  eindeutig nach  $y$  auflösen und erhalten

$$y = \pm \sqrt{1 - x^2}$$

**Definition 2.29 (2.27)** Sei  $D \subset \mathbb{R}^n$  offen und  $f : D \rightarrow \mathbb{R}^n$  heißt **regulär** in einem Punkt  $\hat{x} \in D$ , wenn  $f$  in einer Umgebung  $K_\delta(\hat{x}) \subset D$  von  $\hat{x}$  stetig differenzierbar und die Jacobi-Matrix  $J_f$  regulär ist. (invertierbar).  $f$  heißt regulär in  $D$ , wenn  $f$  in jedem Punkt regulär ist.

**Satz 2.30 (Satz von der Umkehrabbildung)** Sei  $D \subset \mathbb{R}^n$  offen,  $f : D \rightarrow \mathbb{R}^n$  regulär in einem Punkt  $\hat{x} \in D$ . Dann gibt es eine offene Umgebung  $V(\hat{x}) \subset D$ , die von  $f$  bijektiv auf eine offene Umgebung  $U(\hat{y}) \subset \mathbb{R}^n$  ( $\hat{y} = f(\hat{x})$ ) abgebildet wird. Die Umkehrabbildung ist ebenfalls regulär in  $\hat{y}$ .  $f^{-1} : U(\hat{y}) \rightarrow V(\hat{x})$ . Für die Funktionalmatrix und -determinante gilt:

$$J_{f^{-1}}(\hat{y}) = (J_f(\hat{x}))^{-1}, \quad \det J_{f^{-1}}(\hat{y}) = \frac{1}{\det J_f(\hat{x})}$$

**Beweis** Sei  $\hat{x} \in D$  und definiere  $\hat{y} := f(\hat{x})$ . Betrachte  $F : \mathbb{R}^n \times D \rightarrow \mathbb{R}^n$ ,  $F(x, y) = y - f(x)$  und offenbar gilt  $F(\hat{y}, \hat{x}) = 0$  und  $D_x F(y, x) = -J_f(x)$  und damit regulär in  $\hat{x}$ . Nach dem Satz über implizite Funktionen existieren Umgebungen  $U(\hat{y})$  und  $U(\hat{x})$ , sowie eine eindeutige, stetige differenzierbare Funktion  $\varphi : U(\hat{y}) \rightarrow U(\hat{x})$  sodass  $0 = F(y, \varphi(y)) = y - f(\varphi(y))$ ,  $y \in U(\hat{y})$ . Das bedeutet zu jedem  $y \in U(\hat{y})$  kann man genau ein  $x = \varphi(y) \in U(\hat{x})$  finden mit  $y = f(x)$ . Wir setzen

$$V(\hat{x}) := U(\hat{x}) \cap f^{-1}(U(\hat{y})) = \{x \in U(\hat{x}) \mid f(x) \in U(\hat{y})\}$$

$V(\hat{x})$  offen. Ferner wird  $V(\hat{x})$  bijektiv von  $f$  abgebildet mit zugehörigen Umkehrabbildung  $f^{-1} = \varphi$ . Wegen  $J_{f \circ f^{-1}} = J_{\text{id}} = I$  und der Kettenregel gilt

$$J_f(x) \cdot J_{f^{-1}}(f(x)) = I \implies J_{f^{-1}}(f(x)) = (J_f(x))^{-1} \quad \square$$

**Beispiel 2.31** Transformation der Polarkoordinaten auf kartesische Koordinaten. Polarkoordinaten:  $(r, \theta) \rightarrow$  kartesische Koordinaten  $(x_1, x_2)$ .

$$(x_1, x_2) = f(r, \theta) := (r \cos \theta, r \sin \theta) \quad f : \mathbb{R}_+ \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^2$$

$$J_f(r, \theta) = \begin{pmatrix} \cos \theta & -r \sin \theta \\ \sin \theta & r \cos \theta \end{pmatrix} \quad \det J_f(r, \theta) = r > 0$$

$f$  ist also auf  $D = \mathbb{R}_+ \times \mathbb{R}$  regulär. Nach dem Satz über Umkehrabbildung ist  $f$  also überall in  $D$  lokal umkehrbar

$$J_{f^{-1}}(x_1, x_2) = J_f(r, \theta)^{-1} = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -r^{-1} \sin \theta & r^{-1} \cos \theta \end{pmatrix}$$

Umrechnung in die Variablen  $(x_1, x_2) = (r \cos \theta, r \sin \theta)$  liefert

$$r = \sqrt{x_1^2 + x_2^2}, \cos \theta = \frac{x_1}{r}, \sin \theta = \frac{x_2}{r}$$

$$J_{f^{-1}}(x_1, x_2) = \frac{1}{\sqrt{x_1^2 + x_2^2}} \begin{pmatrix} x_1 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} & x_1 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} \\ -x_2 & x_1 \end{pmatrix}$$

Wir haben bekommen die Jacobi-Matrix von  $f^{-1}$  ohne  $f^{-1}$  explizit zu berechnen. Wir berechnen jetzt die  $f^{-1} : U \rightarrow V$  mit  $U := \mathbb{R}_+ \times (-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2})$ ,  $V := \mathbb{R}_+ \times \mathbb{R}$  ist bijektiv

$$f^{-1}(x_1, x_2) \left( \sqrt{x_1^2 + x_2^2}, \arctan\left(\frac{x_2}{x_1}\right) \right)$$

## 2.2 Extremalaufgaben mit Nebenbedingungen

Sei  $f : D \rightarrow \mathbb{R}$  und  $g : D \rightarrow \mathbb{R}$  differenzierbare Funktionen auf einer offenen Menge  $D \subset \mathbb{R}^n$ . Wir suchen  $\hat{x} \in D$ , sodass

$$f(\hat{x}) = \inf\{f(x) \mid x \in U(\hat{x}), g(\hat{x}) = 0\}$$

für eine Umgebung  $U(\hat{x})$  von  $\hat{x}$ , oder

$$f(\hat{x}) = \sup\{f(x) \mid x \in U(\hat{x}), g(\hat{x}) = 0\}$$

**Satz 2.32 (Lagrange Multiplikatoren)** Sei  $D \subset \mathbb{R}^n$  offen und  $f, g : D \rightarrow \mathbb{R}$  stetig differenzierbar. Ferner sei  $\hat{x} \in D$  ein Punkt, in dem  $f$  ein lokales Extremum unter der Nebenbedingung  $g(\hat{x}) = 0$  hat. Das heißt

$$f(\hat{x}) = \inf_{x \in U \cap Ng} f(x) \quad \sup_{x \in U \cap Ng} f(x)$$

wobei  $Ng := \{x \in D \mid g(x) = 0\}$ . Ist dass  $\nabla g(\hat{x}) \neq 0$ , so gilt es ein  $\hat{\lambda} \in \mathbb{R}$

$$\nabla f(\hat{x}) = \hat{\lambda} \nabla g(\hat{x})$$

Der Parameter  $\hat{\lambda}$  ist der sogenannte **Lagrange-Multiplikator**.

**Beweis** Wegen  $\nabla g(\hat{x}) \neq 0$  können wir (nach eventueller Umnummerierung der Koordinaten) annehmen, dass  $\partial_n g(\hat{x}) \neq 0$

$$\hat{x} := (\hat{x}', \hat{x}_n) \in \mathbb{R}^n, \hat{x}' \in \mathbb{R}^{n-1}$$

Nach dem Impliziten Funktionen Satz existieren für die Gleichung  $F(x', x_n) := g(x) = 0$  die Umgebungen  $U(\hat{x}') \subset \mathbb{R}^{n-1}$  und  $U(\hat{x}_n) \subset \mathbb{R}$  mit  $U(\hat{x}') \times U(\hat{x}_n) \subset D$  und eine eindeutige Funktion  $\varphi : U(\hat{x}') \rightarrow U(\hat{x}_n)$  stetig differenzierbar und sodass

$$F(x', \varphi(x')) = 0 \quad x' \in U(\hat{x}')$$

$$Ng \cap (U(\hat{x}_n) \times U(\hat{x}')) = \{x \in U(\hat{x}_n) \times U(\hat{x}') : x_n = \varphi(x')\}$$

Mit Hilfe der Kettenregel bekommen wir

$$\partial_i g(\hat{x}) + \partial_n g(\hat{x}) \partial_i \varphi(\hat{x}') = 0 \quad i = 1, \dots, n-1$$

Da  $f$  auf  $Ng$  im Punkt  $\hat{x}$  ein lokales Extremum hat, hat die Funktion  $f(x', \varphi(x'))$  auf  $U(\hat{x}')$  ein lokales Extremum.

$$\begin{aligned}
 &\implies 0 = \partial_i f(\hat{x}) + \partial_n f(\hat{x}) \partial_i \varphi(\hat{x}) \quad i = 1, \dots, n-1 \\
 &\implies \partial_n f(\hat{x}) = \hat{\lambda} \partial_n g(\hat{x}) \quad \hat{\lambda}_n := \frac{\partial_n f(\hat{x})}{\partial_n g(\hat{x})} \\
 &\implies \partial_i f(\hat{x}) = \hat{\lambda} \partial_i g(\hat{x}) \quad i = 1, \dots, n \\
 &\implies \nabla f(\hat{x}) = \hat{\lambda} \nabla g(\hat{x}) \quad \square
 \end{aligned}$$

