

# Analysis II - Vorlesungs-Script

Prof. Dr. Camillo De Lellis

Basisjahr 11 Semester I

**Mitschrift:**

Simon Hafner

---

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Metrik und Topologie des euklidischen Raumes</b>	<b>1</b>
1.1	Konvergenz . . . . .	4
1.2	Ein bisschen mehr Topologie . . . . .	5
1.3	Stetigkeit . . . . .	7
1.4	Lineare Abbildungen . . . . .	8
1.5	Mehr über stetige Funktionen . . . . .	11
1.6	Kompakte Menge . . . . .	13
<b>2</b>	<b>Differenzierbare Funktionen</b>	<b>17</b>
2.1	Zusammenfassung . . . . .	20
2.1.1	Das Differenzial . . . . .	20
2.1.2	Richtungsableitung . . . . .	20
2.1.3	Partielle Ableitung . . . . .	20
2.2	Das Hauptkriterium der Differenzierbarkeit . . . . .	20
2.3	Die geometrische Bedeutung des Gradients . . . . .	22
2.4	Rechenregeln . . . . .	22
2.5	Kettenregel . . . . .	23
2.6	Mittelwertsatz und Schrankensatz . . . . .	25
2.7	Höhere partielle Ableitungen . . . . .	26
<b>3</b>	<b>Das Taylorpolynom</b>	<b>29</b>
3.1	Das Taylorpolynom zweiter Ordnung . . . . .	30
3.2	Konvexität . . . . .	34
<b>4</b>	<b>Differentiation parameterabhängiger Integrale</b>	<b>34</b>
<b>5</b>	<b>Differenzierbare Abbildungen</b>	<b>39</b>
5.1	Differentiationregeln . . . . .	40
5.2	Kettenregel . . . . .	41
5.3	Schranksatz . . . . .	44
5.4	Satz der lokalen Umkehrbarkeit . . . . .	47
5.4.1	Allgemeine Form des Fixpunktsatzes von Banach . . . . .	47

# 1 Metrik und Topologie des euklidischen Raumes

$\mathbb{R}^n = \{(x_1, \dots, x_n), x \in \mathbb{R}\}$ . Wir führen verschiedene neue Begriffe in  $\mathbb{R}^n$  ein:

- die Euklidische Norm
- der Euklidische Abstand
- die entsprechende Topologie.

Wir betrachten gleichzeitig die entsprechenden Verallgemeinerungen, d.h. die "Abstrakte Theorien" der

- Normierten Vektorräume
- Metrischen Räume
- Topologischen Räume.

**Definition 1.1.** Sei  $x \in \mathbb{R}^n$  ( $x = (x_1, \dots, x_n)$ ,  $x_i \in \mathbb{R}$ ). Die Euklidische Norm von  $x$  ist

$$\|x\|_e = \sqrt{x_1^2 + \dots + x_n^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$$

(wir schreiben oft  $\|x\|$  anstatt  $\|x\|_e$ ).

Intuitiv:  $\|x\|$  = "der Abstand zwischen  $x$  und 0". In der Tat, wenn  $n = 2$ , das Pythagoras Theorem zeigt dass  $\|x\|_e$  die Länge des Segments mit Extrema  $x$  und 0 ist.

**Lemma 1.2.**  $\|\cdot\|$  erfüllt die Regeln

1.  $\|x\| \geq 0$  und  $\|x\| = 0 \iff x = 0$
2.  $\|\lambda x\| = |\lambda| \|x\| \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}, \forall x \in \mathbb{R}$
3.  $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\| \quad \forall x, y \in \mathbb{R}$

*Beweis.* 1.  $\geq 0$  trivial

$$x = 0 \implies \sum x_i^2 = 0 \implies \|x\| = 0$$

$$x = 0 \iff x_i = 0 \quad \forall i \iff \sum x_i^2 = 0 \iff \|x\| = 0$$

2.

$$\|\lambda x\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\lambda x_i)^2} = \sqrt{\lambda^2 \sum x_i^2} = |\lambda| \sqrt{\sum x_i^2} = |\lambda| \|x\|$$

3. Diese Aussage ist äquivalent zu

$$\iff \underbrace{\|x + y\|^2}_{\text{Skalarprodukt}} \leq \|x\|^2 + \|y\|^2 + 2 \|x\| \|y\|$$

Wir rechnen

$$\sum_{i=1}^n (x_i + y_i)^2 = \sum_{i=1}^n (x_i^2 + y_i^2 + 2x_i y_i) = \|x\|^2 + \|y\|^2 + \overbrace{2 \sum_{i=1}^n x_i y_i}^{\text{Skalarprodukt}}$$

Wir definieren

$$\langle x, y \rangle := \sum_{i=1}^n x_i y_i$$

Wir brauchen dann die berühmte Cauchy-Schwartz Ungleichung, d.h.

$$\langle x, y \rangle \leq \|x\| \|y\|.$$

Diese Ungleichung ist der Inhalt des nächsten Satzes.

□

**Satz 1.3.** *Cauchy-Schwartzsche Ungleichung*

$$\sum_{i=1}^n x_i y_i \leq \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2}$$

*Beweis.* OBdA  $y \neq 0$  ( $y = 0$  trivial)

$$\begin{aligned} t \rightarrow g(t) &= \sum_{i=1}^n (x_i + t y_i)^2 = \left( \sum_{i=1}^n x_i^2 \right) + 2t \sum_{i=1}^n x_i y_i + t^2 \sum_{i=1}^n y_i^2 \\ &= \|x\|^2 + 2t \langle x, y \rangle + \|y\|^2 t^2 \end{aligned}$$

Sei  $t_0 = \frac{\langle x, y \rangle}{\|y\|^2}$ , dann

$$\begin{aligned} 0 \leq g(t_0) &= \|x\|^2 - 2 \frac{\langle x, y \rangle^2}{\|y\|^2} + \|y\|^2 \frac{\langle x, y \rangle^2}{\|y\|^4} = \|x\|^2 - \frac{\langle x, y \rangle^2}{\|y\|^2} \\ \implies \langle x, y \rangle^2 &\leq \|x\|^2 \|y\|^2 \implies |\langle x, y \rangle| \leq \|x\| \|y\| \end{aligned}$$

□

**Definition 1.4.** Ein normierter Vektorraum ist ein reeller Vektorraum  $V$  mit einer Abbildung  $\|\cdot\| : V \rightarrow \mathbb{R}$  so dass:

1.  $\|x\| \geq 0$  und  $\|x\| = 0 \iff x = 0$  (Nullvektor)
2.  $\|\lambda x\| = |\lambda| \|x\| \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}, \forall x \in V$
3.  $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\| \quad \forall x, y \in V$

**Beispiel 1.5.**  $V = \mathbb{R}^n$

$$\|x\|_p = \left( \sum |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad p \geq 1.$$

$\|\cdot\|_2$  ist die Euklidische Norm.

**Definition 1.6.** Seien  $x, y \in \mathbb{R}^n$ . Die Euklidische Metrik ist  $d(x, y) := \|x - y\|$ .

**Lemma 1.7.** 1.  $d(x, y) \geq 0$  und  $d(x, y) = 0 \iff x = y$

$$2. \quad d(x, y) = d(y, x)$$

$$3. \quad d(x, z) \leq d(x, y) + d(y, z) \quad (\text{Dreiecksungleichung})$$

*Beweis.* Die erste Zwei Aussagen sind trivial. Um die letzte zu beweisen:

$$\|x - z\| \leq \underbrace{\|x - y\|}_{=:v} + \underbrace{\|y - z\|}_{=:w}.$$

Aber  $x - z = v + w$ . Wir wenden die dritte Aussage von Lemma 1.2 an:

$$d(x, z) = \|v + w\| \leq \|v\| + \|w\| = d(x, y) + d(y, z).$$

□

**Definition 1.8.** Ein metrischer Raum ist eine Menge  $X$  mit einer Abbildung

$$d : X \times X \rightarrow \mathbb{R} \quad (x, y) \mapsto d(x, y) \in \mathbb{R}$$

so dass

1.  $d(x, y) \geq 0$  und  $d(x, y) = 0 \iff x = y \quad \forall x, y \in X$
2.  $d(x, y) = d(y, x) \quad \forall x, y \in X$
3.  $d(x, y) + d(y, z) \geq d(x, z) \quad \forall x, y, z \in X$

**Lemma 1.9.** Sei  $(V, \|\cdot\|)$  ein normierter Vektorraum. Dann sind  $V$  und  $d(x, y) = \|x - y\|$  ein metrischer Raum.

*Beweis.* Wir nutzen das gleiche Argument vom Lemma 1.7.  $\square$

**Definition 1.10.** Die offene Kugel mit Radius  $r > 0$  und Mittelpunkt  $x \in \mathbb{R}^n$  ist die Menge

$$K_r(x) = \{y \in \mathbb{R}^n, d(x, y) < r\}$$

(Wir werden auch oft  $B_r(x)$  statt  $K_r(x)$  nutzen.)

**Definition 1.11.** Eine Menge heisst "Umgebung" von  $x$ , wenn  $V$  eine offene Kugel mit Mittelpunkt  $x$  enthält.

**Definition 1.12.** Eine Menge  $U \subset \mathbb{R}^n$  heisst offen falls  $\forall x \in U$  ist  $U$  eine Umgebung von  $x$ , d.h.

$$\forall x \in U \exists \text{ eine Kugel } K_r(x) \subset U$$

*Bemerkung 1.13.* Die Dreiecksungleichung impliziert dass jede offene Kugel eine offene Menge ist. In der Tat, sei  $y \in K_r(x)$ . Dann  $\rho := d(x, y) < r$ . Sei  $\tau := r - \rho > 0$ . Falls  $z \in K_\tau(y)$ , dann  $d(x, z) \leq d(x, y) + d(y, z) = \rho + d(y, z) < \rho + \tau = r$ . D.h.,  $K_\tau(y) \subset K_r(x)$ . Das beweist dass  $K_r(x)$  eine Umgebung ihrer ganzen Elementen ist, d.h.  $K_r(x)$  ist offen.

**Satz 1.14.** 1.  $\emptyset$  und  $\mathbb{R}^n$  sind offen

2. Der Schnitt endlich vieler offener Mengen ist auch offen.

3. Die Vereinigung einer beliebigen Familie offener Mengen ist auch offen.

*Beweis.* 1.  $\mathbb{R}^n$  trivialerweise offen, auch  $\emptyset$

2. Sei  $x \in U \cap \dots \cap U_N$

$$\forall i \in \{1, \dots, N\} \quad \exists r_i > 0 \text{ so dass } K_{r_i}(x) \subset U_i$$

$$\text{Sei } r = \min \{r_1, \dots, r_N\} > 0;$$

$$\implies K_r(x) \subset U_i \quad \forall i \implies K_r(x) \subset U_1 \cap \dots \cap U_N$$

3.  $\{U_\lambda\}_{\lambda \in \Lambda}$ . Sei  $U = \bigcup_{\lambda \in \Lambda} U_\lambda$

$$x \in U \implies x \in U_\lambda \text{ für ein } \lambda \in \Lambda$$

$$\implies \exists K_r(x) \subset U_\lambda \subset U.$$

$\square$

**Definition 1.15.** Ein topologischer Raum ist eine Menge  $X$  und eine Menge  $O$  von Teilmengen von  $X$  so dass:

1.  $\emptyset, X \in O$

2.  $U_1 \cap \dots \cap U_N \in O$  falls  $U_i \in O$

3.  $\bigcap_{\lambda \in \Lambda} U_\lambda \in O$  falls  $U_i \in O$

$O$  heisst die *Topologie*.

**Satz 1.16.** Sei  $(X, d)$  ein metrischer Raum. Wir definieren die entsprechende offene Kugel mit Mittelpunkt  $x \in X$  und Radius  $r > 0$ :

$$K_r(x) = \{y \in X : d(x, y) < r\}$$

Umgebungen und offene Mengen sind wie im Euklidischen Fall definiert.  $O = \{\text{offene Menge}\}$  definiert eine Topologie.

## 1.1 Konvergenz

Sei  $\{x_k\}_{k \in \mathbb{N}} x_k \in \mathbb{R}^n x_k = (x_{k1}, \dots, x_{kn})$

**Definition 1.17.** Die Folge  $\{x_k\}$  konvergiert gegen  $x_\infty \in \mathbb{R}^n$  falls

$$\lim_{k \rightarrow \infty} d(x_k, x_\infty) = 0$$

$$\left( \lim_{k \rightarrow \infty} \|x_k, x_\infty\| = 0 \right)$$

Dann schreiben wir

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

**Satz 1.18.**

$$x_k \rightarrow x_\infty \iff x_{ki} \rightarrow x_{\infty_i} \quad \forall i \in \{1, \dots, n\}$$

*Beweis.*

$$\|x_k - x_\infty\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{ki} - x_{\infty_i})^2} \geq |x_{ki} - x_{\infty_i}| \geq 0$$

$$\implies 0 \leq \lim_{k \rightarrow \infty} |x_{ki} - x_{\infty_i}| \leq \lim_{k \rightarrow \infty} \|x_k - x_\infty\| = 0$$

$$\|x_k - x_\infty\| = \sqrt{\underbrace{\sum_{i=1}^n \underbrace{(x_{ki} - x_{\infty_i})^2}_{\rightarrow 0}}_{\rightarrow 0}} \leq \sum_{i=1}^n |x_{ki} - x_{\infty_i}|$$

$$\implies \|x_k - x_\infty\| \rightarrow 0$$

Eine alternative Formulierung:  $\lim_{k \rightarrow \infty} x_k = \left( \lim_{k \rightarrow \infty} x_{k1}, \dots, \lim_{k \rightarrow \infty} x_{kn} \right)$  □

**Bemerkung 1.19.** Die Folge  $\{x_k\}$  konvergiert gegen  $x_\infty$  genau, dann wenn

$$\forall \varepsilon > 0 \quad \exists N : \|x_k - x_\infty\| < \varepsilon \quad \text{falls } k \geq N. \quad (1)$$

Eine äquivalente Formulierung von (1) ist

$$\text{für jede Umgebung } U \text{ von } x_\infty \text{ fast alle } x_k \in U. \quad (2)$$

**Definition 1.20.** Eine Folge  $\{x_k\} \subset \mathbb{R}^n$  heisst Cauchy falls:

$$\forall \varepsilon > 0 \quad \exists N : m, k \geq N \implies \|x_k - x_m\| < \varepsilon$$

**Lemma 1.21.**  $\{x_k\} \subset \mathbb{R}^n$  konvergiert genau dann, wenn  $\{x_k\}$  Cauchy ist.

$$\text{Beweis. } \{x_k\} \text{ ist Cauchy} \implies \left\{ x_k \underbrace{i}_{\{\text{fixiert}\}} \right\} \text{ Cauchy!}$$

$$|x_{ki} - x_{mi}| \leq \|x_k - x_m\|$$

$\implies \{x_k\}$  ist eine Cauchyfolge  $\xrightarrow{\text{Erstes Semester}} x_{ki}$  konvergiert  $\xrightarrow{\text{Lemma 2}} x_k$  konvergiert.  $x_k$  konvergiert  $\implies$  Cauchyfolge

$$x_\infty = \lim_{k \rightarrow \infty} x_k \quad \forall \varepsilon > 0 \quad \exists N : \|x_k - x_\infty\| < \frac{\varepsilon}{2} \quad \forall k \geq N$$

$$\begin{aligned} k, m \geq N \quad \|x_k - x_m\| &\leq \|x_k - x_\infty\| + \|x_\infty - x_m\| \leq d(x_k, x_\infty) + (x_\infty, x_m) \\ &< \frac{\varepsilon}{2} + \frac{\varepsilon}{2} = \varepsilon \end{aligned}$$

□

**Bemerkung 1.22.** In einem metrischen Raum,  $\text{Cauchy} \Leftarrow \text{Konvergenz}$ . Aber allgemein: die Cauchy Bedingung impliziert nicht die Konvergenz. Falls  $\text{Cauchy} \Rightarrow \text{Konvergenz}$ , dann ist der metrische Raum *vollständig*.