**Bemerkung** Jedes lokale Minimum  $\vec{x}$  der Funktion  $f$  unter der Nebenbedingung  $g(\hat{x}) = 0$  korrespondiert zu einem sogenannten „stationären Punkt der Lagrange Funktion“

$$\begin{aligned}
 \mathcal{L}(x, \lambda) &:= f(x) - \lambda g(x) \quad (x, \lambda) \in D \times \mathbb{R} \\
 \nabla_{x, \lambda} \mathcal{L}(\hat{x}, \hat{\lambda}) &= \begin{pmatrix} \nabla_x f(\hat{x}) - \hat{\lambda} \nabla_x g(\hat{x}) \\ g(\hat{x}) \end{pmatrix} = 0
 \end{aligned}$$

**Beispiel 2.33**  $f(x) := (x_1 \cdot \dots \cdot x_n)^2, f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ . Wir suchen das Maximum von  $f$  auf der Sphäre  $S_1 = \{x \in \mathbb{R}^n \mid \|x\|_2 = 1\}$  das heißt

$$g(x) := \|x\|_2^2 - 1 = \sum_{i=1}^n x_i^2 - 1$$

Nebenbedingung:  $g(x) = 0$ .  $s \subset \mathbb{R}^n$  kompakt  $\implies f$  nimmt auf  $S_1$  sein Maximum und Minimum an.

$$\inf_{x \in S_1} f(x) = 0 \quad \max_{x \in S_1} f(x) > 0$$

Ferner  $\nabla g(x) = 2x \neq 0$  auf  $S_1$ . Nach dem Satz 2.30 sind die Extrempunkte die Lösungen  $(x, \lambda) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}$  vom Gleichungssystem

$$\begin{aligned}
 \partial_i f(x) &= \lambda \partial_i g(x) \quad i = 1, \dots, n \\
 &\implies 2(x_1 \cdot \dots \cdot x_n)^2 = 2\lambda x_i \\
 &\implies (x_1 \cdot \dots \cdot x_n)^2 = \lambda x_i^2 \quad i = 1, \dots, n
 \end{aligned}$$

Weil  $x_i \neq 0$  im Maximum  $\implies \lambda \neq 0$

$$\begin{aligned}
 &\implies \sum_{i=1}^n (x_1 \cdot \dots \cdot x_n)^2 = \lambda \sum_{i=1}^n x_i^2 = \lambda \\
 &\implies n(x_1 \cdot \dots \cdot x_n)^2 = \lambda \\
 &\implies x_i^2 = \frac{1}{n} \quad i = 1, \dots, n
 \end{aligned}$$



### 3 Gewöhnliche Differentialgleichungen

#### Grundbegriffe

Zu einer gegebenen Funktion  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  suchen wir eine differenzierbare Funktion  $x : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ , deren Ableitung durch  $f(\cdot)$  beschrieben wird. Wir suchen also eine Funktion sodass

$$\frac{d}{dt}x(t) = f(t) \forall t \in \mathbb{R}$$

#### Bemerkung zur Notation

$$x' = f$$

$$\dot{x} = f$$

**Beispiel 3.1** Für gegebene Geschwindigkeit (in Ableitung von Zeit) suchen wir die Position des Körpers auf einer festen eindimensionalen Achse.

$$\frac{d}{dt}x(t) = f(t) \forall t \in \mathbb{R}$$

Wir müssen noch die Position zu irgendeinem Zeitpunkt kennen. Das heißt die Lösung ist nicht eindeutig solange wir keinen Wert  $x(t_0) \in \mathbb{R}$  festlegen. Das Problem

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}x(t) &= f(t) \\ x(t_0) &= x_0 \end{aligned}$$

lässt sich lösen wenn  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  stetig ist. Dann besagt nämlich der Hauptsatz der Integralrechnung, dass

$$x(\cdot) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}, t \mapsto x_0 + \int_{t_0}^t f(s) ds$$

differenzierbar ist und die Ableitung  $f(t)$  begrenzt ist.

#### Ziel:

- Existenz von Lösung
- Eindeutigkeit von Lösung
- Verhalten

#### Beispiel 3.2

$$\frac{dx}{dt} = rx$$

$r$ : Konstante. In  $t_0 = 0 : x(0) = x_0$

$$x(\cdot) = c \cdot e^{rt}$$

$$x_0 = x(0) = c$$

$$\implies x(t) = x_0 e^{rt}$$

**Definition 3.3** Gegeben sei eine nicht leere Teilmenge  $D \subset \mathbb{R} \times \mathbb{R}^m$  und eine Funktion  $f : D \rightarrow \mathbb{R}^m$ . Dann nennt man

$$x' = f(\cdot, x)$$

eine explizite Gewöhnliche Differentialgleichung (GDGL)(ODE - ordinary differential equation) 1. Ordnung. Im Fall  $m = 0$  wird die Gleichung als **Skalar** bezeichnet. Eine solche Differentialgleichung heißt **autonom** falls  $f$  nicht explizit von  $t$  abhängt (sonst: **nichtautonom**). Für  $m > 1$  bekommen wir ein System von Gewöhnlichen Differentialgleichungen. Eine Funktion  $x : I \rightarrow \mathbb{R}^m, I \subset \mathbb{R}$ , heißt eine Lösung der Differentialgleichung, wenn

1.  $\forall t \in R \subset \mathbb{R}$  liegt  $(t, x(t)) \in D$
2.  $x(\cdot)$  ist differenzierbar, das heißt

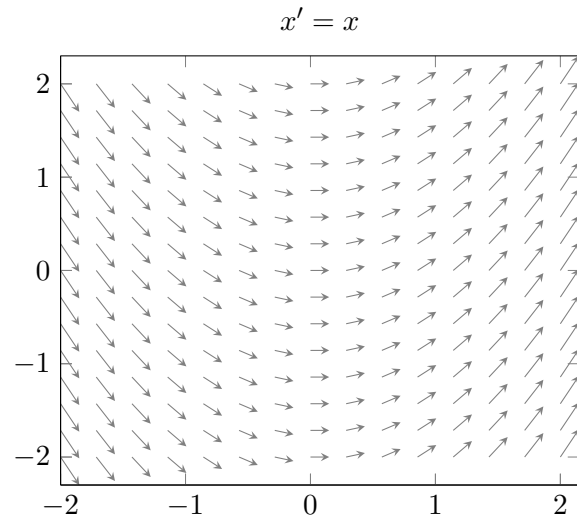
$$\forall t \in I \exists x'(t) = \lim_{\substack{h \rightarrow 0 \\ t+h \in I}} \frac{x(t+h) - x(t)}{h} \in \mathbb{R}^m$$

3.  $\forall t \in I$  gilt  $x'(t) = f(t, x(t))$

Bei **Anfangswertproblemen** zu dieser Gewöhnlichen Differentialgleichung ist noch ein Tupel  $(t_0, x_0) \in D$  gegeben und gesucht ist eine Funktion die Bedingungen 1. bis 3. und  $x(t_0) = x_0$  erfüllt.

### Konstruktion von Lösungen

**Geometrische Interpretation:** Eine skalare Gleichung  $x' = f(t, x)$  bestimmt ein **Richtungsfeld**, das heißt  $\forall (t, x) \in \mathbb{R}^2$  wird durch  $x' = f(t, x)$  eine **Steigung** gegeben. Gesucht sind  $x(t)$  deren Graph  $G(x) = \{(t, x)\}$  in jedem Punkt die vorgegebene Steigung hat. In einfachen Fällen kann mit



aus ihrem Richtungsfeld die mögliche Lösung ergeben.



### Methode der Trennung der Variablen

Wir betrachten die separable Differentialgleichung

$$x' = f(x, t) = a(t)g(x)$$

Sei  $x$  eine Lösung. Falls  $g(x) \neq 0$  bekommen wir

$$\int_{t_0}^t \frac{x'(s)}{g(x(s))} ds = \int_{t_0}^t a(s) ds$$

Mit Hilfe der Substitution  $z := x(s)$  ergibt sich (mit  $\frac{dz}{dx} = x'(s)$ )

$$\int_{x_0}^{x(t)} \frac{1}{g(z)} dz = \int_{t_0}^t a(s) ds$$

### Beispiel 3.4 (3.4)

$$\begin{cases} x' = x^2 \\ x(t_0) = x_0 \end{cases}$$

$$\int_{x_0}^{x(t)} \frac{dz}{z^2} = \int_{t_0}^t 1 ds$$

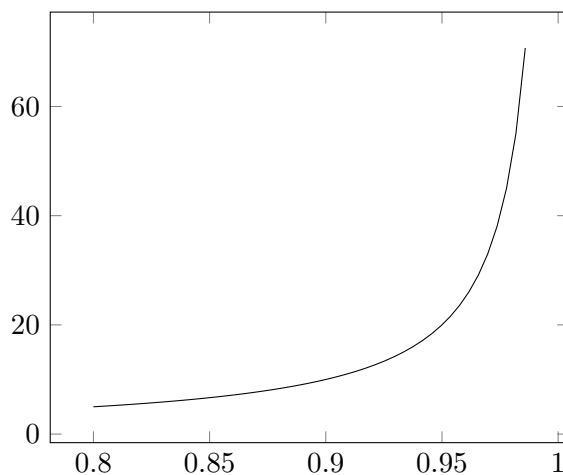
$$-\frac{1}{z} \Big|_{x_0}^{x(t)} = t - t_0$$

$$t - t_0 = \frac{1}{x_0} - \frac{1}{x(t)}$$

$$x(t) = \frac{x_0}{1 - x_0(t - t_0)}$$

Falls  $t_0 = 0, x(0) = 1$ :

$$x(t) = \frac{1}{1-t}$$



Dies ist keine **globale** ( $\forall t \in \mathbb{R}_+$ ) Lösung, da man  $x(t)$  nicht nach  $t = t^*$  fortsetzen kann.

### Methode der Variation der Konstanten

Wir betrachten die Differentialgleichung  $x' = a(t)x(t) + b(t), t \in I = [t_0, t_0 + \tau] \subset \mathbb{R}$  mit den stetigen Funktionen  $a, b : I \rightarrow \mathbb{R}$ . Die zugehörige homogene Differentialgleichung  $y' = ay$  hat eine Lösung in der Form

$$y(t) = c \exp \int_{t_0}^t a(s) ds, \quad c \in \mathbb{R}$$

(Separation der Variablen). Sei  $y(t)$  eine Lösung mit  $c = 1$ . Zur Bestimmung einer Lösung der **inhomogenen Differentialgleichung** wird  $c$  als Funktion von  $t$  angesetzt. Ansatz:  $x(t) = c(t)y(t)$

$$\begin{aligned} \implies x'(t) &= c'(t)y(t) + c(t)y'(t) \\ &= c'(t) \exp \int_{t_0}^t a(s) ds + a(t)x(t) \\ &\stackrel{?}{=} a(t)x(t) + b(t) \iff c'(t) \exp \left( \int_{t_0}^t a(s) ds \right) = b(t) \end{aligned}$$

Wir bekommen

$$c(t) = \int_{t_0}^t \exp \left( - \int_{t_0}^{\tau} a(s) ds \right) b(\tau) d\tau + r$$

mit einer freien Konstanten  $r \in \mathbb{R}$ . Damit wird

$$x(t) = \exp \left( \int_{t_0}^t a(s) ds \right) \int_{t_0}^t \exp \left( - \int_{t_0}^{\tau} a(s) ds \right) b(\tau) d\tau + r \exp \left( \int_{t_0}^t a(s) ds \right)$$

Durch die Wahl der Konstanten  $r = x_0$  ergibt sich  $x(t_0) = x_0$

$$\implies x(t) = \exp \left( \int_{t_0}^t a(s) ds \right) \left[ x_0 + \int_{t_0}^t \exp \left( - \int_{t_0}^{\tau} a(s) ds \right) b(\tau) d\tau \right]$$

**Beispiel 3.5**

$$x' = ax(t) + b(t), \quad x(0) = x_0$$

$a$ : Konstante

$$\Rightarrow x(t) = x_0 e^{at} + \int_{t_0}^t e^{a(t-\tau)} b(\tau) d\tau$$

$$(c(t)e^{at})' = c'e^{at} + ce^{at}a = ae^{at} + b$$

$$\Rightarrow c' = b(t)e^{-at}$$

$$c(t) = \int_{t_0}^t b(\tau)e^{-a\tau} d\tau$$

$$x(t) = x_0 e^{at} + c(t)e^{at}$$

**Anfangswertproblem**

$$x' = f(t, x)$$

$$x(0) = x_0$$

Integralgleichung:

$$x' = f(t, x) \iff x(t) = x_0 + \int_{t_0}^t f(x, x(s)) ds$$

**Existenzsatz von Peano**

**Satz 3.6 (Peano)** Die Funktion  $f(t, x)$  sei **stetig** auf einem Zylinder

$$D = \{(t, x) \in \mathbb{R}^1 \times \mathbb{R}^m \mid |t - t_0| \leq \alpha, \|x - x_0\| \leq \beta\}$$

Dann existiert eine Lösung  $x(t)$  auf dem Intervall  $I := [t_0 - T, t_0 + T]$  wobei

$$T := \min\left(\alpha, \frac{\beta}{M}\right), \quad M := \max_{(t,x) \in D} \|f(t, x)\|$$

**Beweis** Mit Hilfe der Differenzenmethode konstruieren wir eine Folge von stückweise linearer Funktionen, welche eine Teilfolge besitzt, die (gleichmäßig) gegen eine Lösung des Anfangswertproblems konvergiert. Ohne Beschränkung der Allgemeinheit genügt es das Halbintervall  $I = [t_0, t_0 + T]$  zu betrachten. Zu einem Schrittweitenparameter  $h > 0$  wird eine äquidistante Unterteilung des  $I$  gewählt.

$$t_0 < \dots < t_N = t_0 + T \quad h = t_n - t_{n-1}$$

Ausgehend von  $x_0^h := x_0$  erzeugt dann das sogenannte Eulersche Polygonzugverfahren Werte für  $x_n^h$  durch

$$x_n^h = x_{n-1}^h + hf(t_{n-1}, x_{n-1}^h), n \geq 0$$

Diese diskreten Funktionswerte werden linear interpoliert zu einer stetigen Funktion:

$$x_n^h(t) := x_{n-1}^h + (t - t_{n-1})f(t_{n-1}, x_{n-1}^h)$$

**Schritt 1:** Wir zeigen  $\text{Graph}(x^n) \subset D$ .

Sei  $(t, x^h(t)) \in D$  für  $t_0 \leq t \leq t_{k-1}$ . Es gilt

$$(x(t)^h)' = f(t_{k-1}, x_{k-1}^h), t \in [t_{k-1}, t_k]$$

Nach Konstruktion gilt dann für  $t \in [t_{k-1}, t_k]$

$$\begin{aligned} x^h(t) - x_0 &= x^h(t) - x_{k-1}^h + \sum_{i=1}^{k-1} (x_i^h - x_{i-1}^h) \\ &= (t - t_{k-1})f(t_{k-1}, x_{k-1}^h) + h \sum_{i=1}^{k-1} f(t_{i-1}, x_{i-1}^h) \\ \implies \|x^h(t) - x_0\| &\leq (t - t_{k-1})M + (t_{k-1} - t_0)M = (t - t_0)M \end{aligned}$$

Also  $(t, x^h(t)) \in D$  für  $0 \leq t \leq t_k$

**Schritt 2:** Wir zeigen gleichgradige Stetigkeit

Seien dazu  $t, \tilde{t} \in I, \tilde{t} \leq t$  mit  $t \in [t_{k-1}, t_k], \tilde{t} \in [t_{j-1}, t_j]$  für gewisse  $t_j \leq t_k$ . Im Fall  $t, \tilde{t} \in [t_{k-1}, t_k]$  gilt

$$\begin{aligned} x^h(t) - x^h(\tilde{t}) &= (t - \tilde{t})f(t_{k-1}, x_{k-1}^h) \\ \implies \|x^h(t) - x^h(\tilde{t})\| &\leq M(t - \tilde{t}) \end{aligned}$$

Für  $t_j < t_k$

$$\begin{aligned} x^h(t) - x^h(\tilde{t}) &= (t - t_{k-1})f(t_{k-1}, x_{k-1}^h) + h \sum_{i=j}^{k-1} f(t_{i-1}, x_{i-1}^h) + (t_{j-1} - \tilde{t})f(t_{j-1}, x_{j-1}^h) \\ &= (t - t_{k-1})f(t_{k-1}, x_{k-1}^h) + h \sum_{i=j+1}^{k-1} f(t_{i-1}, x_{i-1}^h) + (h + t_{j-1} - \tilde{t})f(t_{j-1}, x_{j-1}^h) \\ \implies \|x^h(t) - x^h(\tilde{t})\| &\leq M((t - t_{k-1}) + (t_{k-1} - t_j) + (t_j - \tilde{t})) \leq M|t - \tilde{t}| \end{aligned}$$

Also  $x_{h>0}^h$  gleichgradig stetig. Die Funktionen sind auch gleichmäßig beschränkt:

$$\|x^h(t)\| \leq \|x^h(t) - x_0\| + \|x_0\| \leq MT + \|x_0\|, t \in (t_0, t_0 + T)$$