**Definition 1.23.** Eine Folge  $\{x_k\} \subset \mathbb{R}^n$  heisst beschränkt falls die Folge reeller Zahlen  $\{\|x_k\|\}$  beschränkt ist.

**Satz 1.24.** 1. Eine konvergente Folge ist beschränkt

2. (Bolzano-Weierstrass)  $\{x_k\}$  beschränkt  $\Rightarrow \exists \{x_{k_j}\}$  die konvergiert.

**Beweis.** Die erste Aussage ist eine Triviale Folgerung der Dreiecksungleichung. In der Tat, wenn  $x_k$  gegen  $x_\infty$  konvergiert, dann ist  $\|x_k - x_\infty\|$  eine Nullfolge. Deswegen ist  $\|x_k - x_\infty\|$  eine beschränkte Folge. Aber  $0 \leq \|x_k\| \leq \|x_\infty\| + \|x_k - x_\infty\|$ .

Wir beweisen nun die zweite Aussage.

$$\begin{aligned} \{x_k\} \text{ beschränkt} &\Rightarrow \{x_{k_1}\}_{k \in \mathbb{N}} \text{ beschränkt} \\ &\Rightarrow \exists x_{k_j} : x_{k_{j1}} \rightarrow x_1 \end{aligned}$$

Wir definieren  $y_j := x_{k_j}$   $y_{j1} \rightarrow x_1$

$$y_j \text{ beschränkt} \Rightarrow \exists j_l : y_{j_l2} \rightarrow x_2$$

$$z_l := y_{j_l} \text{ und } z_{l1} \rightarrow x_1, \quad z_{l2} \rightarrow x_2$$

Nach  $\dots (n-2)$  Schritte finden wir eine Teilfolge  $w_r$  von  $x_k$  mit  $w_{ri} \rightarrow x_i$ . Deswegen

$$w_r \rightarrow (x_1, \dots, x_n)$$

□

## 1.2 Ein bisschen mehr Topologie

**Definition 1.25.** Eine Menge  $G \subset \mathbb{R}^n$  heisst geschlossen falls  $G^c (:= \mathbb{R}^n \setminus G)$  eine offene Menge ist.

**Bemerkung 1.26.**

$$\begin{aligned} (A \cup B)^c &= A^c \cap B^c \\ (A \cap B)^c &= A^c \cup B^c \end{aligned}$$

**Satz 1.27.** 1.  $\emptyset, \mathbb{R}^n$  sind abgeschlossen

2.  $G_1, \dots, G_N$  abgeschlossen  $\Rightarrow G_1 \cup G_2 \cup \dots \cup G_N$  abgeschlossen

3.  $\{G_\lambda\}_{\lambda \in \Lambda}$  abgeschlossen  $\Rightarrow \bigcap_{\lambda \in \Lambda} G_\lambda$  abgeschlossen.

**Beweis.** Diese Eigenschaften sind Folgerungen der entsprechenden Eigenschaften der offenen Mengen. □

**Satz 1.28.** Sei  $G \subset \mathbb{R}^n$ . Dann  $G$  ist abgeschlossen genau dann, wenn

$$\text{für jede konvergente } \{x_k\} \subset G \text{ gehört der Grenzwert zu } G. \quad (3)$$

**Bemerkung 1.29.** Es ist leicht zu sehen dass der folgende Beweis auch für metrische Räume gilt.

**Beweis.**  $\Leftarrow$  Wir nehmen an dass (3) gilt. Ziel:  $G^c$  ist offen. Sei  $x \in G^c$ : das Ziel ist eine Kugel  $K_r(x) \in G^c$  zu finden. Widerspruchsbeweis:  $K_{\frac{1}{j}}(x) \not\subset G^c$ ,  $j \in \mathbb{N} \setminus \{0\}$

$$\Rightarrow \exists x_j \in K_{\frac{1}{j}}(x) \cap G \Rightarrow \{x_j\} \subset G \text{ und } x_j \rightarrow x$$

$$\{x_j\} \subset G \quad x_j \rightarrow x \quad x \notin G$$

Aber diese letzte Aussage widerspricht (3). Wir schliessen deswegen dass  $G^c$  offen ist.

Wir beweisen nun die andere Aussage. Widerspruchsbeweis:  $G^c$  ist offen, aber  $\exists \{x_k\} \subset G$  mit Grenzwert  $x \notin G$ , d.h.  $x \in G^c$ . Da  $G^c$  offen ist,

$$\exists K_r(x) \subset G^c \implies K_r(x) \cap G = \emptyset$$

Aber die Konvergenz gegen  $x$  impliziert die Existenz von  $N$  s.d.  $\|x_k - x\| < r$  für  $k \geq N$ . Deswegen

$$\|x_N - x\| < r \implies x_N \in K_r(x) \cap G \implies K_r(x) \cap G \neq \emptyset \implies \text{Widerspruch.}$$

□

**Beispiel 1.30.** Eine offene Kugel ist nicht geschlossen.

$$K_r(x) = \{y : \|y - x\| < r\}$$

Sei  $\{y_k\} \in K_r(x)$ , (d.h.  $\|y_k - x\| < r$ ) mit  $y_k \rightarrow y$  und  $\|y - x\| = r$ .

**Definition 1.31.** Sei  $\overline{K_r(x)} := \{y \in \mathbb{R}^n : \|y - x\| \leq r\}$  die *geschlossene* Kugel.

**Übung 1.32.**  $\overline{K_r(x)}$  ist abgeschlossen.

**Definition 1.33.**  $x \in \mathbb{R}^n$  ist ein Randpunkt von  $M$  falls

$$\forall K_r(x) \exists y \in K_r(x) \cap M \text{ und } \exists z \in K_r(x) \cap M^c$$

**Definition 1.34.** Sei  $M$  eine Menge in  $\mathbb{R}^n$ , dann ist der Rand von  $M$

$$\partial M = \{x \in \mathbb{R}^n, \text{ Randpunkt von } M\}$$

**Satz 1.35.** Sei  $M \subset \mathbb{R}^n$ . Dann  $\partial M^c = \partial M$ . Ausserdem,

1.  $M \setminus \partial M$  ist die grösste offene Menge die in  $M$  enthalten ist;
2.  $M \cup \partial M$  ist die kleinste geschlossene Menge die  $M$  enthält.

*Beweis.* Die Aussage  $\partial M = \partial M^c$  ist offen

**Beweis von 1.** Zuerst zeigen wir dass  $M \setminus \partial M$  offen ist.

$$\begin{aligned} x \in M \setminus \partial M &\implies x \in M \text{ und } \exists K_r(x) \text{ mit } K_r(x) \cap M^c = \emptyset \\ &\implies K_r(x) \subset M \end{aligned}$$

Sei  $y \in K_r(x)$

$$\begin{aligned} &\implies |y - x| = \rho < r \\ &\implies K_{r-\rho}(y) \subset K_r(x) \subset M \implies y \in M, y \notin \partial M \\ &K_r(x) \subset M \setminus \partial M \end{aligned}$$

$x$  ist beliebig  $\implies M \setminus \partial M$  ist offen.

Sei nun  $A \subset M$  eine offene Menge. Das Ziel ist  $A \subset M \setminus \partial M$ . Sei  $x \in A$ . Ziel:  $(x \in M \setminus \partial M) \implies x \notin \partial M$ .

$$A \text{ offen} \implies \exists K_r(x) \subset A \subset M \implies x \notin \partial M \implies A \subset M \setminus \partial M$$

**Beweis von 2.** Aus 1. folgt dass  $M^c \setminus \partial M^c$  die grösste offene Teilmenge von  $M^c$  ist. Deswegen,  $(M^c \setminus \partial M^c)^c$  die kleinste geschlossene Menge ist, die  $M$  enthält. Aber  $(M^c \setminus \partial M^c)^c = (M^c)^c \setminus \partial M^c = M \setminus \partial M^c = M \setminus \partial M$ .

□



### 1.3 Stetigkeit

**Definition 1.36.** Sei  $f : \Omega_{\mathbb{C}\mathbb{R}^n} \rightarrow \mathbb{R}^k$ .  $f$  ist stetig an der Stelle  $x \in \Omega$  falls  $\forall \{x_k\} \subset \Omega$  mit  $x_k \rightarrow x$ .

$$\lim_{k \rightarrow \infty} f(x_k) = f(x)$$

Falls  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^k$ ,  $x \in \Omega$  und  $y \in \mathbb{R}^k$  erfüllen die Bedingung

$$f(x_k) \rightarrow y \quad \forall \text{ Folge } \{x_k\} \subset \Omega \setminus \{x\} \text{ mit } x_k \rightarrow x,$$

dann schreiben wir

$$\lim_{z \rightarrow x} f(z) = y.$$

Deswegen,

$$f \text{ stetig in } x \iff \lim_{z \rightarrow x} f(z) = f(x).$$

**Lemma 1.37.** Eine äquivalente Definition der Stetigkeit an der Stelle  $x$ :

$$\forall \varepsilon > 0 \quad \exists \delta > 0 : f(K_\delta(x) \cap \Omega) \subset K_\varepsilon(f(x))$$

*Bemerkung 1.38.* Aus diesem Lemma folgt:

$$y = \lim_{z \rightarrow x} f(z) \iff (\forall \varepsilon > 0 \quad \exists \delta : 0 < \|z - x\| < \delta \implies \|f(z) - y\| < \varepsilon).$$

*Beweis.*  $\varepsilon$ - $\delta \implies$  **Folgendefinition.** Sei  $x_k \rightarrow x$ . Das Ziel ist  $f(x_k) \rightarrow f(x)$  zu zeigen. D.h.,  $\forall \varepsilon > 0$  eine  $N$  zu finden s.d.

$$\underbrace{\|f(x_k) - f(x)\|}_{d(f(x_k), f(x))} < \varepsilon \quad \forall k \geq N$$

Sei  $\varepsilon > 0$  gegeben. Dann

$$\exists \delta > 0 \quad \text{mit} \quad f(K_\delta(x)) \subset K_\varepsilon(f(x))$$

Aber, da  $x_k \rightarrow x$ ,  $\exists N$  s.d.

$$\|x_k - x\| < \delta \quad \forall k \geq N.$$

Für  $k \geq N$  gilt

$$x_k \in K_\delta(x) \implies f(x_k) \in K_\varepsilon(f(x))$$

**Folgendefinition  $\implies$  ( $\varepsilon$ - $\delta$ )-Defintion.** Widerspruchsannahme:

$$\exists \varepsilon > 0 : f(K_\delta(x) \cap \Omega) \not\subset K_\varepsilon(f(x)) \quad \forall \delta > 0$$

$$\implies \forall \delta > 0 \quad \exists y_\delta \in K_\delta(x) \quad \text{und} \quad \|f(y_\delta) - f(x)\| \geq \varepsilon$$

Nehmen wir  $\delta = \frac{1}{j}$  und  $x_j = y_{\frac{1}{j}}$

$$\|x_j - x\| < \frac{1}{j} \quad (\text{weil } x_j \in K_{\frac{1}{j}}(x))$$

$$\|f(x_j) - f(x)\| = \|f(y_{\frac{1}{j}}) - f(x)\| \geq \varepsilon$$

$x_j \rightarrow x$  aber  $f(x_j) \not\rightarrow f(x)$  □

**Definition 1.39.** Die allgemeine Defintion der Stetigkeit für metrische Räume: Seien  $(X, d)$  und  $(Y, \bar{d})$  zwei metrische Räume. Sei  $f : X \rightarrow Y$ .  $f$  ist stetig an der Stelle  $x$  falls:

$$\forall \varepsilon > 0 \quad \exists \delta > 0 \quad \text{mit} \quad d(y, x) < \delta \implies d(f(y), f(x)) < \varepsilon$$

$$\text{d.h.} \quad f(K_\delta(x)) \subset K_\varepsilon(f(x)).$$

**Definition 1.40.** Eine  $f : X \rightarrow Y$  heisst stetig falls  $f$  stetig an jeder Stelle  $x \in X$  ist.

**Satz 1.41.** Sei  $f : X \rightarrow Y$   $((X, d), (Y, \bar{d}))$  metrische Räume) Dann:

1. Die Stetigkeit in  $x \iff \forall$  Umgebung  $U$  von  $f(x)$  ist  $f^{-1}(U)$  eine Umgebung von  $x$ .
2. Stetigkeit von  $f \iff f^{-1}(U)$  ist offen  $\forall U$  offen.

*Beweis.* 1. • **Stetigkeit  $\implies$  Umgebung.** Sei  $U$  eine Umgebung von  $f(x) \implies \exists \delta > 0$  mit  $K_\delta(f(x)) \subset U$

$$\implies \exists \varepsilon > 0 : f(K_\varepsilon(x)) \subset K_\delta(f(x))$$

$$\implies f^{-1}(U) \supset f^{-1}(K_\delta(f(x))) \supset K_\varepsilon(x) \implies f^{-1}(U) \text{ Umgebung von } x$$

• **Umgebung  $\implies$  Stetigkeit.** Sei  $\delta > 0$  und  $U := K_\delta(f(x))$ .  $U$  ist eine Umgebung von  $f(x)$ .  $f^{-1}(U)$  ist eine Umgebung von  $x$ .

$$\implies \exists \varepsilon > 0 : K_\varepsilon(x) \subset f^{-1}(U)$$

$$\implies f(K_\varepsilon(x)) \subset U = K_\delta(f(x))$$

2. • **Stetigkeit  $\implies$  offen.** Sei  $U$  offen  $\iff \forall y \in U$  ist  $U$  eine Umgebung von  $y$

$$f^{-1}(U) \ni x \implies f(x) \in U \xrightarrow{\text{Stetigkeit in } x} f^{-1}(U) \text{ ist eine Umgebung von } x \\ \implies f^{-1}(U) \text{ ist offen}$$

• **offen  $\implies$  Stetigkeit.** Sei  $x \in X$ , und  $\delta > 0$ .  $K_\delta(f(x))$  ist eine offene Menge.

$$f^{-1}(K_\delta(f(x))) \text{ ist offen}$$

Aber  $x$  gehört zu  $f^{-1}(K_\delta(f(x)))$

$$\implies \exists \varepsilon > 0 : K_\varepsilon(x) \subset f^{-1}(K_\delta(f(x)))$$

$$\implies f(K_\varepsilon(x)) \subset K_\delta(f(x)).$$

□

## 1.4 Lineare Abbildungen

**Definition 1.42.** Eine Abbildung  $L : V \rightarrow W$  ( $V, W$  Vektorräume) heisst linear, falls

$$L(\lambda_1 v_1 + \lambda_2 v_2) = \lambda_1 L(v_1) + \lambda_2 L(v_2) \quad \forall v_1, v_2 \in V, \quad \forall \lambda_1, \lambda_2 \in \mathbb{R}$$

Falls  $L, L' : V \rightarrow W$  zwei lineare Abbildungen sind und  $\lambda, \mu \in \mathbb{R}$ , dann ist die Abbildung  $v \mapsto \lambda L(v) + \mu L'(v)$  auch linear. Der Raum  $\mathcal{L}(V, W) := \{L : V \rightarrow W \text{ linear}\}$  ist ein Vektorraum. Falls  $V = \mathbb{R}^m$  und  $W = \mathbb{R}^k$ , dann  $\exists$  eine Matrix  $(L_{ij})$  mit

$$L(x) = \left( \sum_{j=1}^n L_{1j} x_j, \sum_{j=1}^n L_{2j} x_j, \dots, \sum_{j=1}^n L_{kj} x_j \right)$$

$(L_{ij})$  ist die *Matrixdarstellung* der linearen Abbildung  $L$ .