Arzela-Ascoli Satz:  $\exists$  eine Nullfolge  $(h_i)_{i \in \mathbb{N}}$  und stetiges  $x(t)$  sodass

$$\|x^{h_i}(t) - x(t)\| \xrightarrow{i \rightarrow \infty} 0$$

und  $\text{Graph}(x) \subset D$

**Schritt 3** Es bleibt zu zeigen, dass die Grenzfunktion  $x$  der Integralgleichung genügt. Für  $t \in [t_{k-1}, t_k] \subset I$  sehen wir  $x^i(t) := x^{h_i}(t)$ .  $\forall i \in \mathbb{N}$  gilt:

$$\begin{aligned} x^i(t) &= x_{k-1}^i + (t - t_{k-i})f(t_{k-i}, x_{k-i}^i) = \dots = \\ &= x_0 + \sum_{j=1}^k (t_j - t_{j-1})f(t_{j-i}, x_{j-i}^i) + (t - t_{k-i})f(t_{k-1}, x_{k-1}^i) \\ &= x_0 + \sum_{j=1}^k \int_{t_0}^{t_{j-i}} f(t_{j-i}, x_{j-i}^i) ds + \int_{t_{k-i}}^t f(t_{k-i}, x_{k-i}^i) ds \\ &= x_0 + \sum_{j=1}^k \int_{t_{j-1}}^{t_j} [f(t_{j-1}, x_{j-1}^i) - f(s, x^i(s))] ds + \int_{t_{k-1}}^t [f(t_{k-1}, x_{k-1}^i) - f(s, x^i(s))] ds + \int_{t_0}^t f(s, x^i(s)) ds \end{aligned}$$

Die Folge  $(x^i)_{i \in \mathbb{N}}$  ist gleichgradig stetig und die Menge der Funktionen  $f(x, t)$  ist gleichmäßig stetig (auf der kompakten Menge  $D$ ).  $\forall \varepsilon > 0 \exists \delta_\varepsilon$  sodass für  $|t - t'| < \delta_\varepsilon$  gilt

$$\|x^i(t) - x^i(t')\| \leq \varepsilon' < \varepsilon$$

und weiter für

$$|t - t'| < \delta_\varepsilon, \|x - x'\| < \varepsilon' \implies \|f(t, x) - f(t', x')\| < \varepsilon$$

Für hinreichend großes  $i \geq i_\varepsilon$  (das heißt hinreichend kleines  $h_i$ ) folgt damit

$$\begin{aligned} \max_{s \in [t_{k-i}, t_k]} \|f(t_{k-1}, x^i(t_{k-1})) - f(s, x^i(s))\| &\leq \varepsilon \\ \left| x^i(t) - x_0 - \int_{t_0}^t f(s, x^i(s)) ds \right| &\leq \varepsilon |t - t_0| \end{aligned}$$

Die gleichmäßige Konvergenz  $x^i \rightarrow x$  auf  $I$  impliziert auch die gleichmäßige Konvergenz  $f(\cdot, x^i(\cdot)) \xrightarrow{i \rightarrow \infty} f(\cdot, x(\cdot))$ .  $\implies$  Für hinreichend großer  $i \geq i_\varepsilon$  bekommen wir

$$\left| x(t) - x_0 - \int_{t_0}^t f(s, x(s)) ds \right| \leq \varepsilon |t - t_0|$$

Wegen der beliebigen Wahl von  $\varepsilon > 0$  folgt, dass die Grenzfunktion  $x$  die Integralgleichung löst.  $\square$

**Satz 3.7 (3.7 Fortsetzungssatz)** Sei die Funktion  $f(t, x)$  stetig auf einem abgeschlossenem Bereich  $D$  des  $\mathbb{R}^1 \times \mathbb{R}^m$ , mit  $(t_0, x_0) \in D$  und sei  $x$  eine Lösung der Anfangswertaufgabe auf einem Intervall  $I = [t_0 - B, t_0 + T]$ . Dann ist die lokale Lösung  $x$  nach rechts und nach links auf ein maximales Existenzintervall  $I_{max} = (t_0 - T_*, t_0 + T_*)$  (stetig differenzierbar) fortsetzbar, solange der  $\text{Graph}(x)$  nicht auf dem Rand von  $D$  stößt. Dabei kann der  $\text{Graph}(x) := \{(t, x(t)) \mid t \in I_{max}\}$  unbeschränkt sein sowohl durch  $t \rightarrow t_0 + T^* = \infty$  als auch  $\|x(t)\| \xrightarrow{t \rightarrow t_0 + T^*} 0$

**Beweis** Ohne Beschränkung der Allgemeinheit behalten wir nur  $[t_0, t_0 + T_*]$ . Der Peano Satz liefert Existenz einer Lösung  $x^0$  auf  $[t_0, t_1]$ ,  $t_1 := t_0 + T_0$  mit

$$T_0 := \min\left(\alpha_0, \frac{\beta_0}{M_0}\right)$$

$T_0$  hängt nur von  $\alpha_0, \beta_0, M_0$  ab. Wir lösen die Gleichung mit Anfangspunkt  $(t_0, x(t_1))$  auf dem Bereich

$$\{(t, x) \in D \mid |t - t_0| \leq \alpha_1, \|x - x_0\| \leq \beta_1\}$$

Die so gewonnenen Lösungsstücke  $x^0, x^1$  ergeben zusammengesetzt eine stetige und (wegen Stetigkeit von  $f$ ) differenzierbare Funktion  $x$  auf dem Intervall  $[t_0, t_0 + T_0 + T_1]$ . In  $t_1$  gilt:

$$(x^0(t_1))' = f(t_1, x^0(t_1)) = f(t, x^1(t_1)) = (x^1(t_1))'$$

Nach Konstruktion ist  $x(t)$  lokale Lösung der Anfangswertaufgabe. Dieser Prozess lässt sich fortsetzen solange der Graph  $(x)$  nicht an den Rand von  $D$  stößt.  $\square$

**Satz 3.8 (Regularität)** Sei  $x$  eine Lösung der Anfangswertaufgabe auf dem Intervall  $I$ . Falls  $f \in C^m(D)$  für ein  $m \geq 1$  rst, dann  $x \in C^{m+1}(I)$

**Beweis** Aus der Beziehung  $x(t) = x_0 + \int_{t_0}^t f(s, x(s)) ds, t \in I$  bekommen wir, dass für  $f \in C^1(D)$ ,  $x$  zweimal stetig differenzierbar ist mit der Ableitung  $x''(t) = \partial_t f(t, x(t)) + \nabla_x f(t, x(t)) x'(t)$ . Durch wiederholte Anwendung dieses Argument folgt die Behauptung.  $\square$

### Eindeutigkeit?

#### Beispiel 3.9

$$\begin{cases} x' = \sqrt{x} \\ x(0) = 0 \end{cases}$$

$$\int_0^{x(t)} z^{-\frac{1}{2}} dz = \int_0^t ds \implies 2x^{-\frac{1}{2}} = t + c \implies x = \frac{t^2}{4}$$

aber  $x \equiv 0$  ist auch eine Lösung. Jede

$$x(t) = \begin{cases} 0 & 0 \leq t \leq c \\ \frac{1}{4}(t - c)^2 & t \geq c \end{cases}$$

ist auch eine Lösung.

**Satz 3.10 (Picard-Lindelöf)** Sei  $D \subset \mathbb{R}^{n+1}$  offen,  $f \in C(D, \mathbb{R}^n)$  und  $(t_0, x_0) \in D$ . Falls  $f(t, x)$  lokal lipschitz stetig bezüglich  $x$  ist, gleichmäßig in  $t_0$ , dann existiert eine eindeutige lokale stetig differenzierbare Lösung von

$$\begin{cases} x' = f(t, x) \\ x(t_0) = x_0 \end{cases}$$



**Beweis** Wir betrachten die Integralgleichung

$$x(t) = x_0 + \int_{t_0}^t f(s, x(s)) ds$$

Wir wenden den Banachschen Fixpunktsatz an. Schritt 1:

$$\exists \delta > 0 : K := \{(t_0, x) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}^{n+1} \mid |t - t_0| \leq \alpha, \|x - x_0\| \leq \delta\} \subset D$$

$f(t, x)$  erfüllt die Lipschitz Bedingung auf  $K$

$$\|f(t, x) - f(t, y)\| \leq L_k \|x - y\| \quad (t_0, x), (t, y) \in K$$

Da  $K$  kompakt und  $f$  stetig ist, gibt es eine Konstante  $M > 0$

$$\|f(t, x)\| \leq M \quad (t_0, x) \in K$$

Wir setzen  $\varepsilon := \min(\delta, \delta/m, 1/(2L_k))$ ,  $I_\varepsilon = [t_0 - \varepsilon, t_0 + \varepsilon]$  und definieren den Vektorraum  $V = C(I_\varepsilon)$ .  $V$  mit der Norm  $\|\cdot\|_\infty$  ( $\|x\|_\infty := \max_{t \in I_\varepsilon} \|x(t)\|$ ) ist ein Banachraum. Schritt 2:

Für  $x \in V_0 := \{v \in V \mid \max_{t \in I_\varepsilon} \|v(t_0) - x_0\| \leq \delta\} \subset V$  definieren wir die Abbildung:  $g : V \rightarrow V$  durch

$$g(x)(t) := x_0 + \int_{t_0}^t f(s, x(s)) ds$$

Es gilt für  $f \in I_\varepsilon, x \in V_0$ :

$$\|g(x)(t) - x\| \leq \int_{t_0}^t \|f(s, x(s))\| ds \leq M \underbrace{|t - t_0|}_{\leq \varepsilon} \leq M\varepsilon \leq \delta$$

das heißt die Abbildung  $g$  bildet die Teilmenge  $V_0 \subset V$  in sich ab.  $g : V_0 \rightarrow V_0, V_0 \subset V$ . Für zwei Funktionen  $x, y \in V_0$  gilt (aus Lipschitz Stetigkeit von  $f(t, \cdot)$ ):

$$\begin{aligned} \|g(x)(t) - g(y)(t)\| &\leq \int_{t_0}^t \|f(s, x(s)) - f(s, y(s))\| ds \leq L_k |t - t_0| \|x - y\|_\infty \\ &\leq \underbrace{L_k \varepsilon}_{1/2} \|x - y\|_\infty \leq \frac{1}{2} \|x - y\|_\infty \end{aligned}$$

das heißt  $g$  ist auf  $V_0$  eine Kontraktion. Nach dem Banachschem Fixpunktsatz hat  $g$  in  $V_0$  genau einen Fixpunkt  $x^*$  das heißt

$$x^* = g(x^*)(t) = x_0 + \int_{t_0}^t f(s, x^*(s)) ds \quad t \in I_\varepsilon$$

das heißt:  $x^*$  löst die Integralgleichung. □

**Bemerkung** Die Lösung  $x^*$  erhält man durch im Banachraum  $V = C(I_\varepsilon)$  konvergente Fixpunktiteration (sogenannte „sukzessive Approximation“)

$$x^k(t) := x_0 + \int_{t_0}^t f(s, x^{k-1}(s)) ds \quad t \in I_\varepsilon$$

für eine Startfunktion  $x_0$ .

### Beispiel 3.11

$$\begin{aligned} x' &= Ax & (A \text{ ist eine reelle } n \times n \text{ Matrix}) \\ x(0) &= x_0 \end{aligned}$$

wir bekommen  $n$  Gleichungen. Es gilt für  $t < \varepsilon(x)$ :

$$\begin{aligned} g(x_0)(t) &= x_0 + \int_{t_0}^t Ax_0 ds = (I + tA)x_0 =: x_1 \\ g^m(x)(t) &= \sum_{k=1}^m \frac{(tA)^k}{k!} \xrightarrow{m \rightarrow \infty} x^*(t) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(tA)^k}{k!} x_0 \end{aligned}$$

Tatsächlich konvergiert die Reihe. Sie kann gliedweise nach  $t$  differenziert werden, und stellt daher die Lösung da.

**Bemerkung** 1. Ein nicht autonomes System  $x' = f(t, x)$ ,  $x \in \mathbb{R}^n$  kann immer zu einem autonomen System in  $\mathbb{R}^{n+1}$  durch hinzufügen von  $x_{n+1}(t) := t$  (beziehungsweise  $x'_{n+1} = 1$ ) gemacht werden.

2. ein System  $m$ -ter Ordnung für  $x(t) \in \mathbb{R}^n$

$$\begin{aligned} x^{(n)}(t) &= f(t, x, x'(t), \dots, x^{(n-1)}(t)) \\ x(t_0) &= x_0, x'(t_0) = x_1, \dots, x^{(n-1)}(t_0) = x_{n-1} \end{aligned}$$

lässt sich als System erster Ordnung schreiben, indem man  $z_i(t) = x^{(i)}(t)$ ,  $i = 0, \dots, m-1$  setzt und erhält denn:

$$\underbrace{z'_{m-1}(t)}_{x^{(n)}(t)} = \underbrace{f(t, x, z_1, \dots, z_{m-1})}_{z'_i(t) = x_{i+1}(t)}$$

### Beispiel 3.12 (Logistische Gleichung)

$$\begin{aligned} x' &= x(t-x) \\ x(0) &= x_0 \end{aligned}$$

Homogene Lösung:

$$\begin{aligned} x' &= ax \\ x(0) &= x_0 \\ x(t) &= x_0 e^{at} \end{aligned}$$

Picard-Lindelöf Satz  $\implies$  eindeutige Lösung (aber Lokalität) (rechte Seite ist  $C^1$ ). Beschränktheit:  $x(t) < \max\{x_0, K\} < \infty$ . Im allgemeinen Fall: wir suchen  $x = M$ , sodass  $f(M) \leq 0 \forall x \geq M$ ,  $x'(t) \leq 0$ , das heißt  $x(t)$  kann nicht weiter wachsen. das heißt  $I = \{x \mid x \leq M\}$  ist invariant, das heißt  $x_0 \in I \implies x(t) \in I \forall t \in \mathbb{R}$ . Es gibt uns gleichmäßige Beschränktheit. Nichtnegativität heißt  $\{x \mid x \geq 0\}$  ist invariant. Es gilt falls  $f(0) \geq 0$ , das heißt  $x'(t)|_{x=0} \geq 0$   $x' = ax \implies$  keine gleichmäßige Beschränktheit.

$$x' = \frac{ax}{t+x} x \leq ax$$

$\implies x(t) \leq x(t)e^{at} \implies$  globale Lösungen existieren.

**Lemma 3.13 (Gronwall'sches Lemma)** Die stückweise stetige Funktion  $w(t) \geq 0$  genüge mit zwei Konstanten  $a, b \geq 0$  der Integralgleichung

$$w(t) \leq a \int_{t_0}^t w(s) ds + b, t \geq t_0$$

Dann gilt die Abschätzung

$$w(t) \leq e^{a(t-t_0)} b, t \geq t_0$$

**Beweis** Für die Funktion

$$\psi(t) := a \int_{t_0}^t w(s) ds + b$$

gilt  $\psi'(t) = aw(t)$ . Somit gemäß Voraussetzung:

$$\psi'(t) \leq a\psi(t)$$

$$\implies (e^{-at}\psi(t))' = e^{-at}\psi'(t) - ae^{-at}\psi(t) = e^{-at}(\psi'(t) - \psi(t)) \leq 0$$

das heißt  $e^{-at}\psi(t)$  ist monoton fallend

$$\implies e^{-at}w(t) \leq e^{-at}\psi(t) \leq \psi(t_0)e^{-at_0} = b e^{-at_0}, t \geq t_0$$

$$w(t) \leq e^{a(t-t_0)} b, t \geq t_0$$

□

**Bemerkung** Es gibt verschiedene Verallgemeinerungen, zum Beispiel

$$w(t) \leq \int_{t_0}^t a(s)w(s) ds + b(t), t \geq t_0$$

mit einer stetigen Funktion  $a(t) \geq 0$  und einer nichtfallenden Funktion  $b(t) \geq 0$  so folgt

$$w(t) \leq \exp\left(\int_{t_0}^t a(s) ds\right) b(t), t \geq t_0$$

Eine wichtige Anwendung des Lemma von Gronwall ist

**Satz 3.14 (Globale Existenz bei linearem Wachstum)** Für  $-\infty \leq T_0 < t_0 < T_0 \leq \infty$  sei  $f \in C([T_1, T_2], \mathbb{R}^m)$ , sodass

$$|f(t, x)| \leq \alpha(t) + \beta(t)|x|, T_1 < t < T_2$$

dann existiert  $\forall x_0 \in \mathbb{R}^m$  die Lösung von

$$\begin{cases} x'(t) = f(t, x(t)) \\ x(t_0) = x_0 \end{cases}$$

auf  $(T_1, T_2)$ . Insbesondere existiert die Lösung des linearen Systems  $x' = A(t)y(t) + b(t)$  global falls  $A(t) \in C^0(\mathbb{R}, \mathbb{R}^{m \times m})$  und  $b \in C^0(\mathbb{R}, \mathbb{R}^m)$  gilt.

**Beweis** Nehme an für ein  $x_0 \in \mathbb{R}^m$  wäre  $T_+(x) < T_2$ , dann gibt es eine Konstante  $C = C(T_+(x_0))$ , sodass für  $t_0 \leq t \leq T_+(x)$   $|\alpha(t)| \leq C$  und  $|\beta(t)| \leq C$  gilt. Mithilfe von Integration folgt

$$|x(t)| \leq |x_0| + C \int_{t_0}^t (1 + |x(s)|) ds, t_0 \leq t < T_+(x_0)$$

setze im Lemma von Gronwall  $w(t) := 1 + |x(t)|$ ,  $a(t) := 1 + |x|$ ,  $b(t) := C$  und erhalte

$$w(t) \leq e^{C(t-t_0)}(1 + |x_0|) \iff |x(t)| \leq e^{C(t-t_0)}(1 + |x_0|) - 1$$

$\implies x(t)$  bleibt beschränkt für  $t \in (0, T_+(x_0))$  und kann daher fortgesetzt werden. Damit folgt  $T_+(x_0) = T_2$ . Analog erhält man  $T_-(x) = T_1$   $\square$

**Satz 3.15 (Lipschitzstetigkeit / Abhängigkeit von Anfangsdaten)** Sei  $f(t, x)$  stetig auf  $D \subset \mathbb{R}^1 \times \mathbb{R}^m$  und genüge einer Lipschitz Bedingung. Dann gilt für zwei Lösungen  $x, y$  der Differentialgleichung  $x' = f(t, x)$ ,  $t \in I$  auf einem gemeinsamen Existenzintervall  $I$

$$\|x(t) - y(t)\| \leq e^{L(t-t_0)} \|x(t_0) - y(t_0)\|$$

mit der Lipschitz Konstante  $L = L_k$  von  $f$  auf einer beschränkten Teilmenge  $K \subset D$  welche die Graphen von  $x$  und  $y$  enthält.