**Definition 1.43.** Sei  $L_{ij}$  eine Matrix die die lineare Abbildung  $L : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^k$  darstellt. Die Hilbert-Schmidt Norm von  $L$  ist

$$\|L\|_{\text{HS}} = \sqrt{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n L_{ij}^2}$$

**Bemerkung 1.44.**  $\mathcal{L}(V, W) \sim \{L : (L_{ij}) \text{ } n \times k \text{ Matrizen}\} \sim \mathbb{R}^{nk}$ . D.h., der Raum der  $n \times k$  Matrizen ist ein Vektorraum.  $\|\cdot\|_{\text{HS}}$  ist die Euklidische Norm.

**Bemerkung 1.45.** Sei  $L : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^k$  eine lineare Abbildung und  $x \in \mathbb{R}^n$ . Dann die Ungleichung

$$\|L(x)\|_e \leq \|x\|_e \|L\|_{\text{HS}} \quad (4)$$

ist eine einfache Folgerung der Cauchy-Schwartz Ungleichung.

*Beweis.* Beweis von (4):  $L(x) = y$

$$\begin{aligned} \|L(x)\|^2 &= \sum_{i=1}^k y_i^2 \\ &= \sum_{i=1}^k \left( \sum_{j=1}^n L_{ij} x_j \right)^2 \stackrel{\text{Cauchy-Schwartz}}{\leq} \sum_{i=1}^k \left( \sum_{j=1}^n L_{ij}^2 \right) \left( \sum_{j=1}^n x_j^2 \right) \\ &= \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n L_{ij}^2 \|x\|^2 = \|x\|^2 \left( \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n L_{ij}^2 \right) = \|x\|^2 \|L\|_{\text{HS}}^2. \end{aligned}$$

□

**Korollar 1.46.** Sei  $L$  wie oben, dann ist  $L$  stetig.

*Beweis.* Sei  $x_k \rightarrow x$ . Ziel  $L(x_k) \rightarrow L(x)$

$$\begin{aligned} \|L(x_k) - L(x)\| &= \|L(x_k - x)\| \leq \|x_k - x\| \|L\|_{\text{HS}} \rightarrow 0 \\ \implies \|L(x_k) - L(x)\| &\rightarrow 0. \end{aligned}$$

□

**Definition 1.47.** Sei  $L : V \rightarrow W$  eine lineare Abbildung wobei  $(V, \|\cdot\|_V)$  und  $(W, \|\cdot\|_W)$  zwei endlich-dimensionierte normierte Vektorräume sind. Die Operatornorm von  $L$  ist:

$$\|L\|_{L(V,W)} := \sup_{\|v\|_V \leq 1} \|L(v)\|_W$$

**Satz 1.48.**  $\|\cdot\|_{L(V,W)}$  ist eine Norm und

$$\|L(v)\|_W \leq \|L\|_{L(V,W)} \|v\|_V$$

Deswegen: jede lineare Abbildung  $L : V \rightarrow W$  ist stetig.

*Beweis.* Der Kern ist die folgende Eigenschaft:

$$\|L\|_{L(V,W)} < +\infty \quad (5)$$

Das nehmen wir an ohne Beweis (für einen Beweis brauchen wir die Kompaktheit der geschlossenen Kugel, siehe Übungen). Wenn (5) gilt:

1.

$$\underbrace{\|L\|_{L(V,W)}}_{\text{Kern}} \text{ und } \|L\|_{L(V,W)} = 0 \iff L = 0$$

$\Leftarrow$  einfach. Sei  $\|L\|_{L(V,W)} = 0$ . Dann sei  $v \in V$ .

$$v = 0 \implies L(v) = 0$$

$$v \neq 0 \quad z = \frac{v}{\|v\|_V} \implies \|z\|_V = 1$$

$$\|L(z)\|_W \leq \sup_{\|y\|_V \leq 1} \|L(y)\|_W = 0$$

$$\implies L(z) = 0 \implies L(v) = L(\|v\|_V z) = \|v\|_V L(z) = 0$$

2.

$$\begin{aligned}
\|\lambda L\|_{L(V,W)} &= |\lambda| \|L\|_{L(V,W)} \\
\|\lambda L\|_{L(V,W)} &= \sup_{\|y\|_V \leq 1} \|\lambda L(y)\|_W \\
&= \sup_{\|y\|_V \leq 1} |\lambda| \|L(y)\|_W \\
&= |\lambda| \sup_{\|y\|_V \leq 1} \|L(y)\|_W \\
&= |\lambda| \|L\|_{L(V,W)}
\end{aligned}$$

3.

$$\begin{aligned}
&\|L + L'\|_{L(V,W)} \\
&= \sup_{\|y\|_V \leq 1} \|(L + L')(y)\|_{L(V,W)} \\
&= \sup_{\|y\|_V \leq 1} \|L(y) + L'(y)\|_{L(V,W)} \\
&\leq \sup_{\|y\|_V \leq 1} (\|L(y)\|_W + \|L'(y)\|_W) \\
&\leq \sup_{\|y\|_V \leq 1} \|L(y)\|_W + \sup_{\|y\|_V \leq 1} \|L'(y)\|_W \\
&= \|L\|_{L(V,W)} + \|L'\|_{L(V,W)}
\end{aligned}$$

□

*Bemerkung 1.49.* Aus der Definition von  $\|\cdot\|_{L(V,W)}$  folgt

$$\|L(v)\|_W \leq \|L\|_{L(V,W)} \|v\|_V \quad \forall v \in V. \quad (6)$$

Falls  $\|v\|_V = 1$ , dann

$$\|L(v)\| \leq \sup_{\|v\|_V \leq 1} \|L(v)\|_W = \|L\|_{L(V,W)}$$

Für  $v = 0$  ist  $L(v) = 0$  und deswegen ist die Ungleichung (6) trivial. Falls  $\|v\|_V > 0$ ,

$$\begin{aligned}
\tilde{v} := \frac{v}{\|v\|_V} &\implies \|\tilde{v}\|_V = \frac{\|v\|_V}{\|v\|_V} = 1 \implies \|L(\tilde{v})\|_W \leq \|L\|_{L(V,W)} \\
&\implies \left\| \frac{1}{\|v\|_V} L(v) \right\|_W = \frac{1}{\|v\|_V} \|L(v)\|_W \\
&\implies \frac{\|L(v)\|_W}{\|v\|_V} \leq \|L\|_{L(V,W)}
\end{aligned}$$

In der Tat,  $\|L\|_{L(V,W)}$  ist die *optimale Konstante* in (6). D.h., für jede  $C < \|L\|_{L(V,W)}$   $\exists v \in V$  mit  $\|L(v)\|_W > C\|v\|_V$ .

**Korollar 1.50.** Seien  $V$  und  $W$  zwei endlichdimensionierte Vektorräume und  $L : V \rightarrow W$  eine lineare Abbildung. Dann  $L$  ist stetig.

*Beweis.*  $\varepsilon - \delta$  Stetigkeit.  $v, \varepsilon > 0$ . Suche  $\delta > 0$  mit

$$\|v' - v\|_V < \delta \implies \|L(v') - L(v)\|_W < \varepsilon$$

Linearität von  $L$

$$\implies \|L(v') - L(v)\|_W = \|L(v' - v)\|_W$$

und aus (6)

$$\begin{aligned}
\|L(v' - v)\| &\leq \underbrace{\|L\|_{L(V,W)}}_{< \varepsilon} \overbrace{\|v' - v\|_V}^{< \delta} \\
&\implies \delta = \frac{\varepsilon}{\|L\|_{L(V,W)}}
\end{aligned}$$

$\implies$  Ungleichung erfüllt.

□

*Bemerkung 1.51.* Seien  $V = \mathbb{R}^n$  und  $\|\cdot\|_V$  die euklidische Norm,  $W = \mathbb{R}^k$  und  $\|\cdot\|_W$  die euklidische Norm. Dann (4) ist einfach die folgende Aussage:

$$\|L\|_{L(V,W)} \leq \|L\|_{\text{HS}}$$

In Matrixdarstellung:

$$\|L\|_{\text{HS}} = \sqrt{\sum_{i,j} L_{ij}^2}$$

$$\|L\|_{L(V,W)} := \sup_{\sum_{i=1}^n v_i^2 \leq 1} \sqrt{\sum_{j=1}^k \left( \sum_{i=1}^n L_{ji} v_i \right)^2}.$$

In diesem Fall wir nutzen die Notation  $\|\cdot\|_O$  für die Operatornorm.

## 1.5 Mehr über stetige Funktionen

**Regeln** für stetige Funktionen

**Regel 1** Seien  $f : X \rightarrow Y$ ,  $g : X \rightarrow Z$  zwei stetige Funktionen ( $X$ ,  $Y$  und  $Z$  topologische Räume). Dann

- falls  $Y = Z$  ein normierter Vektorraum ist,  $f + g$  ist auch stetig;
- falls  $Y$  ein normierter Vektorraum und  $Z = \mathbb{R}$ ,  $gf$  ist auch stetig;
- falls  $Y = Z = \mathbb{R}^n$  auch

$$x \mapsto f(x) \cdot g(x) = \sum_{i=1}^n f_i(x) g_i(x)$$

ist stetig.

*Beweis.* Wir geben den Beweis für den Fall  $X \subset \mathbb{R}^m$ . Der allgemeine Fall lassen wir als eine Übung. In diesem Fall können wir die Folgendefinition der Stetigkeit anwenden.

$$\underbrace{\{x^k\}}_{\subset X} x^k \rightarrow x \in X$$

Stetigkeit von  $f$  und  $g$ :  $g(x^k) \rightarrow g(x)$ ,  $f(x^k) \rightarrow f(x)$ .

$$g(x^k) = (g_1(x^k), \dots, g_m(x^k))$$

$$g(x) = (g_1(x), \dots, g_m(x))$$

$$f(x^k) = (f_1(x^k), \dots, f_m(x^k))$$

$$f(x) = (f_1(x), \dots, f_m(x))$$

$$(g + f)(x^k) = (g_1(x^k) + f_1(x^k), \dots, g_m(x^k) + f_m(x^k))$$

$$\rightarrow (g_1(x) + f_1(x), \dots, g_m(x) + f_m(x)) = (g + f)(x).$$

D.h.

$$x^k \rightarrow x \in X \implies (f + g)(x^k) \rightarrow (f + g)(x).$$

Die anderen Regeln folgen aus ähnlichen Argumente. □

**Regel 2** Seien  $X, Y, Z$  topologische Räume. Seien  $f : X \rightarrow Y$  und  $g : Y \rightarrow Z$  stetig. Dann

$$g \circ f : \underbrace{X \rightarrow Z}_{x \mapsto g(f(x))}$$

ist stetig.

*Beweis.* Sei  $U$  eine offene Menge in  $Z$ .

$$(g \circ f)^{-1}(U) = f^{-1}(\underbrace{g^{-1}(U)}_{\text{offen}})$$

offen

□

**Definition 1.52.** Sei  $f : X \rightarrow \mathbb{R}$ .

$$\|f\| = \sup_{x \in X} \|f(x)\|$$

$f : X \rightarrow V$ ,  $V, \|\cdot\|_V$  normierter Vektorraum

$$\|f\| = \sup_{x \in X} \|f(x)\|_V$$

*Bemerkung 1.53.*  $X$  Menge,  $V, \|\cdot\|$  ein normierter Vektorraum.

$$F := \{f : X \rightarrow V\} \quad \text{mit} \quad \|f\|$$

Dann ist  $F, \|\cdot\|$  ist ein normierter Vektorraum.

**Definition 1.54.** Eine Folge von Funktionen

$$f^k : X \rightarrow V$$

konvergiert gleichmässig gegen  $f$  falls

$$\|f^k - f\| \rightarrow 0$$

*Bemerkung 1.55.*  $x \in X$

$$\|f^k(x) - f(x)\|_V \leq \|f^k - f\|$$

Folgerung  $f^k$  konvergiert gleichmässig

$$\implies f^k(x) \rightarrow f(x) \quad \forall x$$

**Satz 1.56.** Sei  $X$  ein metrischer Raum und  $f^k : X \rightarrow V$  eine Folge die gleichmässig gegen  $f$  konvergiert. Dann ist  $f$  stetig.

*Beweis.* Seien  $x \in X$  und  $\varepsilon > 0$ . Wir suchen  $\delta > 0$  so dass

$$d(x, y) < \delta \implies \|f(x) - f(y)\| < \varepsilon. \quad (7)$$

Aus der gleichmässigen Konvergenz folgt die Existenz von  $N$  so dass

$$\|f - f^k\| < \frac{\varepsilon}{3} \quad \text{falls} \quad k \geq N$$

$f^N$  ist stetig:  $\exists \delta > 0$ :

$$d(x, y) < \delta \implies \|f^N(x) - f^N(y)\| < \frac{\varepsilon}{3}$$

Seien nun  $x, y$  s.d.  $d(x, y) < \delta$ . Dann

$$\begin{aligned} \|f(x) - f(y)\| &= \|(f(x) - f^N(x)) + (f^N(x) - f^N(y)) + (f^N(y) - f(y))\|_V \\ &\leq \|f(x) - f^N(x)\|_V + \|f^N(x) - f^N(y)\|_V + \|f^N(y) - f(y)\|_V \\ &< \|f^N - f\| + \frac{\varepsilon}{3} + \|f^N - f\| \\ &< \frac{\varepsilon}{3} + \frac{\varepsilon}{3} + \frac{\varepsilon}{3} = \varepsilon \end{aligned}$$

□

## 1.6 Kompakte Menge

**Definition 1.57.** Eine Menge  $K \subset \mathbb{R}^n$  heisst kompakt falls  $K$  abgeschlossen und beschränkt ( $\iff \exists B_R(0) : K \subset B_R(0)$ ) ist.

**Satz 1.58.** Sei  $K \subset \mathbb{R}^n$ .

$$K \text{ kompakt} \iff \forall \{x^j\} \subset K \exists \text{ Teilfolge } x^{j_i} \text{ die gegen } x \in K \text{ konvergiert.} \quad (8)$$

Die Eigenschaft in der rechten Seite von (8) heisst *Folgenkompaktheit*. Der Satz 1.58 ist also die folgende Behauptung:

$$\text{falls } K \subset \mathbb{R}^n \text{ dann } K \text{ kompakt} \iff K \text{ folgenkompakt.}$$

**Beweis. Kompaktheit  $\implies$  Folgenkompaktheit.** Sei  $K$  kompakt und  $\{x^j\} \subset K$  eine Folge.

$$x^j \in K \subset B_R(0) \implies \|x^j\| < R$$

Aus der Bolzano-Weierstrass Eigenschaft  $\exists x^{j_i} \rightarrow x \in \mathbb{R}^n$ . Die Abgeschlossenheit von  $K \implies x \in K$ .

**Folgenkompaktheit  $\implies$  Abgeschlossenheit und Beschränktheit.**

$$K \text{ nicht abgeschlossen} \implies \exists x^j \subset K \text{ mit } x^j \rightarrow x \notin K$$

$$\text{Folgenkompaktheit} \implies \exists x^{j_i} \rightarrow y \in K$$

Widerspruch (weil  $x = y!$ ).

Sei  $K$  nicht beschränkt.

$$\forall j \in \mathbb{N} \quad B_j(0) \not\supset K$$

$$\exists x^j \in K \setminus B_j(0) \implies \|x^j\| \geq j$$

Wenn  $x^{j_i} \rightarrow x$ . Aber das impliziert dass  $\{\|x^{j_i}\|\}$  eine beschränkte Folge ist. (Wir widerlegen das Argument):

$$\|x^{j_i}\| \leq \|x\| + \|x^{j_i} - x\|$$

$$\|x\| \leq \|x^{j_i}\| + \|x - x^{j_i}\|$$

$$\|\|x\| - \|x^{j_i}\|\| \leq \|x - x^{j_i}\|$$

$$\implies \|x^{j_i}\| \rightarrow \|x\|$$

Aber  $\|x^{j_i}\| = j_i \rightarrow +\infty \implies$  Widerspruch.  $\square$

Wir geben noch eine zweite Charakterisierung der kompakten Teilmenge von  $\mathbb{R}^n$ .