**Beweis** Sei  $K \subset D$  eine beschränkte Teilmenge, welche die Graphen von  $x$  und  $y$  enthält. Für  $u(t) = x(t) - y(t)$  gilt

$$\begin{aligned} u(t) &= \int_{t_0}^t (f(s, x(s)) - f(s, y(s))) ds + x(t_0) - y(t_0) \\ \|u(t)\| &\leq L_k \int_{t_0}^t \|u(s)\| ds + \|x(t_0) - y(t_0)\| \end{aligned}$$

das heißt eine stetige Funktion  $w(t) = \|u(t)\|$  genügt einer linearen Integralgleichung. Wir wenden Lemma von Gronwall an und bekommen die Aussage.  $\square$

**Bemerkung** Aus der Bedingung folgt, dass die durch den Existenzsatz von Peano und den Fortsetzungsatz gelieferte lokale Lösung  $x$  eindeutig bestimmt ist.

**Beweis** Seien  $x, y$  zwei Lösungen zu gleichem Anfangspunkt

$$\|x(t) - y(t)\| \leq 0, t \in I \implies x(t) = y(t) \quad \square$$

### Beispiel 3.16 (Beschränktheit)

$$\begin{aligned} x' &= xy - ax \\ y' &= -xy - by \end{aligned}$$

## 3.1 Lineare Systeme

Wir betrachten lineare inhomogene Differentialgleichungen der Form

$$\begin{cases} u'(t) = A(t)u(t) + b(t) & t \geq t_0 \\ u(t_0) = u_0 \in \mathbb{R}^n \end{cases}$$

wobei  $A : [t_0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}^{n \times n}, b : [t_0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}^n$  stetig seien. Für  $n = 1$  hat man bereits per Variation der Konstanten

$$u(t) = \Phi(t) \left( u_0 + \int_0^t \Phi^{-1}(s)b(s)ds \right), \quad \Phi(t) = \exp \left( \int_{t_0}^t A(s)ds \right)$$

Für  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  folgt mit Übung 6.1 analoges Resultat mit

$$\Phi(t) = \exp(A(t - t_0))$$

Zunächst homogener Fall  $b \equiv 0$

**Satz 3.17 (Homogene Lineare Systeme)** Seien  $A : [t_0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}^{n \times n}, b : [t_0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}^n$  stetig, dann gelten:

1. Die Menge  $H$  der Lösungen des linearen Systems  $u'(t) = A(t)u(t)$  bildet einen  $\mathbb{R}$  Vektorraum.
2. Zu jeder Basis  $\{u_0^1, \dots, u_0^n\}$  des  $\mathbb{R}^n$  bilden die zugehörigen Lösungen der  $n$  Anfangswertaufgaben

$$\begin{cases} (u^i)'(t) = A(t)u^i(t) \\ u^i(t_0) = u_0^i \end{cases} \quad i = 1, \dots, n$$

eine Basis  $\{u^1, \dots, u^n\}$  des Lösungsraums  $H$ , das heißt  $\dim H = n$

3. Ist  $\{u^1, \dots, u^n\}$  eine Basis von  $H$ , dann ist für jedes  $t \geq t_0$   $\{u^1(t), \dots, u^n(t)\}$  eine Basis in  $\mathbb{R}^n$

**Beweis** 1. Übung: Die Addition ist komponentenweise definiert, zum Beispiel für  $\alpha, \beta \in \mathbb{R}, u, v \in H$

$$\implies (\alpha u + \beta v)'(t) = \alpha u'(t) + \beta v'(t) = A(t)(\alpha u + \beta v)(t)$$

2. Seien  $\{u_0^1, \dots, u_0^n\}$  eine Basis von  $\mathbb{R}^n$ ,  $\{u^1, \dots, u^n\}$  zugehörige Lösungen mit  $u'(t_0) = u_0^i$ .  
Lineare Unabhängigkeit: Seien  $\alpha_i \in \mathbb{R}$  mit

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i u^i = 0 \iff \sum_{i=1}^n \alpha_i u'(t) = 0 \forall t \geq t_0$$

so ist für  $t = t_0$ :

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i u_0^i = 0 \xrightarrow{\text{Basis}} \alpha_i = 0 \forall i = 1, \dots, n$$

Maximalität: Nehmen wir eine weitere Lösung  $u^{n+1}$  mit  $u^{n+1}(t_0) = u_0^{n+1}$  zu  $\{u^1, \dots, u^n\}$  hinzu und nehmen an diese sei linear unabhängig, dann folgt für  $t = t_0$ , dass  $\{u_0^1, \dots, u_0^{n+1}\}$  linear unabhängig in  $\mathbb{R}^n \nrightarrow \dim H = n$

3. Wie 2. □

**Definition 3.18** Eine Basis  $\{\varphi^1, \dots, \varphi^n\}$  des Lösungsraums von  $u'(t) = A(t)u(t)$  (für zum Beispiel  $\varphi'(t_0) = e_i$ ) heißt **Fundamentalsystem** der linearen Gleichung. Zusammengefasst lässt sich dies in der **Fundamentalmatrix**  $\Phi = (\varphi^1, \dots, \varphi^n)$  in den Spaltenvektoren  $\varphi^i$  schreiben. Nach Satz 3.15 ist  $\Phi(t)$  für jedes  $t \geq t_0$  invertierbar und es gilt

$$\Phi'(t) = A(t)\Phi(t)$$

(mit zum Beispiel  $\Phi(t_0) = E_n$ ) (vergleiche Exponentialmatrix  $\exp(A(t - t_0))$  für  $A$  konstant)

**Bemerkung** Bildet man die sogenannte Wronski-Determinante  $\det(U(t))$  für eine Lösungsmenge  $\{u^1(t), \dots, u^n(t)\}$  der linearen Gleichung

$$\begin{cases} u'(t) = A(t)u(t) & t \geq t_0 \\ u(t_0) = u_0 \in \mathbb{R}^{n \times n} \end{cases}$$

so lässt sich mit  $\det(U(t)) \neq 0$  auf ein Fundamentalsystem testen. Dies ist nach Satz 3.15 gleichbedeutend mit  $\det(U(t_0)) \neq 0$

**Satz 3.19** Seien  $t_0 \in \mathbb{R}$ ,  $A : [t_0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $b : [t_0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}^n$  stetig. Sei  $u_0 \in \mathbb{R}^n$ , dann ist die eindeutige Lösung von

$$\begin{cases} u'(t) = A(t)u(t) + b(t) & t \geq t_0 \\ u(t_0) = u_0 \end{cases}$$

gegeben durch

$$u(t) = \Phi(t) \left( u_0 + \int_{t_0}^t \Phi^{-1}(s)b(s)ds \right) \forall t \geq t_0$$

wobei  $\Phi$  eine Fundamentalmatrix ist der homogenen Gleichung zu  $\Phi(t_0) = E_n$  sei.

**Beweis** Differentiation liefert mit Produktregel

$$\begin{aligned} u'(t) &= \Phi'(t) \left( u_0 + \int_{t_0}^t \Phi^{-1}(s)b(s)ds \right) + \Phi(t)\Phi^{-1}(t)b(t) \\ &= A(t)\Phi(t) \left( u_0 + \int_{t_0}^t \Phi^{-1}(s)b(s)ds \right) + b(t) \\ &= A(t)u(t) + b(t) \end{aligned}$$

□

**Bemerkung** Ist  $u(t_0)$  nicht vorgeschrieben, ergeben sich Lösungen der inhomogenen Gleichung als Summe homogener Lösungen  $u^i \in H$  und einer speziellen Lösung der inhomogenen Gleichung. Zum Beispiel:

$$u_s(t) = \Phi(t) \left( c + \int_{t_0}^t \Phi^{-1}(s)b(s)ds \right), c \in \mathbb{R}^n$$

und irgendein Fundamentalsystem  $\Phi$

**Beispiel 3.20 (3.18)**  $x'(t) = Ax(t)$ ,  $A \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ . Ansatz:  $x(t) = ve^{\lambda t}$ ,  $\lambda \in \mathbb{C}$ ,  $v = (v_1, v_2)^T \in \mathbb{C}^2$ . Einsetzen in die Gleichung

$$\implies \lambda ve^{\lambda t} = (\lambda v_1 e^{\lambda t}; \lambda v_2 e^{\lambda t}) = A \begin{pmatrix} v_1 e^{\lambda t} \\ v_2 e^{\lambda t} \end{pmatrix}$$

$\lambda ve^{\lambda t} = Ave^{\lambda t} \implies \lambda v = Av \implies x(t)$  eine Lösung falls  $\lambda$  ein Eigenwert,  $v$  zugehöriger Eigenvektor ist.

$$\det(A - \lambda I) = 0$$

Fall 1:  $\lambda_1, \lambda_2 \in \mathbb{R}$ ,  $\lambda_1 \neq \lambda_2$ . Wir haben 2 Lösungen  $ve^{\lambda_1 t}$ ,  $\tilde{v}e^{\lambda_2 t}$ . Die allgemeine Lösung des Systems ist dann gegeben durch

$$x(t) = c_1 ve^{\lambda_1 t} + c_2 \tilde{v}e^{\lambda_2 t}, \quad c_1, c_2 \in \mathbb{R}$$

$c_1, c_2$  kann man aus den Anfangsdaten finden. Das qualitative Verhalten der Lösung ist von Vorzeichen  $\lambda_1, \lambda_2$  abhängig.