**Definition 1.59.** (Überdeckungseigenschaft) Eine Familie  $\{U_\lambda\}_{\lambda \in \Lambda}$  von Teilmengen von  $\mathbb{R}^n$  ist eine Überdeckung einer Menge  $E$  falls

$$\bigcup_{\lambda \in \Lambda} U_\lambda \supset E$$

Eine Teilüberdeckung ist eine Teilfamilie von  $\{U_\lambda\}$  die noch eine Überdeckung von  $E$  ist.

Eine Teilmenge  $E \subset \mathbb{R}^n$  besitzt die Überdeckungseigenschaft falls:

- $\forall$  Überdeckung  $\{U_\lambda\}_{\lambda \in \Lambda}$  von  $E$  mit offenen Mengen  $\exists$  endliche Teilüberdeckung.

**Beispiel 1.60.** Eine offene Kugel hat diese Eigenschaft nicht.

$$\forall x \in K_r(0) \text{ sei } K_{\frac{r-\|x\|}{2}}(x) = U_x$$

1.  $\{U_x\}_{x \in K_r(0)}$  ist eine Überdeckung von  $K_r(0)$ . Einfach weil  $x \in U_x$ !
2. Keine endliche Teilfamilie von  $\{U_x\}$  ist eine Überdeckung von  $K_r(0)$ . In der Tat, sei  $\{U_{x_1}, \dots, U_{x_N}\}$  eine beliebige endliche Teilfamilie. Sei

$$\rho := \max_{i \in \{1, \dots, N\}} \|x_i\| < r$$

$\implies$  falls  $\|y\| \geq \frac{\|x_i\| + r}{2}$  dann  $y \notin U_{x_i}$ . So, wenn  $\|y\| \geq \frac{\rho + r}{2}$  dann

$$y \notin U_{x_1} \cup \dots \cup U_{x_N}.$$

Aber  $\frac{\rho + r}{2} < r$ . So, wenn  $\|y\| = \frac{\rho + r}{2}$ , dann  $y \in K_r(0)$ .

Jede geschlossene Kugel hat die Überdeckungseigenschaft: das ist eine Konsequenz des nächsten Satzes.

**Satz 1.61.** Sei  $E \subset \mathbb{R}^n$

$$E \text{ kompakt} \iff E \text{ hat die Überdeckungseigenschaft}$$

*Bemerkung 1.62.* Satz 1.61 kann auch so formuliert werden:

$$(E \text{ beschränkt und abgeschlossen}) \iff E \text{ hat die Überdeckungseigenschaft.}$$

Das Beispiel 1.60 erklärt wie so die Abgeschlossenheit nötig ist. Sei nun  $E = \mathbb{R}^n$  und  $U_n = K_{n+1}(0)$ .

$$E \subset \bigcup_{n \in \mathbb{N}} U_n$$

Aber  $\forall N \in \mathbb{N}$

$$\mathbb{R}^n = E \not\subset \bigcup_{n=0}^N U_n.$$

Dieses Beispiel zeigt wie so die Beschränktheit nötig ist.

*Beweis.* [Beweis des Satzes 1.61]  **$E$  ist nicht kompakt  $\implies$  Überdeckungseigenschaft gilt nicht.** Da  $E$  nicht kompakt ist,  $\exists \{x_i\} \subset E$  ohne konvergente Teilfolge in  $E$ .  $\implies$  Zwei Möglichkeiten:

1.  $\exists$  eine beschränkte Teilfolge von  $\{x_i\}$ . Bolzano-Weierstrass  $\implies \exists$  Teilfolge  $\{y_i\} \subset \{x_i\} \subset E$  die gegen  $y \in \mathbb{R}^n$  konvergiert.  $y \notin E$ .
2.  $\{x_k\}$  besitzt beschränkte Teilfolge  $\implies \|x_i\| \rightarrow \infty$ .

Beim ersten ist die folgende Menge offen:

$$U_0 := \mathbb{R}^n \setminus \underbrace{(\{y_i\} \cup \{y\})}_{E \text{ ist abgeschlossen}}$$

Beim zweiten gilt:

$$U_0 = \mathbb{R}^n \setminus \underbrace{\{x_i\}}_F \text{ ist offen}$$

$$U_n = U_0 \cup \{y_1, \dots, y_{n-1}\} \quad n \geq 0$$

$U_n$  ist auch offen.

$$\bigcup_{n=0}^{\infty} U_n = \begin{cases} \mathbb{R}^n \setminus \{y\} & \text{im Fall 1} \\ \mathbb{R}^n & \text{im Fall 2} \end{cases}$$

Aber jede endliche Familie

$$U_0 \cup U_1 \cup \dots \cup U_n \not\supset E$$

in beiden Fällen lassen wir unendlich viele Punkte weg.



**$E$  kompakt  $\implies E$  besitzt die Überdeckungseigenschaft.**  $E$  ist beschränkt und abgeschlossen und sei  $\{U_\lambda\}_{\lambda \in \Lambda}$  eine Familie von offenen Mengen mit  $E \subset \{U_\lambda\}_{\lambda \in \Lambda}$ . Wir decken die Menge  $U$  mit Würfeln. Jeder Würfel hat die Form

$$[k_1, k_1 + 1] \times [k_2, k_2 + 1] \times \cdots \times [k_n, k_n + 1] \quad (9)$$

wobei  $k_1, \dots, k_n \in \mathbb{Z}$ . Nun, da  $E$  beschränkt ist,  $\exists N \in \mathbb{N}$  so dass  $[-N, N]^n \supset E$ . Aber  $[-N, N]^n$  können wir mit  $M = (2N)^n$  Würfeln der Form (9) überdecken:

$$E \subset W_1 \cup \cdots \cup W_M$$

Falls jedes  $E \cap W_i$  mit einer endlichen Familie von  $\{U_\lambda\}$  überdeckt wird, dann finde ich eine endliche Überdeckung von  $E$  wenn ich die Vereinigung der entsprechenden endlichen Teilüberdeckungen von  $E \cap W_i$  nehme. So, angenommen dass die Überdeckungseigenschaft nicht gilt,  $\exists E_1 := E \cap W_i$  s.d.

1.  $\{U_\lambda\}_{\lambda \in \Lambda}$  eine Überdeckung von  $E_1$
2. keine endliche Teilfamilie deckt  $E_1$ .

Teilen wir  $W_i$  in  $2^n$  Würfeln mit Seite  $\frac{1}{2}$

$$\tilde{W}_1, \dots, \tilde{W}_{2^n}.$$

Mit dem obigen Argument finden wir

$$E_2 := E \cap \tilde{W}_i : \text{ die Eigenschaften 1. und 2. mit } E_2 \text{ statt } E_1 \text{ noch gelten}$$

Induktiv

$$E \supset E_1 \supset E_2 \supset \cdots$$

jede  $E_i \subset W^i$  Würfeln mit Seite  $2^{-i+1}$  und die beiden Eigenschaften 1. und 2. gelten mit  $E_i$  statt  $E_1$ .

Ausserdem,  $E_i$  ist nicht leer. Für jede  $i$  wählen wir  $x_i \in E_i$ . Dann  $\{x_k\} \subset E$ . Aber  $\{x_k\}$  ist eine Cauchy-Folge: falls  $j, k > i$ ,  $x_k, x_j \subset E_i$  und  $E_i$  ist in einem Würfel mit Seite  $2^{-i+1}$  enthalten. Deswegen  $\|x_j - x_k\| \leq \sqrt{n} 2^{-i+1}$ . Die Volleständigkeit von  $\mathbb{R}^n$  garantiert die Existenz von  $x \in \mathbb{R}^n$  s.d.  $x_k \rightarrow x$ . Da  $E$  abgeschlossen ist,  $x \in E$ . Deswegen  $\exists U_\mu \in \{U_\lambda\}_\lambda$  s.d.  $x \in U_\mu$ . Da  $U_\mu$  offen ist,

$$\exists K_r(x) \supset U$$

Aber,  $x \in E_i$  für jedes  $i$  (weil  $\{x_k\}_{k \geq i} \subset E_i$  und  $E_i$  ist abgeschlossen!). Sei nun  $k \in \mathbb{N}$  s.d.  $\sqrt{n} 2^{-k+1} < r$ . Falls  $y \in E_k$ , dann  $\|y - x\| \leq \sqrt{n} 2^{-k+1} < r$ . Deswegen  $E_k \subset K_r(x) \subset U_\mu$ . So, die Familie  $\{U_\mu\}$  ist endlich (enthält sogar einen einzigen Element!) und überdeckt  $E_k$ . Widerspruch!  $\square$

**Bemerkung 1.63.**  $f$  stetig  $\implies f^{-1}(U)$  offen falls  $U$  offen: diese mächtige Charakterisierung der Stetigkeit werden wir nun nutzen!

**Korollar 1.64.** Sei  $E \subset \mathbb{R}^n$  kompakt und  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^k$  stetig. Dann  $f(E)$  ist kompakt.

**Beweis.** Sei  $\{U_\lambda\}$  eine Überdeckung (mit offenen Mengen) von  $f(E)$ , dann ist  $\{f^{-1}(U_\lambda)\}$  eine Überdeckung von  $E$ .

$$\exists f^{-1}(U_{\lambda_1}), \dots, f^{-1}(U_{\lambda_N}) \text{ Teilüberdeckung von } E$$

$U_{\lambda_1}, \dots, U_{\lambda_N}$  ist eine Überdeckung von  $f(E) \implies f(E)$  ist kompakt  $\square$

**Korollar 1.65.** Wenn  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  stetig ist und  $E \subset \mathbb{R}^n$  kompakt ist, besitzt  $f$  ein Maximum und ein Minimum auf  $E$ .

*Beweis.*  $f(E) \subset \mathbb{R}$  ist kompakt.

$$s = \sup f(E) < +\infty$$

$$\begin{aligned} \exists \{x_k\} \subset f(E) \text{ mit } x_k \rightarrow s \xrightarrow{\text{abgeschlossen}} s \in f(E) \\ \left( s - \frac{1}{k} \implies \exists x_k \in f(E) \text{ mit } x_k > s - \frac{1}{k}, x_k \leq s \right) \end{aligned}$$

$\implies s$  ist ein Maximum.  $\square$

Ohne Beweis:

**Lemma 1.66.** [Lemma von Tietze] Sei  $E \subset \mathbb{R}^m$  kompakt und  $f : E \rightarrow \mathbb{R}$  stetig. Dann  $\exists g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  stetig s.d.  $g|_E = f$ .

Wenn wir Lemma 1.66 und Korollar 1.65 kombinieren, erhalten wir den folgenden Satz:

**Satz 1.67.** Wenn  $E \subset \mathbb{R}^n$  kompakt ist und  $f : E \rightarrow \mathbb{R}$  stetig ist, besitzt  $f$  ein Maximum und ein Minimum.

Wir geben auch einen alternativen Beweis, unabhängig von Tietzes Lemma

*Beweis.* Sei  $s = \sup\{f(x) : x \in E\}$  (es kann sein dass  $s = \infty$ ). Dann  $\exists \{x_k\} \subset E$  s.d.  $f(x_k) \rightarrow s$ . Die Kompaktheit von  $E$  impliziert die Existenz einer Teilfolge  $\{x_{k_i}\}$  die gegen einen Element  $x \in E$  konvergiert. Deswegen

$$s = \lim_{i \rightarrow \infty} f(x_{k_i}) = f(x).$$

Ein ähnliches Argument beweist die Existenz einer Minimumstelle.  $\square$

Zur Erinnerung: das Intervallschachtelungsprinzip in  $\mathbb{R}$ .

Sei  $I_j$  eine Intervallschachtelung d.h.:

1.

$$I_j = [a_j, b_j]$$

2.

$$I_0 \supset I_1 \supset \dots \supset I_j \supset I_{j+1}$$

3.

$$b_j - a_j \rightarrow 0$$

Dann

$$\bigcap_{j=0}^{\infty} I_j \neq \emptyset$$

Ein Verallgemeinerung dieses Prinzips ist der Folgende

**Satz 1.68.** Sei  $E_j$  eine Folge von kompakten Mengen mit  $E_j \supset E_{j+1} \forall j$  ( $E_0 \subset \mathbb{R}^n$ ). Dann

$$\bigcap_{j=1}^{\infty} E_j \neq \emptyset \text{ falls } E_j \neq \emptyset \forall j$$

*Beweis.* Sei  $E_j$  wie im Satz mit  $E_j \neq \emptyset$ , aber  $\bigcap_{j=0}^{\infty} E_j = \emptyset$ . Sei  $U_j := \mathbb{R}^n \setminus E_j \implies U_j$  ist offen.  $\bigcup_{j=1}^{\infty} U_j = \mathbb{R}^n$  und deswegen ist  $\{U_j\}$  eine Überdeckung von  $E_0$ . Aber  $U_1 \cup \dots \cup U_N = U_N$  (weil  $U_{j+1} \supset U_j$ )

$$U_N \not\supset E_N \neq \emptyset \quad E_N \subset E_0$$

Keine endliche Teilfamilie von  $\{U_j\}$  ist eine Überdeckung von  $E_0$ . Widerspruch wegen der Kompaktheit von  $E_0$ .  $\square$

Wir geben endlich eine Zusammenfassung der Eigenschaften der stetigen Funktionen  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^k$ :

- $E \subset \mathbb{R}^k$  offen  $\implies f^{-1}(E)$  offen;
- $E \subset \mathbb{R}^k$  geschlossen  $\implies f^{-1}(E)$  geschlossen;
- $E \subset \mathbb{R}^n$  kompakt  $\implies f(E)$  kompakt.

Aber *Vorsicht!*

- $E \subset \mathbb{R}^n$  offen impliziert **nicht**  $f(E)$  offen;
- $E \subset \mathbb{R}^n$  geschlossen impliziert **nicht**  $f(E)$  geschlossen;
- $E \subset \mathbb{R}^k$  kompakt impliziert **nicht**  $f^{-1}(E)$  kompakt.

## 2 Differenzierbare Funktionen

**Erinnerung**  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  heisst differenzierbar in  $a \in \mathbb{R}$  falls

$$f'(a) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(a+h) - f(a)}{h}$$

existiert. Was geschieht mit Funktionen von mehreren Variablen? Die “Tangentensteigung” hängt auch von der Richtung ab. D.h. Es gibt eine lineare Abbildung  $L : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$

**Definition 2.1.**  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $U \subset \mathbb{R}^n$  offen, heisst differenzierbar in  $a \in U$ , falls es eine lineare Abbildung  $L : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  gibt so dass

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(a+h) - f(a) - L(h)}{\|h\|} = 0. \quad (10)$$

*Bemerkung 2.2.*  $n = 1$ : die Funktion ist differenzierbar genau dann, wenn die Ableitung existiert. In diesem Fall gilt  $L(h) = f'(a)h$ .

*Bemerkung 2.3.* Die lineare Abbildung  $L$  in (10) ist eindeutig definiert. In der Tat seien  $L'$  und  $L$  zwei lineare Abbildungen die (10) erfüllen. Sei  $v \in \mathbb{R}^n$  mit  $\|v\| = 1$ . Es gilt:

$$(L - L')(v) \stackrel{\text{linear und } \|v\|=1}{=} \lim_{t \downarrow 0} \frac{(L - L')(tv)}{\|tv\|} \stackrel{(10) \text{ mit } h=tv}{=} 0.$$

Deswegen  $L = L'$ .

*Bemerkung 2.4.* Wir können (10) auch anders beschreiben:

$$f(a+h) - f(a) = Lh + \underbrace{R(h)}_{\text{Restglied}}$$

Dann gilt

$$(10) \iff \lim_{h \rightarrow 0} \frac{R(h)}{\|h\|} = 0 \quad (11)$$

**Definition 2.5.**  $L$  heisst Differential von  $f$  in  $a$ . Man schreibt  $df|_a$ . Sei nun  $\{e_1, \dots, e_n\}$  die Standardbasis  $\mathbb{R}^n$ ,  $h = (h_1, \dots, h_n) \in \mathbb{R}^n$

$$\implies df|_a(h) = df|_a\left(\sum_{i=1}^n h_i e_i\right) = \sum_{i=1}^n h_i df|_a(e_i)$$

**Definition 2.6.**

$$\nabla f(a) = (df|_a(e_1), \dots, df|_a(e_n))$$

heisst Gradient von  $f$ .

Die Affine Abbildung

$$Tf(x, a) = f(a) + \nabla df|_a(x - a)$$

ist die beste lineare Approximation der Funktion  $f$  an der Stelle  $a$ . Der Graph von  $Tf$  ist eine (hyper)Ebene von  $\mathbb{R}^{n+1}$ : die heisst die tangentielle Ebene.

**Satz 2.7.**  $f$  differenzierbar in  $a \implies f$  ist stetig in  $a$

*Beweis.*

$$|f(a+h) - f(a)| = |df|_a(h) + R(h)| \leq \|df|_a\|_O \|h\| + \underbrace{|R(h)|}_{\rightarrow 0}$$

□

**Beispiel 2.8.**  $f(x) = Ax + b$ ,  $A \in M_a(1, n, \mathbb{R})$ ,  $b \in \mathbb{R}$ . Dann  $f$  ist differenzierbar und  $df|_a(h) = a \cdot h$ . In der Tat die Abbildung  $L(h) := a \cdot h$  ist linear und

$$f(a+h) - f(a) - L(h) = 0 =: R(h).$$

$\frac{R(h)}{\|h\|} \rightarrow 0$  trivialerweise!

**Beispiel 2.9.**  $f(x) := x^T \cdot A \cdot x$ ,  $A = (a_{ij}) \in \text{Sym}(n, \mathbb{R})$

$$f(a+h) - f(a) = \underbrace{2a^T Ah}_{d|_a(h)} + \underbrace{h^T Ah}_{R(h)}.$$

$L(h) := 2a^T Ah$  ist linear (in  $h$ ),  $R(h) = h^T \cdot A \cdot h (= \sum h_i a_{ik} h_l)$ . Wir haben  $\|A \cdot h\| \leq \|A\|_O \|h\|$  und

$$|h^T \cdot A \cdot h| = \left| \underbrace{h^T \cdot (A \cdot h)}_{\text{Skalarprodukt von } h \text{ und } A \cdot h} \right| \stackrel{\text{Cauchy-Schwartz}}{\leq} \|h\| \|A \cdot h\| \leq \|A\|_O \|h\|^2.$$

Deswegen

$$\frac{|Rh|}{\|h\|} \leq \|A\|_O \|h\| \rightarrow 0.$$

**Ziel** Wir wollen  $df_a(h)$  berechnen. Sei  $t \in \mathbb{R}$ . Dann

$$\begin{aligned} f(a+th) &= f(a) + df|_a(th) + R(th) \\ \implies df|_a(h) &= \lim_{t \rightarrow 0} \frac{f(a+th) - f(a)}{t} \end{aligned} \quad (12)$$

**Definition 2.10.**  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $a \in U$ . Die Richtungsableitung von  $f$  in Richtung  $h \in \mathbb{R}^n$  ist der Grenzwert (falls er existiert)

$$\partial_h f(a) := \lim_{t \rightarrow 0} \frac{f(a+th) - f(a)}{t}$$

Die Ableitungen in Richtung  $e_1, \dots, e_n$  heissen partielle Ableitungen in  $a$ . Wir schreiben

$$\partial_{e_i} f(a) = \partial_i f(a) = \frac{\partial f}{\partial x_i}(a) = f_{x_i}(a)$$

*Bemerkung 2.11.* Wir haben nicht vorausgesetzt, dass  $f$  differenzierbar ist in  $a$ !

**Satz 2.12.** Sei  $f$  in  $a$  differenzierbar. Dann existieren die Richtungsableitungen in jede Richtung. Insbesondere existieren die partiellen Ableitungen. Es gelten:

$$df|_a(h) = \nabla f(a) \cdot h = \partial_n f(a) = \sum_{i=1}^n \partial_i f(a) h_i \quad (13)$$

und

$$\nabla f(a) = (\partial_1 f(a), \dots, \partial_n f(a))$$

*Beweis.* Die Existenz der Richtungsableitung ist die Herleitung von 12. (13) ist eine triviale Konsequenz der Linearität von  $df|_a$ . □

**Frage** Wie berechnet man die partielle Ableitung effizient? Es gilt:

$$\frac{\partial f}{\partial x_i}(a) = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{f(a + t e_i) - f(a)}{t}, \quad a = (a_1, \dots, a_n).$$

Wenn wir definieren

$$g_i(y) := f(a_1, \dots, a_{i-1}, y, a_{i+1}, \dots, a_n)$$

dann gilt

$$\frac{\partial f}{\partial x_i}(a) = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{g_i(a_i + t) - f(a_i)}{t} = g'_i(a_i)$$

**Beispiel 2.13.**

$$f(x, y) := \sin(2x)e^{3y}$$

$$\frac{\partial f}{\partial x} f(x, y) = 2e^{3y} \cos(2x)$$

$$\frac{\partial f}{\partial y} f(x, y) = \sin(2x)e^{3y} 3$$

**Frage** Wann folgt aus der Existenz der partiellen Ableitung (Richtungsableitung) die Differenzierbarkeit?

**Beispiel 2.14.**

$$f(x, y) = \begin{cases} \frac{x^2 y}{x^2 + y^2} & (x, y) \neq (0, 0) \\ 0 & (x, y) = (0, 0) \end{cases}$$

Es gilt:  $f(tx, ty) = tf(x, y)$ , d.h. der Graph von  $f$  besteht aus Geraden durch 0, für  $h = (h_1, h_2) \in \mathbb{R}^2$

$$\implies \partial_h f(0, 0) = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{f(th_1, th_2) - f(0, 0)}{t} = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{t}{t} f(h_1, h_2) = f(h_1, h_2)$$

$$\implies \partial f(0, 0) = f(h_1, h_2)$$

$$\partial_{e_1} f(0, 0) = f(1, 0) = 0$$

$$\partial_{e_2} f(0, 0) = f(0, 1) = 0$$

**Annahme**  $f$  ist in  $(0, 0)$  differenzierbar

$$\xrightarrow{\text{aus 13}} \underbrace{\partial_n f(0, 0)}_{=d f(a)h=0} = \underbrace{\partial_1 f(a)}_0(h_1) + \underbrace{\partial_2 f(a)}_0(h_2) = 0$$

$$\implies d f(a) = 0$$

**Test**  $L = 0$

$$\frac{f(h_1, h_1) - \overbrace{f(a_0) - L(h_1, h_1)}}{\|(h_1, h_1)\|_\infty} = \frac{h_1^3}{2h_1^2 |h_1|} \rightarrow \pm \frac{1}{2}$$

$\implies f$  ist in  $(0, 0)$  NICHT DIFFERENZIERBAR.

D.h. es kann sein dass die ganzen Richtungsableitungen existieren und die Funktion ist trotzdem nicht differenzierbar!

## 2.1 Zusammenfassung

### 2.1.1 Das Differenzial

$f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $\Omega \subset \mathbb{R}^n$ , Umgebung von  $x$ .

$f$  diff in  $x \iff \exists L : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  linear s.d.

$$\lim_{h \downarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x) - L(h)}{\|h\|} = 0 \quad (14)$$

(Zur Erinnerung:

$$\lim_{h \downarrow 0} G(h) = 0 \iff (\forall \varepsilon > 0 \exists \delta > 0 : 0 < \|h\| < \delta \implies |G(h)| < \varepsilon)$$

$$\iff (\forall \text{ Folgen } \{h_k\} \text{ die } \neq 0 \text{ aber } \rightarrow 0, \text{ es gilt } G(h_k) \rightarrow 0) \quad )$$

Wenn  $f$  differenzierbar ist und (14) erfüllt, heisst  $L$  das Differential von  $f$  an der Stelle  $x$ :

$$L = df|_x.$$

### 2.1.2 Richtungsableitung

$x \in \Omega$ ,  $h \in \mathbb{R}^m$ ,  $g(t) = f(x + th)$  (wohldefiniert für  $|t|$  klein)

$$\partial_h f(x) = g'(0) = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{f(x + th) - f(x)}{t}$$

### 2.1.3 Partielle Ableitung

$(x_1, \dots, x_n)$  Koordinaten in  $\mathbb{R}^n$ .  $y \in \Omega$  so dass  $\Omega$  eine Umgebung von  $y$  ist. Dann

$$\frac{\partial f}{\partial x_i}(y) (= \partial_{x_i} f(y)) = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{f(y_1, \dots, y_i + t, \dots, y_n) - f(y)}{t}$$

Falls  $e_i = (0, \dots, 0, \underbrace{1}_{i \text{ Stelle}}, 0, \dots, 0)$

$$\frac{\partial f}{\partial x_i}(y) = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{f(y + te_i) - f(y)}{t} = \partial_{e_i} f(y)$$

## 2.2 Das Hauptkriterium der Differenzierbarkeit

Die Existenz der Richtungsableitungen genügt nicht für die Differenzierbarkeit von  $f$ . Deswegen die Existenz der partiellen Ableitungen (d.h. von *manchen* Richtungsableitungen) impliziert **nicht** die Differenzierbarkeit.

**Satz 2.15.** (*Hauptkriterium der Differenzierbarkeit*) Sei  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  und  $U$  eine Umgebung von  $y$ . Falls  $\frac{\partial f}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n}$  in  $U$  existieren und stetig in  $y$  sind, dann ist  $f$  in  $y$  differenzierbar.

**Bemerkung 2.16.** Aber *Vorsicht*: die Differenzierbarkeit von  $f$  impliziert **nicht** die Stetigkeit der partiellen Ableitungen!

*Beweis.*  $h = (h_1, \dots, h_n) \in \mathbb{R}^n$ . Wir setzen

$$L(h) = \sum_{i=1}^n \frac{\partial f}{\partial x_i}(y) h_i.$$

**Ziel**  $L$  ist das Differential von  $f$ , d.h.

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x) - L(h)}{\|h\|} = 0 \quad (15)$$

Wir schreiben

$$\begin{aligned} f(x+h) - f(x) &= f(x + (h_1, \dots, h_n)) - f(y + (h_1, \dots, h_{n-1}, 0)) \\ &\quad + f(y + (h_1, \dots, h_{n-1}, 0)) - f(y + (h_1, \dots, h_{n-2}, 0, 0)) \\ &\quad + \dots \\ &\quad + f(y + (h_1, \dots, h_i, 0, \dots, 0)) - f(y + (h_1, \dots, h_{i-1}, 0, 0, \dots, 0)) \quad (\text{ite Zeile}) \\ &\quad + \dots \\ &\quad + f(y + (h_1, 0, \dots, 0)) - f(y) \end{aligned} \quad (16)$$

Sei nun  $g_i(t) = f(y + (h_1, \dots, h_{i-1}, th_i, 0, \dots, 0))$ . Die  $i$ te Zeile in (16) ist dann  $g_i(1) - g_i(0)$ . Aber

$$\begin{aligned} g_i'(t) &= \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{g_i(t+\varepsilon) - g_i(t)}{\varepsilon} \\ &= h_i \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{f(y_1 + h_1, \dots, y_{i-1} + h_{i-1}, y_i + (t+\varepsilon)h_i, y_{i+1}, \dots, y_n) - f(y_1 + h_1, \dots, y_i + th_i, \dots, y_n)}{\varepsilon h_i} \\ &= h_i \frac{\partial f}{\partial x_i}(y_1 + h_1, \dots, y_i + th_i, y_{i+1}, \dots, y_n). \end{aligned}$$

Deswegen die Existenz der Richtungsableitungen in einer Umgebung von  $y$  garantieren die Differenzierbarkeit der Funktion  $g_i$  falls  $\|h\|$  klein genug ist. Ausserdem

$$\exists \xi_i \in [0, 1] : \quad i\text{te Zeile von (16)} = g_i'(\xi_i)$$

und so

$$i\text{te Zeile} = h_i \frac{\partial f}{\partial x_i}(y_1 + h_1, \dots, y_{i-1} + h_{i-1}, y_i + \xi_i h_i, y_{i+1}, \dots, y_n) = h_i \frac{\partial f}{\partial x_i}(y + \zeta_i). \quad (17)$$

wobei  $\zeta_i = (h_1, \dots, h_{i-1}, \xi_i h_i, 0, \dots, 0)$  Wir setzten (17) in (16):

$$f(y+h) - f(y) = \sum_{i=1}^n h_i \frac{\partial f}{\partial x_i}(y + \zeta_i)$$

und deswegen

$$f(x+h) - f(x) - L(h) = \sum_{i=1}^n h_i \left( \frac{\partial f}{\partial x_i}(y + \zeta_i) - \frac{\partial f}{\partial x_i}(y) \right). \quad (18)$$

Also,

$$\frac{|f(x+h) - f(x) - L(h)|}{\|h\|} \stackrel{(18)}{\leq} \sum_{i=1}^n \frac{|h_i| \left| \frac{\partial f}{\partial x_i}(y + \zeta_i) - \frac{\partial f}{\partial x_i}(y) \right|}{\|h\|} \quad (19)$$

Wenn  $\|h\| \rightarrow 0$ ,  $\|\zeta_i\| \rightarrow 0$ . Die Stetigkeit von  $\frac{\partial f}{\partial x_i}$  in  $y$  impliziert

$$\frac{\partial f}{\partial x_i}(y + \zeta_i) \rightarrow \frac{\partial f}{\partial x_i}(y)$$

Die rechte Seite von (19)  $\rightarrow 0$  wenn  $h \rightarrow 0 \implies (15)$ . □

### 2.3 Die geometrische Bedeutung des Gradients

Wir haben

$$df|_{x_0}(h) = \partial_h f(x_0) = \sum_{i=1}^n h_i \frac{\partial f}{\partial x_i}(x_0) = \nabla f(x_0) \cdot h$$

(manchmal wir schreiben auch  $\langle \nabla f(x_0), h \rangle$ ). Deswegen,

$$|\partial_h f(x_0)| \stackrel{\text{Cauchy-Schwartz}}{\leq} \|\nabla f(x_0)\| \|h\|$$

Falls  $\|h\| = 1$ , dann

$$|\partial_h f(x_0)| \leq \|\nabla f(x_0)\|$$

Fall  $\|\nabla f(x_0)\| \neq 0$ , wir definieren

$$K = \frac{\nabla f(x_0)}{\|\nabla f(x_0)\|}.$$

Dann  $\|K\| = 1$  und

$$\partial_K f(x_0) = \|\nabla f(x_0)\|$$

Deswegen:

$$K = \frac{\nabla f(x_0)}{\|\nabla f(x_0)\|}$$

ist die Richtung der maximalen Steigung und

$$\|\nabla f(x_0)\|$$

ist die maximale Steigung.

### 2.4 Rechenregeln

**Satz 2.17.** ] Sei  $U$  eine Umgebung von  $x \in \mathbb{R}^n$  und  $f, g : U \rightarrow \mathbb{R}$  in  $x$  differenzierbar. Dann sind  $f + g$  und  $fg$  auch differenzierbar in  $x$  und

$$d(f + g)|_x = d f|_x + d g|_x \quad (20)$$

$$d(fg) = f(x) d g|_x + g(x) d f|_x. \quad (21)$$

Falls  $f(x) \neq 0$  ist auch  $\frac{1}{f}$  in  $x$  differenzierbar

$$d\left(\frac{1}{f}\right)|_x = -\frac{1}{(f(x))^2} d f|_x. \quad (22)$$

**Korollar 2.18.**  $g(x) \neq 0$ , dann

$$\begin{aligned} d\left(\frac{f}{g}\right)|_x &= \frac{1}{g(x)} d f|_x - \frac{f(x)}{g(x)^2} d g|_x \\ &= \frac{g(x) d f|_x - f(x) d g|_x}{g(x)^2} \end{aligned}$$

*Beweis.* [Beweis vom Satz 2.17] Die Regel (20) ist sehr einfach zu beweisen. Für die Regel (21) schreiben wir

$$f(x+h)g(x+h) = (f(x+h) - f(x))g(x+h) + f(x)(g(x+h) - g(x))$$

und wir nutzen das gleiche Argument für den Fall einer reellen Variabel.