- $\lambda_1, \lambda_2 > 0$ : instabiler Knoten
- $\lambda_1 < 0 < \lambda_2$ : Sattel

Fall 2:  $\lambda_1, \lambda_2 \in \mathbb{C}$ . In diesem Fall sind  $\lambda_1, \lambda_2$  konjugierte  $\lambda_{1,2} = a \pm ib$  und  $v = \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \end{pmatrix} + i \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \end{pmatrix}$

zu  $\lambda_1$  und  $\tilde{v} = \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \end{pmatrix} - i \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \end{pmatrix}$  zu  $\lambda_1$ . Analog zu Fall 1 kann die allgemeine Lösung des Systems dargestellt werden

$$\begin{aligned} x(t) &= c_1 ve^{(a+bi)t} + c_2 \tilde{v}e^{(a-bi)t} \\ &= c_1 ve^{at}(\cos bt + i \sin bt) + c_2 \tilde{v}e^{at}(\cos bt + i \sin bt) \end{aligned} \quad c_1, c_2 \in \mathbb{C}$$

Die Lösung des Systems für reelle Anfangsdaten sind reell und die reelwertige Lösung ist gegeben durch

$$x(t) = \tilde{c}_1 e^{at} (\Re v \cos bt + \Im v \sin bt) + \tilde{c}_2 e^{at} (\Im v \cos bt + \Re v \sin bt) \quad \tilde{c}_1, \tilde{c}_2 \in \mathbb{R}$$

**Beweis** Um das zu zeigen benutzen wir, dass die Summe aus dem Realteil und dem Imaginärteil allgemeiner komplexer Lösung eine reelle Lösung ist und

$$\begin{aligned} A(\Re v) &= a\Re v + b\Im v \\ A(\Im v) &= b\Re v + a\Im v \end{aligned}$$

□

Einsetzen der Lösung in die Gleichung und ausnutzen der letzten Gleichung liefert den Beweis.

- $\Re \lambda_i > 0, i = 1, 2$ : instabiler Fokus
- $\Re \lambda_i < 0, i = 1, 2$ : stabiler Fokus
- $\Re \lambda_i = 0$ : Zentrum

Fall 3:  $\lambda_1 = \lambda_2$ : Die Matrix ist nicht diagonalisierbar. Beispiel:

$$x' = \begin{pmatrix} \lambda & 1 \\ 0 & \lambda \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} x'_2 &= \lambda x_2 \implies x_2(t) = v_2 e^{\lambda t} \quad v_2 \text{ const.} \\ x'_1 &= \lambda x_1 + v_2 e^{\lambda t} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \implies x_1(t) &= \left( v_1 + \int_0^t v_2 e^{\lambda s} e^{-\lambda s} ds \right) e^{\lambda t} \\ &= (v_1 + v_2 t) e^{\lambda t} = v_1 e^{\lambda t} + v_2 t e^{\lambda t} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} x' &= \begin{pmatrix} \lambda & 1 & 0 \\ 0 & \lambda & 1 \\ 0 & 0 & \lambda \end{pmatrix} \\ x_3(t) &= v_3 e^{\lambda t} \\ x_2(t) &= (v_2 + v_3 t) e^{\lambda t} \\ x_1(t) &= \left( v_1 + v_2 t + v_3 \frac{t^2}{2} \right) e^{\lambda t} \end{aligned}$$

Die gut erkennbare Struktur der einzelnen Komponenten (als Produkt aus Polynomen und Exponentialfunktion) lässt sich durch vollständige Induktion für Systeme mit beliebig vielen linearen Gleichungen nachweisen.



**Lemma 3.21** Sei  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  und  $\mathcal{L} = \{\varphi \in C^1(\mathbb{R}, \mathbb{R}^n) \mid \varphi' = A\varphi\}$  der Lösungsraum der zugehörigen homogenen Differentialgleichung. Dann gilt:

1. Sei  $v \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$  ein Eigenvektor von  $A$  zu Eigenwert  $\lambda$  ( $Av = \lambda v$ ). Dann gilt:

$$\varphi(t) := ve^{\lambda t} \in \mathcal{L}$$

2. Seien  $v_i \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$ ,  $n$  linear unabhängige Eigenvektoren mit Eigenwerten  $\lambda_i \in \mathbb{R}$ . Dann bilden die Funktionen  $v_i e^{\lambda_i t}$  eine Basis von  $\mathcal{L}$ .
3. Sei  $v \in \mathbb{C}^n \setminus \{0\}$  ein Eigenvektor zu Eigenwerten  $\lambda \in \mathbb{C} \setminus \mathbb{R}$ . Sei  $\lambda = a + bi$ ,  $v := v + iw$ . Dann gilt  $\varphi_1, \varphi_2 \in \mathcal{L}$  wobei

$$\begin{aligned}\varphi_1 &= (v \cos bt - w \sin bt)e^{at} \\ \varphi_2 &= (v \sin bt + w \cos bt)e^{at}\end{aligned}$$

**Beweis** 1.  $\varphi' = \lambda ve^{\lambda t} = Ave^{\lambda t} = A\varphi$

2. Die Funktionen sind unabhängig für  $t = 0$  und liegen in  $\mathcal{L}$ .

3. Die Funktion  $u \in C^1(\mathbb{R}, \mathbb{C}^n)$ ,  $u = ve^{\lambda t}$  erfüllt die Gleichung  $u' = Au$ . Es gilt:

$$u := ve^{\lambda t} = e^{(a+ib)t}(v + iw) = (v + iw)(\cos bt + i \sin bt)e^{at}$$

das heißt:  $\varphi_1 := \Re u$ ,  $\varphi_2 := \Im u$ . Da  $A$  reell ist  $\implies \Re u' = \Re Au = A\Re u$ ,  $\Im u' = \Im Au = A\Im u \implies \varphi_1, \varphi_2$  sind Lösungen.  $\square$

**Satz 3.22** Sei  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ . Dann ist die Lösung der Anfangswertaufgabe

$$\begin{cases} \phi'(t) = A\phi(t) \\ \phi(t_0) = \text{id} \end{cases}$$

Gegeben durch  $\phi(t) = \exp(tA)$ . Die Menge aller Lösungen  $\mathcal{L}$  der Differentialgleichung  $u'(t) = Au(t)$  ist

$$\mathcal{L} = \{\phi(t)e_i \mid i = 1, \dots, n\}$$

**Beweis** Man rechnet nach, dass alle Komponenten  $\exp(tA)_{ij}$ ,  $i, j = 1, \dots, n$  gleichmäßig und absolut konvergieren. Insbesondere ist  $\exp(tA)$  glatt. Außerdem vertauschen Ableitungen und Summanden. Daher

$$\frac{d}{dt}\phi(t) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{d}{dt} \frac{(tA)^k}{k!} = A \sum_{k=1}^{\infty} \frac{d}{dt} \frac{(tA)^{k-1}}{(k-1)!} = A\phi(t) \quad \square$$

**Satz 3.23** Zu einer beliebigen Matrix  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  existiert invertierbare Matrix  $S$  sodass die Matrix  $S^{-1}AS$  die **Jordannormalform** hat, das heißt

$$S^{-1}AS = \begin{pmatrix} J_1 & & \\ & J_2 & \\ & & J_k \end{pmatrix}$$

Die Blöcke  $J_k$  haben für ein  $\lambda_i \in \mathbb{C}$  die Form

$$J_i = \begin{pmatrix} \lambda_i & 1 & & 0 \\ & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ 0 & & & \lambda_i \end{pmatrix}$$

**Beweis** Lineare Algebra. Dimension von  $J_i$  hängt von Vielfachheit von  $\lambda_i$  ab.  $\square$

Mit Hilfe der Jordanschnormalform lässt sich die Exponentialfunktion von Matrizen ausrechnen. Die Anwendung der Exponentialfunktion auf die Blockmatrix lässt sich explizit ausrechnen.