Wir beweisen nun (22). Da  $f$  stetig in  $x$  ist,  $f(x+h) \neq 0$  falls  $\|h\|$  klein genug ist. Deswegen ist  $1/f$  wohldefiniert in einer Umgebung von  $x$ . Das Ziel ist eine lineare Abbildung  $L$  zu finden so dass

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{\frac{1}{f(x+h)} - \frac{1}{f(x)} - L(h)}{\|h\|}$$



wobei

$$L = -\frac{1}{f(x)^2} \mathrm{d}f|_x.$$

Wir schreiben

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{\overbrace{\frac{1}{f(x+h)} - \frac{1}{f(x)} - \frac{1}{f(x)^2}(h)}^A \mathrm{d}f|_x(h)}{\|h\|}$$

und rechnen

$$\frac{1}{f(x+h)} - \frac{1}{f(x)} = \frac{f(x) - f(x+h)}{f(x)f(x+h)}.$$

Also,

$$A = \underbrace{\frac{-(-f(x) + f(x+h)) - \mathrm{d}f|_x(h)}{f(x)f(x+h)}}_C + \underbrace{\frac{-\mathrm{d}f|_x(h)}{f(x)f(x+h)} + \frac{\mathrm{d}f|_x(h)}{f(x)^2}}_B$$

Aber

$$\frac{B}{\|h\|} = -\underbrace{\frac{1}{f(x)f(x+h)}}_{\rightarrow f(x)^2 \neq 0} \underbrace{\frac{f(x+h) - f(x) - \mathrm{d}f|_x(h)}{\|h\|}}_{\rightarrow 0 \text{ weil } f \text{ diff. in } x}$$

und deswegen

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{B}{\|h\|} = 0$$

Ausserdem

$$\frac{C}{\|h\|} = \underbrace{\frac{\mathrm{d}f|_x(h)}{\|h\|}}_D \frac{1}{f(x)} \underbrace{\left( \frac{1}{f(x)} - \frac{1}{f(x+h)} \right)}_{\rightarrow 0}$$

Sei  $L = \mathrm{d}f|_x$  und  $\|L\|_O$  ihre Operatornorm

$$\begin{aligned} |\mathrm{d}f|_x(h)| &= |L(h)| \leq \|L\|_O \|h\| \\ \implies D &= \frac{|\mathrm{d}f|_x(h)|}{\|h\|} \leq \|L\|. \end{aligned}$$

Deswegen ist  $D$  beschränkt und

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{C}{\|h\|} = 0.$$

□

## 2.5 Kettenregel

**Definition 2.19.** Eine Kurve ist eine Abbildung  $\gamma : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}^n$ .

Diese Definition bedeutet dass  $\gamma(t) \in \mathbb{R}^n \forall t$ . Seien nun  $\gamma_i(t)$  die Koordinaten des Vektors  $\gamma(t)$ :

$$\gamma(t) = (\gamma_1(t), \dots, \gamma_n(t)).$$

Jede  $t \rightarrow \gamma_i(t) \in \mathbb{R}$  ist eine reellwertige Funktion einer Variabel.

**Definition 2.20.** Die Kurve  $\gamma$  heisst differenzierbar wenn jede  $\gamma_i$  differenzierbar ist. In diesem Fall definieren wir

$$\dot{\gamma}(t) := (\gamma'_1(t), \dots, \gamma'_n(t))$$

**Satz 2.21.** (Kettenregel 1. Version) Sei  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  mit  $U$  Umgebung von  $x_0$  und  $f$  differenzierbar in  $x_0$ . Sei  $\gamma : [a, b] \rightarrow U$  eine differenzierbare Kurve mit  $\gamma(t_0) = x_0$ . Sei  $g = f \circ \gamma$  (i.e.  $g(t) = f(\gamma(t))$ ). Dann ist  $g$  in  $t_0$  differenzierbar und

$$g'(t_0) = \mathrm{d}f|_{\gamma(t_0)}(\dot{\gamma}(t_0)) = \langle \nabla f(\gamma(t_0)), \dot{\gamma}(t_0) \rangle.$$

*Beweis.* Das Ziel:

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{g(t_0 + h) - g(t_0) - h [\mathrm{d}f|_{\gamma(t_0)}(\dot{\gamma}(t_0))]}{h} = 0.$$

Wir definieren

$$R(h) = g(t_0 + h) - g(t_0) - h [\mathrm{d}f|_{\gamma(t_0)}(\dot{\gamma}(t_0))]. \quad (23)$$

Dann wollen wir die folgende Behauptung zeigen:

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{R(h)}{|h|} = 0 \quad (24)$$

Wir führen eine neue Notation ein: wir sagen dass  $R(h) = o(|h|)$  falls (23) gilt.

Aus der Differenzierbarkeit von  $f$

$$\lim_{k \rightarrow 0} \frac{f(x_0 + k) - f(x_0) - \mathrm{d}f|_{x_0}(k)}{\|k\|} \left( =: \frac{r(k)}{\|k\|} \right) = 0,$$

d.h.

$$r(k) = o(\|k\|)$$

Die Differenzierbarkeit von  $\gamma$  impliziert

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0) - \dot{\gamma}(t_0)h}{h} \left( =: \frac{p(h)}{h} \right) = 0,$$

d.h.

$$p(h) = o(|h|)$$

Wir setzen

$$k = \gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0)$$

und schreiben

$$\begin{aligned} g(t_0 + h) - g(t_0) &= f(\gamma(t_0 + h)) - \overbrace{f(\gamma(t_0))}^{x_0} = f(\gamma(t_0) + k) - f(\gamma(t_0)) \\ &= \mathrm{d}f|_{\gamma(t_0)}(k) + r(k) \\ &= \mathrm{d}f|_{\gamma(t_0)}(\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0)) + r(k) \\ &= \mathrm{d}f|_{\gamma(t_0)}(h\dot{\gamma}(t_0) + p(h)) + r(k) \\ &\stackrel{\text{Linearität von } \mathrm{d}f}{=} h \mathrm{d}f|_{\gamma(t_0)}(\dot{\gamma}(t_0)) + \mathrm{d}f|_{\gamma(t_0)}(p(h)) + r(k). \end{aligned}$$

Deswegen

$$R(h) = g(t_0 + h) - g(t_0) - h \mathrm{d}f|_{\gamma(t_0)}(\dot{\gamma}(t_0)) = \mathrm{d}f|_{\gamma(t_0)}(p(h)) + r(\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0)).$$

$$\begin{aligned} |R(h)| &\leq \underbrace{|\mathrm{d}f|_{\gamma(t_0)}(p(h))|}_L + |r(\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0))| \\ &\leq \|L\|_O \|p(h)\| + \frac{r(\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0))}{\|h\|} \end{aligned}$$

Aber  $p(h) = o(|h|) \implies \|L\|_O \|p(h)\| = o(|h|)$ . Nun beweisen wir auch

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{r(\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0))}{|h|} = 0$$

Wir unterscheiden zwei Fälle. Falls

$$\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0) = 0,$$

dann  $r(\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0)) = r(0) = 0$ . Wenn

$$\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0) \neq 0$$

dan schreiben wir

$$\frac{r(\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0))}{|h|} = \frac{r(\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0))}{\|\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0)\|} \frac{\|\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0)\|}{|h|}$$

Nun

$$\frac{r(\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0))}{\|\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0)\|} = \frac{r(k)}{\|k\|} \rightarrow 0$$

(weil  $k = \gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0) \rightarrow 0$  wenn  $h \rightarrow 0$ ). Ausserdem

$$\frac{\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0)}{h} = \underbrace{\dot{\gamma}(t_0)}_{\text{konstant}} + \underbrace{\frac{p(h)}{h}}_{\rightarrow 0}$$

Deswegen

$$\begin{aligned} \lim_{h \rightarrow 0} \frac{\|\gamma(t_0 + h) - \gamma(t_0)\|}{|h|} &= \|\dot{\gamma}(t_0)\| \\ &\implies \frac{|R(h)|}{\|h\|} \rightarrow 0 \end{aligned}$$

$\implies$  Differenzierbarkeit und Kettenregel!  $\square$

*Bemerkung 2.22.* Als Korollar der Kettenregel erhalten wir das folgende geometrische Korollar: der Gradient ist orthogonal zur Niveaumenge der Funktion (Höhenlinien, wenn der Definitionsbereich der Funktion 2-dimensional ist). In der Tat, sei  $\gamma : [a, b] \rightarrow U$  eine differenzierbare Kurve,  $U$  offen. Sei  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  differenzierbar. Wenn  $f(\gamma(t)) = c_0$  ( $c_0$  hängt nicht von  $t$  ab), dann

$$\nabla f(\gamma(t)) \perp \dot{\gamma}(t)$$

d.h.

$$\langle \nabla f(\gamma(t)), \dot{\gamma}(t) \rangle = 0,$$

weil

$$0 = g'(t) = (f(\gamma(t)))' \stackrel{\text{Kettenregel}}{=} \langle \nabla f(\gamma(t)), \dot{\gamma}(t) \rangle$$

## 2.6 Mittelwertsatz und Schrankensatz

Sei  $f : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$  eine differenzierbare Funktion. Dann  $\exists \xi \in ]a, b[$  s.d.

$$f(b) - f(a) = f'(\xi)(b - a)$$

Sei nun:

$$f : U \mapsto \mathbb{R} \text{ differenzierbar auf } U$$

$$x, y \in U \text{ so dass das Segment } [x, y] \subset U$$

Das Segment  $[x, y]$  ist die Menge

$$[[x, y]] = \{x + t(y - x) | t \in [0, 1]\}.$$

Wir definieren

$$\gamma(t) := x + t(y - x) \quad \text{und} \quad g = f \circ \gamma \quad (\text{d.h. } g(t) = f(\gamma(t))).$$

Dann

$$f(y) - f(x) = g(1) - g(0).$$

Ausserdem,  $\gamma$  ist differenzierbar und

$$\dot{\gamma}(\tau) = (\gamma'_1(\tau), \dots, \gamma'_n(\tau)) = (y_1 - x_1, \dots, y_n - x_n) = y - x$$

Aus dem Mittelwertsatz für reelwertige Funktionen einer Variabel  $\exists \tau \in ]0, 1[$  s.d.

$$f(y) - f(x) = g(1) - g(0) = g'(\tau) \stackrel{\text{Kettenregel}}{=} df|_{\gamma(\tau)}(\dot{\gamma}(\tau)) = df|_{\gamma(\tau)}(y - x)$$

D.h.  $\exists \xi \in [x, y]$  s.d.

$$f(y) - f(x) = df|_{\xi}(y - x) = \partial_{y-x} f(\xi) \quad (25)$$

**Satz 2.23.** (Mittelwertsatz)  $U$  offen,  $[x, y] \subset U$  und  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  differenzierbar. Dann  $\exists \xi \in ]x, y[$  so das (25) gilt.

**Definition 2.24.** Sei  $U \subset \mathbb{R}^n$  eine Menge.  $U$  heisst sternförmig mit Zentrum  $x_0 \in U$ : wenn  $[x_0, x] \subset U \forall x \in U$

**Satz 2.25.** (Schränkensatz) Sei  $U$  eine offene Menge, die sternförmig ist und  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  eine differenzierbare Funktion mit

$$\sup_{x \in U} \|df|_x\|_O = S < \infty \left( = \sup_{x \in U} \|\nabla f(x)\| \right)$$

Dann

$$|f(x) - f(0)| \leq S \|x\|$$

Wenn  $U$  konvex ist, d.h. das Segment  $[x, y] \subset U \forall x, y \in U$ , dann

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

**Definition 2.26.**  $f : \underbrace{K}_{\in \mathbb{R}^n} \rightarrow \mathbb{R}$  heisst Lipschitz wenn  $\exists L \in [0, +\infty[$  so dass

$$|f(y) - f(x)| \leq L \|y - x\| \quad \forall x, y \in K$$

Sei  $(X, d)$  ein metrischer Raum.  $f : (X, d) \rightarrow \mathbb{R}$  heisst Lipschitz falls  $\exists L < \infty$  so dass

$$|f(y) - f(x)| \leq L d(y, x) \quad \forall x, y \in K$$

**Korollar 2.27.** Sei  $U$  offen und konvex und  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  eine differenzierbare Funktion mit beschränkten partiellen Ableitungen. Dann ist  $f$  Lipschitz.

## 2.7 Höhere partielle Ableitungen

Sei

$$f : \mathbb{R}^n \supset \Omega \rightarrow \mathbb{R}$$

Die partiellen Ableitungen von  $f$ :

$$\frac{\partial f}{\partial x_i}(x) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{f(x + \varepsilon e_i) - f(x)}{\varepsilon} \quad \text{wobei } e_i = (0, \dots, 1, \dots, 0)$$

Falls die partielle Ableitung  $\frac{\partial f}{\partial x_i}$  überall existiert dann bekommen wir eine neue Funktion

$$\Omega \ni x \mapsto \frac{\partial f}{\partial x_i} \in \mathbb{R}.$$

Wir können diese neue Funktion noch ableiten. Wir definieren

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_j \partial x_i}(x) := \frac{\partial \left( \frac{\partial f}{\partial x_i} \right)}{\partial x_j}(x) = \lim_{\varepsilon \downarrow 0} \frac{\frac{\partial f}{\partial x_i}(x + \varepsilon e_j) - \frac{\partial f}{\partial x_i}(x)}{\varepsilon}.$$

Wenn auch diese überall existiert, können wir noch ableiten:

$$\frac{\partial^3 f}{\partial x_k \partial x_j \partial x_i}(x) := \lim_{\varepsilon \downarrow 0} \frac{\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(x + \varepsilon e_k) - \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(x)}{\varepsilon}.$$

Und so weiter. Die Anzahl Ableitungen die wir nehmen ist die *Ordnung* der höheren Partiellen Ableitung. D.h.

$$\frac{\partial^k f}{\partial x_{i_1} \dots \partial x_{i_k}}$$

ist eine partielle Ableitung mit Ordnung  $k$ .

Ausserdem wir nutzen die Notation

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_i^2} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_i} \quad \frac{\partial^3 f}{\partial x_i^3} = \frac{\partial^3 f}{\partial x_i \partial x_i \partial x_i}$$

und so weiter.

**Satz 2.28** (Lemma von Schwarz). Sei  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  eine Funktion die in einer Umgebung von  $p \in \Omega$  die partielle Ableitungen  $\frac{\partial f}{\partial x_i}$ ,  $\frac{\partial f}{\partial x_j}$  und  $\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}$  besitzt. Falls  $\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}$  stetig in  $p$  ist, dann existiert  $\frac{\partial^2 f}{\partial x_j \partial x_i}(p)$  und

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(p) = \frac{\partial^2 f}{\partial x_j \partial x_i}(p).$$

**Beispiel 2.29.** Wir kontrollieren die Plausibilität dieses Satzes mit einer ziemlich grossen Familie von Funktionen: Die Polynome. Sei

$$f(x_1, x_2) = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} a_{ij} x_1^i x_2^j$$

Dann wir können explizit die folgenden partiellen Ableitungen rechnen:

$$\begin{aligned} \frac{\partial f}{\partial x_1} &= \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} i a_{ij} x_1^{i-1} x_2^j \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} &= \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} i j a_{ij} x_1^{i-1} x_2^{j-1} \\ \frac{\partial f}{\partial x_2} &= \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} j a_{ij} x_1^i x_2^{j-1} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} &= \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} i j a_{ij} x_1^{i-1} x_2^{j-1}. \end{aligned}$$

**Beispiel 2.30.** Aber, ohne gewisse Annahmen, ist der Satz falsch. Sei zum Beispiel  $V : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  eine Funktion die nicht differenzierbar ist und definieren wir

$$v : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R} \quad v(x_1, x_2) = V(x_2)$$

Dann,

$$\frac{\partial f}{\partial x_1} = 0 \quad \text{und} \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} = 0.$$

Aber  $\frac{\partial f}{\partial x_2}$  existiert nicht und deswegen auch  $\frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2}$  nicht existiert.

*Beweis.* [Beweis des Lemmas von Schwarz] Die Idee ist ein Ärt von Mittelwertsatz zu benutzen.

**Schritt 1** Von Dimension  $n \rightarrow 2$

$$f(x_1, \dots, x_i, \dots, x_j, \dots, x_n)$$

$$p = (p_1, \dots, p_i, \dots, p_j, \dots, p_n)$$

Wir definieren  $g : \mathbb{R}^2 \supset U \rightarrow \mathbb{R}$  als

$$g(y, z) = g(p_1, \dots, p_{i-1}, y, p_{i+1}, \dots, p_{j-1}, z, p_{j+1}, \dots, p_n).$$

Dann,

$$\begin{aligned} \frac{\partial f}{\partial x_i}(p) &= \frac{\partial g}{\partial y}(p_i, p_j) & \frac{\partial f}{\partial x_j}(p) &= \frac{\partial g}{\partial z}(p_i, p_j) \\ \frac{\partial f}{\partial x_j \partial x_i} &= \frac{\partial^2 g}{\partial z \partial y}(p_i, p_j) & \frac{\partial f}{\partial x_i \partial x_j}(p) &= \frac{\partial^2 g}{\partial y \partial z}(p_i, p_j) \end{aligned}$$

(Wir rechnen zum Beispiel

$$\begin{aligned}\frac{\partial f}{\partial x_i}(p) &= \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{f(p_1, \dots, p_i + \varepsilon, \dots, p_j, \dots, p_n) - f(p)}{\varepsilon} \\ &= \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{g(p_1 + \varepsilon, p_2) - g(p_1, p_2)}{\varepsilon} = \frac{\partial g}{\partial y}(p_i, p_j). \end{aligned}$$

Deswegen, oBdA beweisen wir nun den Fall  $n = 2$  des Satzes.

**Schritt 2** Sei  $f : \mathbb{R}^2 \supset \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  und  $(a, b) \in \Omega$ . Wir wissen dass  $\frac{\partial f}{\partial x_1}$ ,  $\frac{\partial f}{\partial x_2}$  und  $\frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}$  in einer Umgebung von  $p = (a, b)$  existieren und  $\frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}$  stetig auf  $p$  ist. Zu beweisen:  $\frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}(p)$  existiert und

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}(p) = \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2}(p).$$

Für jede  $h, k \in \mathbb{R} \setminus \{0\}$  wir definieren den Rechteck  $Q$  mit Ecken  $(a, b)$ ,  $(a+h, b)$ ,  $(a, b+k)$ ,  $(a+h, b+k)$ . D.h.  $Q = [a, a+h] \times [b, b+k]$ . Wir definieren

$$D_Q f := f(a+h, b+k) - f(a+h, b) - f(a, b+k) + f(a, b)$$

und bemerken dass

$$\begin{aligned}\lim_{k \rightarrow 0} \lim_{h \rightarrow 0} \frac{D_Q f}{hk} &= \lim_{k \rightarrow 0} \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(a+h, b+k) - f(a, b+k)}{hk} - \frac{f(a+h, b) - f(a, b)}{hk} \\ &= \lim_{k \rightarrow 0} \frac{\frac{\partial f}{\partial x_1}(a, b+k) - \frac{\partial f}{\partial x_1}(a, b)}{k} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}(a, b) \end{aligned} \quad (26)$$

und

$$\lim_{h \rightarrow 0} \left( \lim_{k \rightarrow 0} \frac{D_Q f}{hk} \right) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{\frac{\partial f}{\partial x_2}(a+h, b) - \frac{\partial f}{\partial x_2}(a, b)}{h}. \quad (27)$$

Die Existenz des Grenzwerts in (27) impliziert die Existenz der partiellen Ableitung  $\frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2}(a, b)$ . In diesem Fall ist es auch

$$\lim_{h \rightarrow 0} \lim_{k \rightarrow 0} \frac{D_Q f}{hk} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2}(a, b)$$

Wir werden nun die Existenz dieses zweiten Grenzwerts beweisen. Gleichzeitig erhalten wir dass die Grenzwerte in (26) und (27) gleich sind (i.e. wir können “ $h$  und  $k$  im Grenzwert vertauschen”).

Wir behaupten ( $\forall h, k$  klein genug) die Existenz von einer Stelle  $(\xi, \zeta) \in Q$  so dass

$$\frac{D_Q f}{hk} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}(\xi, \zeta) \quad (28)$$

Das folgt wenn wir zwei Mal den Mittelwertsatz anwenden. OBdA nehmen wir  $h, k > 0$  an. Dann

$$\begin{aligned}\frac{D_Q f}{hk} &= \frac{1}{h} \left\{ \frac{f(a+h, b+k) - f(a, b+k)}{k} - \frac{f(a, b) - f(a, b+k)}{k} \right\} \\ &= \frac{1}{h} \{g(a+h) - g(a)\} \stackrel{\text{Mittelwertsatz}}{=} g'(\xi)\end{aligned}$$

wobei

$$g(z) := \frac{f(z, b+k) - f(z, b)}{k}$$

und  $\xi$  eine Stelle in  $]X, X+h[$  ist.  $g$  ist in der Tat differenzierbar und

$$g'(z) = \frac{1}{k} \left( \frac{\partial f}{\partial x_1}(z, b+k) - \frac{\partial f}{\partial x_1}(z, b) \right).$$

Deswegen, wenn wir einen zweiten Mal den Mittelwertsatz anwenden,

$$\begin{aligned}\frac{D_Q f}{hk} &= \frac{1}{k} \left( \frac{\partial f}{\partial x_1}(\xi, b+k) - \frac{\partial f}{\partial x_1}(\xi, b) \right) \\ &= \frac{\partial f}{\partial x_2} \left( \frac{\partial f}{\partial x_1} \right) (\xi, \zeta) = \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}(\xi, \zeta).\end{aligned}$$

Nun nutzen wir die Stetigkeit der Funktion  $\frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}$ :

$$\begin{aligned}\lim_{k \rightarrow 0} \left( \lim_{h \rightarrow 0} \frac{D_Q f}{hk} \right) &= \lim_{\zeta \rightarrow b} \left( \lim_{\xi \rightarrow a} \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}(\xi, \zeta) \right) \\ &= \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}(a, b) = \lim_{\xi \rightarrow a} \left( \lim_{\zeta \rightarrow b} \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}(\xi, \zeta) \right) \\ &= \lim_{h \rightarrow 0} \left( \lim_{k \rightarrow 0} \frac{D_Q f}{hk} \right)\end{aligned}$$

□

### 3 Das Taylorpolynom

**Definition 3.1.** Sei nun  $a \in \Omega \subset \mathbb{R}^n$ ,  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  und  $w \in \mathbb{R}^n$ . Falls die ganzen Ableitungen mit Ordnung  $k$  in  $a$  existieren, dann definieren wir

$$:= \sum_{i_1=1}^n \cdots \sum_{i_k=1}^n \frac{\partial^k f(a)}{\partial x_{i_1} \cdots \partial x_{i_k}} w_{i_1} \cdots w_{i_k}$$

und das Taylor Polynom

$$T_x^k f(z) = f(x) + \mathrm{d} f|_x(z-x) + \cdots + \frac{1}{k!} \mathrm{d} f^{(k)}|_x(z-x)^k$$

**Definition 3.2.** Eine Funktion  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  heisst  $C^k$  falls die ganzen partiellen Ableitungen mit Ordnung  $\leq k$  überall existieren und stetig sind.

**Satz 3.3** (Verallgemeinerte Lagrange Fehlerabschätzung). Sei  $f \in C^{k+1}$  und  $K_r(a) \in \Omega$ . Dann,  $\forall x \in K_r(a) \exists \xi \in [x, k]$  s.d.

$$R_a^k f(x) := f(x) - T_x^k f(x) = \frac{1}{(k+1)!} \mathrm{d} f^{(k+1)}|_\xi (x-a)^{k+1}. \quad (29)$$

Falls  $f \in C^k$ , dann  $f(x) - T_x^k f(x) = o(\|x\|^k)$ .

**Beweis. Teil 1: Beweis von (29)** Sei  $g(t) := f(tx + (1-t)a)$ . Wir wenden die Kettenregel  $k+1$  Mal und rechnen:

$$\begin{aligned}g'(t) &= \mathrm{d} f|_{tx+(1-t)a}(x-a) \\ g''(t) &= \mathrm{d}^2 f|_{tx+(1-t)a}(x-a)^2 \\ &\vdots \\ g^{(k+1)}(t) &= \mathrm{d}^{(k+1)} f|_{tx+(1-t)a}(x-a)^{k+1}\end{aligned} \quad (30)$$

Die Lagrange Fehlerabschätzung für Funktionen einer Variable gibt die existenz einer Stelle  $\tau \in ]0, 1[$  s.d.

$$g(1) = \sum_{i=0}^k \frac{1}{i!} g^{(i)}(0) + \frac{1}{(k+1)!} g^{(k+1)}(\tau). \quad (31)$$

(Zur Erinnerung: wir nutzen die Konvention  $g^{(0)}(0) = g(0)$  und deswegen

$$\frac{1}{0!} \mathrm{d} f^{(0)}|_x(z-x)^0 = f(x).$$

Die Stelle  $\xi := \tau x + (1 - \tau)a$  liegt auf dem Segment  $[a, x]$ . Mit den Formeln (30) schreiben wir (31) als

$$\begin{aligned} f(x) &= g(1) = \sum_{i=0}^k \frac{1}{i!} df^{(i)}|_a (x-a)^i + \frac{1}{(k+1)!} df^{(k+1)}|_\xi (a-x)^{k+1} \\ &= T_a^k f(x) + \frac{1}{(k+1)!} df^{(k+1)}|_\xi (a-x)^{k+1} \end{aligned}$$

**Teil 2** Sei nun  $f \in C^k$ . Wir nutzen (29) und (für  $x \in K_r(a)$ ) schreiben

$$f(x) = T_a^k f(x) + \frac{1}{k!} df^{(k)}|_\xi (a-x)^k. \quad (32)$$

Deswegen

$$\begin{aligned} |f(x) - T_a^k f(x)| &= \left| \frac{1}{k!} df^{(k)}|_a (a-x)^k - \frac{1}{k!} df^{(k)}|_\xi (a-x)^k \right| \\ &= \frac{1}{k!} \left| \sum_{i_1=1}^n \dots \sum_{i_k=1}^n \left( \frac{\partial^k f}{\partial x_{i_1} \dots \partial x_{i_k}}(a) - \frac{\partial^k f}{\partial x_{i_1} \dots \partial x_{i_k}}(\xi) \right) (x_{i_1} - a_{i_1}) \dots (x_{i_k} - a_{i_k}) \right| \\ &\leq \frac{\|x-a\|^k}{k!} \sum_{i_1=1}^n \dots \sum_{i_k=1}^n \left| \frac{\partial^k f}{\partial x_{i_1} \dots \partial x_{i_k}}(a) - \frac{\partial^k f}{\partial x_{i_1} \dots \partial x_{i_k}}(\xi) \right|. \end{aligned} \quad (33)$$

Die Stetigkeit der partiellen Ableitungen impliziert

$$\lim_{\xi \rightarrow 0} \left( \frac{\partial^k f}{\partial x_{i_1} \dots \partial x_{i_k}}(a) - \frac{\partial^k f}{\partial x_{i_1} \dots \partial x_{i_k}}(\xi) \right) = 0.$$

$x \rightarrow a$  impliziert  $\xi \rightarrow 0$  und aus (33) schliessen wir

$$\lim_{x \rightarrow a} \frac{|f(x) - T_a^k f(x)|}{\|x-a\|^k} = 0.$$

□

Falls  $f$  beliebig mal differenzierbar ist (in diesem Fall schreiben wir  $f \in C^\infty(\Omega)$ ; d.h. die ganzen partiellen Ableitungen existieren und sind stetig), können wir die Taylorreihe schreiben:

$$\sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} df^{(k)}|_x (z-x)^k$$

**Definition 3.4.** Eine Funktion  $f \in C^\infty(\Omega)$  heisst analytisch wenn  $\forall x \in \Omega$   $\exists B_r(x) \subset \Omega$  mit der Eigenschaft dass:

$$T_x(z) = f(z) \quad \forall z \in B_r(x).$$

In diesem Fall schreiben wir  $f \in C^\omega(\Omega)$ .

### 3.1 Das Taylorpolynom zweiter Ordnung

Wir schreiben noch ein Mal die Approximation mit dem Taylorpolynom zweiter Ordnung für eine  $C^2$  Funktion:

$$\begin{aligned} f(z) &= f(x) + \underbrace{\sum_{i=1}^n \frac{\partial f}{\partial x_i}(x)(z_i - x_i)}_{\langle \nabla f(x), z-x \rangle} \\ &\quad + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(x)(z_i - x_i)(z_j - x_j) + R(z). \end{aligned} \quad (34)$$



Aus dem Satz 3.3 wissen wir dass  $R(z) = o(\|z - x\|^2)$ . Falls  $f \in C^3$  dann wissen wir noch mehr:  $R(z) = O(\|z - x\|^3)$  (wir führen hier eine neue Notation ein: wenn  $g$  eine nichtnegative Funktion ist, die Schreibung  $R(z) = O(g(z))$  bedeutet die Existenz einer Umgebung  $U$  von  $x$  und einer Konstant  $C$  s.d.  $|R(z)| \leq Cg(z) \forall z \in U$ ).

Wir definieren die Hesse Matrix

$$Hf(x) = \left( \frac{\partial f}{\partial x_i \partial x_j}(x) \right)$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_3} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_3} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_3 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_3 \partial x_2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_3^2} \end{pmatrix}$$

**Bemerkung 3.5.** Schwarz  $\implies Hf(x)$  ist symmetrisch wenn alle Ableitungen zweiter Ordnung stetig sind.

Wir rechnen

$$\underbrace{\sum_i \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_j}(x)(z_i - x_i), \dots, \sum_i \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_i}(x)(z_i - x_i)}_{=Hf(x)(z-x)}$$

und deswegen

$$\sum_{j=1}^n (z_j - x_j) \sum_{i=1}^n \frac{\partial^2 f}{\partial x_j \partial x_i}(x)(z_j - x_j)$$

$$= \langle z - x, Hf(x)(z - x) \rangle = (z - x)^T Hf(x)(z - x)$$

Wenn  $A$  eine  $n \times n$  Matrix, die Abbildung

$$w \mapsto w^T A w \quad (= \langle w, A w \rangle)$$

ist eine “quadratische Form” auf  $\mathbb{R}^n$ .  $w^T A w$  ist das Matrix Produkt der:  $1 \times n$  Matrix  $w^T$  (“eine Zeile”),  $n \times n$  Matrix  $A$  und  $n \times 1$  Matrix  $w$  (“eine Spalte”).