### 3.2 Asymptotisches Lösungsverhalten bei Differentialgleichungen

Frage: Welche Eigenschaften haben die Lösungen für  $t \rightarrow \infty$ . Wir konzentrieren uns jetzt auf autonome Differentialgleichungen.

**Beispiel 3.24**  $x' = x(1 - x)$ . Konstante Lösung

$$\bar{x}_1 := x(t) = 1 \forall t \in \mathbb{R}_+$$

$x_0 = \bar{x}_1$ , das heißt  $|x_0 - \bar{x}_1| = \varepsilon$ .  $\bar{x}_1$  stabil, weil  $x(t) \xrightarrow{t \rightarrow \infty} \bar{x}_1$

$$\bar{x}_1 = x(t) = 0 \quad (\text{konstante Lösung})$$

$$x_0 = \bar{x}_2 + \varepsilon \quad (\text{instabil})$$

**Definition 3.25 (Attraktoren)** Sei  $\Omega \subset \mathbb{R}^m$  offen,  $t_0 \in \mathbb{R}$ ,  $f \in C^0(\Omega)$  ( $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^m$ ). Ein Punkt  $\bar{x} \in \Omega$  heiße **lokaler Attraktor** der Differentialgleichung  $x'(t) = f(x(t))$  falls es eine offene Umgebung  $U$  von  $x_0$  gibt, dass für jedes  $x_0 \in U$  die Lösung der Gleichung gegen  $\bar{x}$  konvergiert, das heißt

$$x(t) \xrightarrow{t \rightarrow \infty} \bar{x}$$

Falls die Lösung der Differentialgleichung gegen  $\bar{x}$  konvergiert  $\forall x_0 \in \Omega$  dann heißt  $\bar{x}$  globaler Attraktor.

**Satz 3.26** 1. Sei  $x \in C^1(\mathbb{R})$  eine Lösung der Differentialgleichung  $x(t)' = f(x(t))$  mit  $x(t) \xrightarrow{t \rightarrow \infty} \bar{x}$ . Dann gilt  $f(\bar{x}) = 0$

2. Sei  $\bar{x}$  ein lokaler Attraktor der Anfangswertaufgabe. Dann gilt  $f(\bar{x}) = 0$

3. Sei  $f \in C^1(\mathbb{R})$ . Es gelte  $f(\bar{x}) = 0$  und  $f'(\bar{x}) \left( = \frac{df}{dx} \Big|_{x=\bar{x}} \right) < 0$  für ein  $\bar{x} \in \mathbb{R}$ . Dann ist  $\bar{x}$  ein lokaler Attraktor der Anfangswertaufgabe

**Beweis** 1. Da  $f$  stetig ist, gilt  $x'(t) = f(x(t)) \rightarrow f(\bar{x})$ . Zusammen mit  $x(t) \rightarrow \bar{x}$  folgt daraus  $f(\bar{x}) = 0$

2. Aus 1. und Definition von Attraktor

3. Es gibt ein  $\varepsilon > 0$ , sodass  $f > 0$  in  $(\bar{x} - \varepsilon, \bar{x})$ ,  $f < 0$  in  $(\bar{x}, \bar{x} + \varepsilon)$ . Sei  $x(t)$  eine Lösung der Anfangswertaufgabe mit  $x(t_0) \in (\bar{x} - \varepsilon, \bar{x} + \varepsilon)$ . Dann fällt  $|x(t)|$  monoton. Daher gibt es eine  $x_1 \in (\bar{x} - \varepsilon, \bar{x} + \varepsilon)$  mit  $x(t) \rightarrow x_1$  für  $t \rightarrow \infty$ . Das  $f \neq 0$  für  $x \in (\bar{x} - \varepsilon, \bar{x} + \varepsilon)$  nach 1. folgt  $x_1 = \bar{x}$   $\square$

**Definition 3.27 (3.24 Stationäre Punkte)** Sei  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  und  $x' = f(x)$ . Jeder Punkt  $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$  mit  $f(\bar{x}) = 0$  ist ein sogenannter **stationärer Punkt** (Gleichgewichtspunkt, kritischer Punkt). Zum Beispiel:  $x' = ax$ ,  $\bar{x} = 0$  stationärer Punkt, aber Attraktor nur falls  $a < 0$

**Beispiel 3.28 (3.25)**  $x' = x^2 + \lambda$  mit einem Parameter  $\lambda \in \mathbb{R}$ . Stationäre Punkte:

$$f(\bar{x}) = x^{-2} + \lambda = 0 \implies \begin{cases} \bar{x} = \pm\sqrt{|\lambda|} & \lambda < 0 \\ \bar{x} = 0 & \lambda = 0 \\ \text{keine} & \lambda > 0 \end{cases}$$

Das zugehörigen Anfangswertproblem mit  $x(0) = 0$  lässt sich lösen durch Separation der Variablen. Für  $\lambda < 0$   $x(t) = -\sqrt{|\lambda|} \tanh\left(t\sqrt{|\lambda|}\right)$ . Für  $\lambda = 0 \implies x(t) = 0$ .

$$\lambda > 0 \implies f > 0$$

$$\lambda < 0$$

$$x \uparrow \quad f(x) > 0 \implies x^2 + \lambda > 0$$

$$y \uparrow \quad f(x) < 0 \implies x \in \left(-\sqrt{|\lambda|}, \sqrt{|\lambda|}\right)$$

$\implies$  Bifurkation Diagram (Verzweigung).

**Definition 3.29**  $\Lambda \subset \mathbb{R}^m$  und  $f : \mathbb{R}^n \times \Lambda \rightarrow \mathbb{R}^n$  seien gegeben.  $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$  sei ein stationärer Punkt von  $x' = f(x, \lambda_0)$  zu einem  $\lambda_0 \in \Lambda$ . Die Differentialgleichung  $x' = f(x, \lambda)$  besitzt in  $(\bar{x}, \lambda_0)$  eine **Verzweigung** (Bifurkation) wenn gilt: Die Anzahl von stationären Punkten von  $x' = f(x, \mu_k) \in K_r(\bar{x})$  ist ungleich der Anzahl stationärer Punkte von  $x' = f(x, \nu_k) \in K_r(\bar{x})$  für zwei Folgen  $(\mu_n)_{n \in \mathbb{N}}, (\nu_n)_{n \in \mathbb{N}}$  in  $\Lambda$  die gegen  $\lambda_n$  konvergieren, für jede Kugel  $K_r(\bar{x}) \subset \mathbb{R}^n$  und hinreichend grohen  $n \in \mathbb{N}$ . In unserem Beispiel

$$\mu_n = \frac{1}{n} \rightarrow 0 = \lambda_0$$

$$\nu_n = -\frac{1}{n} \rightarrow 0 = \lambda_0$$

**Bemerkung** Auf der Suche nach Bifukationen geht es also um die Lösung von  $f(x, \lambda) = 0$  mit einem Parameter  $\lambda$ . Der Satz über implizite Funktionen gibt uns Bedingungen, unter denen eine solche Gleichung nach  $x$  lokal eindeutig aufgelöst werden kann. Notwendige Bedingung für Bifukation:  $x' = f(x, \lambda)$  in  $(\bar{x}, \lambda_0)$  eine Bifukation besitzt dann kann die partielle Ableitung  $\delta_1 f(\bar{x}, \lambda_0) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  nicht invertierbar sein.

**Definition 3.30**  $\bar{x}$  sei ein stationärer Punkt einer autonomen Differentialgleichung  $x' = f(x)$  mit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ .  $\bar{x}$  heißt stabil (im Sinne von Lyapunov (Ljaupnow)) wenn es zu jedem  $\varepsilon > 0$  einen Radius  $\delta > 0$  mit folgenden Eigenschaften gibt: Jede Lösung  $x : [0, T) \rightarrow \mathbb{R}^n$  mit  $|x(0) - \bar{x}| < \delta$  kann zu einer Lösung auf  $[0, \infty)$  fortgesetzt werden und

$$|x(t) - \bar{x}| < \varepsilon \forall t > 0$$

$\bar{x}$  heißt asymptotisch stabil, wenn  $\bar{x}$  stabil ist und zusätzlich

$$\exists r > 0 : x : [0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}^n : |x(0) - \bar{x}| < r$$

die Forderung

$$\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = \bar{x}$$

erfüllen.  $\bar{x}$  heißt instabil wenn  $\bar{x}$  nicht stabil ist.

**Lemma 3.31** Sei die Matrix  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $b \in \mathbb{R}^n$ . Wenn der Nullpunkt  $\bar{x} = 0$  stabil bezüglich der homogenen Differentialgleichung  $x' = Ax$  ist, dann ist der stationäre Punkt der inhomogenen Differentialgleichung  $y' = Ay + b$  ebenfalls stabil.

**Beweis** Verschiebung  $x = y - \bar{y}$ , wobei  $\bar{y} = -A^{-1}b$  □

Aus der Theorie der linearen Differentialgleichungen folgt:

**Lemma 3.32 ()**