Das Taylorpolynom zweiter Ordnung ist dann

$$T_x^2 f(z) = f(x) + \langle \nabla f(x), z - x \rangle + \frac{1}{2} (z - x)^T Hf(x)(z - x)$$

**Korollar 3.6.** Falls  $f \in C^3(\Omega)$  und  $B_r(x) \subset \Omega$

$$f(z) = T_x^2 + O(\|x - z\|^3)$$

d.h.

$$|f(z) - T_x^2 f(z)| \leq C \|z - x\|^3$$

**Korollar 3.7.** Falls  $f \in C^2(\Omega)$  und  $B_r(x) \subset \Omega$ , dann

$$f(z) = T_x^2 f(z) + o(\|z - x\|^2)$$

d.h.

$$\lim_{z \rightarrow x} \frac{f(z) - T_x^2 f(z)}{\|z - x\|^2} = 0$$

*Beweis.* Die Taylorapproximation mit Ordnung 1:

$$f(z) = T_x^1 f(z) + \frac{1}{2} (z - x)^T Hf(\zeta)(z - x)$$

Dann,

$$f(z) - T_x^2 f(z) = \frac{1}{2} (z - x)^T Hf(\zeta)(z - x) - \frac{1}{2} (z - x)^T Hf(x)(z - x)$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{2}(z-x)^T(Hf(\zeta) - Hf(x))(z-x) \\
&\leq \frac{1}{2}\|z-x\| \|Hf(\zeta) - Hf(x)\| \|z-x\| \\
&\leq \frac{1}{2}\|z-x\| \|Hf(\zeta) - Hf(x)\|_O \|z-x\| \\
&= \frac{1}{2}\|z-x\|^2 \|Hf(\zeta) - Hf(x)\|_O \\
\frac{|f(z-x) - T_x^2 f(z)|}{\|z-x\|^2} &\leq \frac{1}{2} \|Hf(\zeta) - Hf(x)\|_O \\
\|\zeta - x\| &\leq \|z-x\|^x
\end{aligned}$$

Stetigkeit der Ableitungen 2. Ordnung

$$\implies \lim_{\zeta \rightarrow x} \|Hf(\zeta) - Hf(x)\|_O = 0$$

□

**Definition 3.8.**  $X \subset \mathbb{R}^n$ ,  $f : X \rightarrow \mathbb{R}$ .  $f$  hat in  $a \in X$  ein lokales Minimum/Maximum

$$\iff \exists \text{ eine Umgebung } V \text{ von } a \text{ s.d. } f(a) \leq f(x) \text{ (bzw. } \geq f(x)) \quad \forall x \in V$$

Man sagt das Minimum/Maximum ist strikt (oder isoliert)

$$\iff f(a) < f(x) \text{ (bzw. } > f(x)) \quad \forall x \in V \setminus \{a\}$$

**Satz 3.9.** (Notwendiges Kriterium für lokale Extrema). Sei  $U \subset \mathbb{R}^n$  offen und  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  eine partiell differentierbare Funktion die ein Extremum in  $a \in U$  hat. Dann gilt

$$\partial_1 f(a) = \dots = \partial_n f(a) = 0$$

D.h. wenn  $f$  differenzierbar ist, dann gilt  $df|_a = 0$

*Beweis.*  $F(t) = f(a + te_i)$  (für  $t$  sehr klein, so dass  $a + te_i \in U$ ).  $F$  hat ein lokales Extremum in 0, d.h.  $F'(0) = \partial_i f(a) = 0$ . □

**Definition 3.10.** Sei  $f$  differenzierbar. Eine Stelle  $a$  mit  $df|_a = 0$  heisst kritischer Punkt. Man sagt auch  $f$  ist stationär in  $a$ .

*Bemerkung 3.11.* Lokale Extremum  $\implies \not\equiv$  kritischer Punkt.

**Satz 3.12.** (Hinreichendes Kriterium für lokale Extrema)  $U \subset \mathbb{R}^n$  offen,  $f \in C^2(U, \mathbb{R})$  mit  $df|_a = 0$ . Dann

$$Hf(a) > 0 \implies a \text{ lokales Minimum}$$

$$Hf(a) < 0 \implies a \text{ lokales Maximum}$$

$$Hf(a) \text{ indefinit} \implies a \text{ kein Extremum}$$

Im indefiniten Fall gilt:  $\exists$  Geraden  $G_1, G_2$  durch  $a$  so dass  $f|_{G_1 \cap U}$  in  $a$  ein lokales Minimum und  $f|_{G_2 \cap U}$  in  $a$  ein lokales Maximum hat, d.h.  $a$  ist ein Sattelpunkt.

*Bemerkung 3.13.* •  $Hf(a) > 0$  bedeutet  $H_f(a)$  positiv definit, d.h.

$$v^T Hf(a) v > 0 \quad \forall v \in \mathbb{R} \setminus \{0\}$$

•  $Hf(a)$  indefinit,  $\exists v, w \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$  mit

$$v^t Hf(a) v > 0$$

$$w^t Hf(a) w < 0$$

*Beweis.*

$$H_f(a) > 0$$

$$df|_a = 0 \xrightarrow{\text{Taylor}} f(a+h) = f(a) + \frac{1}{2} h^T H_f(a) h + R(h)$$

mit

$$\frac{R(h)}{\|h\|^2} \rightarrow 0 \quad \text{wenn } \|h\| \rightarrow 0.$$

$$f \in C^2$$

- $\implies h \mapsto h^T H_f(a) h$  ist stetig
- $\implies h \mapsto h^T H_f(a) h$  hat ein Minimum  $m$  auf  $\{\|h\| = 1\}$  (kompakt) und  $m > 0$  (da  $H_f(a) > 0$ ).
- $\implies h^T H_f(a) h \geq m \|h\|^2$  (da  $h = \|h\| \frac{h}{\|h\|}$ ,  $h \neq 0$ )

Wähle  $\varepsilon > 0$  so klein, dass  $B_\varepsilon(a) \subset U$  und

$$|R(h)| \leq \frac{m}{4} \|h\|^2 \quad \forall h \in B_\varepsilon(a)$$

$$\implies f(a+h) \geq f(a) + \frac{m}{4} \|h\|^2 > f(a) \quad \forall h \in B_\varepsilon(a)$$

d.h.  $f$  hat in  $a$  ein lokales Minimum

$H_f(a) < 0$  Betrachte  $-f$  wie oben.

$$H_f(a) < 0$$

$$\exists v, w : v^T H_f(a) v > 0, w^T H_f(a) w < 0$$

$$F_v(t) := f(a+tv), F_w(t) = f(a+tw)$$

$$\implies F_v''(0) > 0 \implies \text{lokales Maximum}$$

$$\implies F_w''(0) < 0 \implies \text{lokales Minimum}$$

$\implies$  Beh

□

*Bemerkung 3.14.* Mit diesem Satz lässt sich keine Aussage machen, falls  $H_f(a)$  semidefinitiv ist, d.h.  $H_f(a) \geq 0$ ,  $H_f(a) \leq 0$ .

**Beispiel 3.15.**  $f(x, y) = y^2(x-1) + x^2(x+1)$

$$df|_{(x,y)} = (y^2 + 3x^2 + 2x, 2(x-1)y)$$

$$\implies df|_{(x,y)} = (0, 0) \implies \text{kritische Punkte:}$$

$$P_1 = (0, 0), P_2 = \left(-\frac{2}{3}, 0\right)$$

$$\implies H_f(x, y) = \begin{pmatrix} 6x+2 & 2y \\ 2y & 2(x-1) \end{pmatrix}$$

d.h.

$$\implies H_f(P_1) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & -2 \end{pmatrix}$$

indefinit, d.h. Sattelpunkt.

$$\implies H_f(P_2) = \begin{pmatrix} -2 & 0 \\ 0 & -\frac{10}{3} \end{pmatrix} < 0$$

d.h. lokales Maximum

**Beispiel 3.16.**  $f(x, y) = x^2 + y^3$ ,  $g(x, y) = x^2 + y^4$  Beim Punkt 0 ist die Hesse-Matrix in beiden Fällen  $\begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$ . Daraus kann man nichts schliessen (siehe Graphen (Freiwilliger gesucht))

### 3.2 Konvexität

**Definition 3.17.**  $U \subset \mathbb{R}^n$  heisst konvex

$$\iff \forall x, y \in U : [x, y] \subset U$$

**Definition 3.18.**  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  heisst konvex

$$\iff \forall x, y \in U : f(tx + (1-t)y) \leq tf(x) + (1-t)f(y)$$

- Falls  $\forall x, y \in U \forall t \in (0, 1)$  “<”, heisst die Funktion strikt konvex.
- $f$  heisst (streng) konkav, falls  $-f$  (streng) konvex

*Bemerkung 3.19.*  $f$  ist konvex

$$\iff \forall x \neq y \in U : F_{x,y}(t) = f(x + t(y-x)) \text{ konvex (auf } [x, y])$$

**Satz 3.20.** (Konvexitätskriterium) Sei  $f : U \rightarrow \mathbb{R}, C^2$   $U \subset \mathbb{R}^n$  offen, konvex. Es gilt:

1.  $f$  konvex  $\iff Hf(x) \geq 0 \forall x \in U$
2.  $Hf(x) > 0 \forall x \in U \implies f$  streng konvex

*Bemerkung 3.21.* Umkehrung von 1 gilt nicht, z.B.  $f(x, y) = x^4 + y^4$

*Beweis.* 1.  $f$  konvex:  $\forall x \in U$  wähle  $r > 0: B_r(x) \subset U$

$$\implies F_{x,x+h}(t) \text{ konvex } \forall h \in B_r(0)$$

$$\implies h^T H_f(x) h = F''_{x,x+h}(0) \underbrace{\geq}_{\text{Konvexität in 1-Dim}} 0 \quad \forall h \in B_r(0)$$

$$\xrightarrow{\text{homogenität}} h^T H_f(x) h \geq 0 \quad \forall h \in \mathbb{R}^n, \text{ d.h. } H_f(x) \text{ positiv semidefinit}$$

$$H_f(x) \geq 0 \quad \forall x \in U:$$

$$a, b \in U \implies F''_{a,b}(t) = (b-a)^T H_f(a + t(b-a))(b-a) \geq 0$$

$$\implies F_{a,b} \text{ konvex } \forall a, b \in U \implies \text{Behauptung}$$

2. Analog wie die zweite Richtung im Ersten.

□

## 4 Differentiation parameterabhängiger Integrale

Sei  $f : \underbrace{U}_{\subset \mathbb{R}^n} \times [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$  stetig ( $U$  offen)  $\forall x \in U$  sei

$$F(x) = \int_a^b f(x, t) dt$$

**Satz 4.1.** (Differentiationssatz) Falls

1.  $\forall t \in [a, b]$  ist  $x \mapsto f(x, t)$  nach  $x_i$  partiell differenzierbar

$$\exists \frac{\partial f}{\partial x_i}(x, t) \quad \forall (x, t) \in U \times [a, b]$$

2. und  $\frac{\partial f}{\partial x_i}$  ist stetig

dann  $\exists$  auch  $\frac{\partial F}{\partial x_i}(x)$  und

$$\frac{\partial F}{\partial x_i}(x) = \int_a^b \frac{\partial f}{\partial x_i}(x, t) dt$$

Der Satz bedeutet also dass, mit den obigen Annahmen, dürfen wir die Ableitung und das Integral vertauschen:

$$\frac{\partial}{\partial x_i} \int_a^b f(x, t) \, dt = \int_a^b \frac{\partial}{\partial x_i} f(x, t) \, dt$$

*Beweis.* Sei  $x \in U$  und  $e_i = (0, \dots, \underbrace{1}_{i\text{te Stelle}}, \dots, 0)$ . Wir rechnen

$$\begin{aligned} \frac{\partial F}{\partial x_i}(x) &= \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{F(x + \varepsilon e_i) - F(x)}{\varepsilon} \\ &= \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{1}{\varepsilon} \left\{ \int_a^b f(x + \varepsilon e_i, t) \, dt - \int_a^b f(x, t) \, dt \right\} \\ &= \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \int_a^b \frac{f(x + \varepsilon e_i, t) - f(x, t)}{\varepsilon} \, dt \end{aligned}$$

Deswegen

$$\begin{aligned} \frac{\partial F}{\partial x_i}(x, t) &= \int_a^b \frac{\partial f}{\partial x_i}(x, t) \, dt \iff \\ \iff \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left\{ \int_a^b \frac{f(x + \varepsilon e_i, t) - f(x, t)}{\varepsilon} \, dt - \int_a^b \frac{\partial f}{\partial x_i}(x, t) \, dt \right\} &= 0 \\ \iff \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left\{ \int_a^b \left[ \frac{f(x + \varepsilon e_i, t) - f(x, t)}{\varepsilon} - \frac{\partial f}{\partial x_i}(x, t) \right] \, dt \right\} &= 0 \end{aligned}$$

Wir behaupten mehr, d.h.

$$A(\varepsilon) := \int_a^b \left| \underbrace{\frac{f(x + \varepsilon e_i, t) - f(x, t)}{\varepsilon}}_{\substack{\text{(Mittelwertsatz)} = \frac{\partial f}{\partial x_i}(\xi_\varepsilon(t), t)}} - \frac{\partial f}{\partial x_i}(x, t) \right| \, dt \xrightarrow{\varepsilon \rightarrow 0} 0$$

wobei  $\xi_\varepsilon(t) \in [x, x + \varepsilon e_i]$ . Also,

$$A(\varepsilon) = \int_a^b \left| \frac{\partial f}{\partial x_i}(\xi_\varepsilon(t), t) - \frac{\partial f}{\partial x_i}(x, t) \right| \, dt.$$

Wir bemerken dass

$$\lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \xi_\varepsilon(t) = x$$

und, wegen der Stetigkeit von  $\frac{\partial f}{\partial x_i}$ ,

$$\frac{\partial f}{\partial x_i}(\xi_\varepsilon(t), t) \rightarrow \frac{\partial f}{\partial x_i}(x, t).$$

In der Tat ist diese Konvergenz gleichmässig, d.h.

**Behauptung 4.2.**  $\forall \delta > 0 \exists \varepsilon_0 > 0$  so dass

$$|\varepsilon| \leq \varepsilon_0 \implies \sup_{t \in [a, b]} \left| \frac{\partial f}{\partial x_i}(\xi_\varepsilon(t), t) - \frac{\partial f}{\partial x_i}(x, t) \right| < \delta$$

$\implies$

$$\limsup_{\varepsilon \rightarrow 0} A(\varepsilon) \leq \sup_{|\varepsilon| < \varepsilon_0} A(\varepsilon) \leq \int_a^b \delta \, dt = \delta(b - a)$$

$\delta$  ist beliebig

$$\lim_{\varepsilon \rightarrow 0} A(\varepsilon) = 0$$

Die Behauptung 4.2 folgt aus dem nächsten Lemma. □

**Lemma 4.3.** Sei  $g : U \times [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$  stetig (wobei  $U \subset \mathbb{R}^n$  offen ist). Sei  $x \in U$ . Dann  $\forall \delta > 0 \exists \varepsilon > 0$  mit

$$\sup_{y \in B_\varepsilon(x)} |g(y, t) - g(x, t)| < \delta \quad \forall t \in [a, b]$$

Betrachte  $x$  als "Parameter"  $\forall y$  sei  $t \mapsto g(y, t) = g_y(t)$ . Dann  $g_y \rightarrow g_x$  gleichmässig für  $y \rightarrow x$ .

*Bemerkung 4.4.* Das Lemma nutzt nur die Kompaktheit von  $[a, b]$  (in der Behauptung können wir  $[a, b]$  durch eine beliebige kompakte Menge  $K \subset \mathbb{R}$  ersetzen)

*Beweis.* Sei  $\varepsilon > 0$  gegeben  $\forall (x, t) \exists \delta(x, t) > 0$  so dass

$$|g(\xi, \tau) - g(x, t)| < \frac{\varepsilon}{10} \quad \forall (\xi, \tau)$$

mit

$$\left\| \underbrace{(\xi, \tau)}_{\in \mathbb{R}^{n+1}} - \underbrace{(x, t)}_{\in \mathbb{R}^{n+1}} \right\| < \delta(x, t)$$

$$\|(\xi, \tau) - (x, t)\| = \sqrt{\|\xi - x\|^2 + (t - \tau)^2}$$

$\forall (x, t)$  Sei

$$U_{x,t} = \underbrace{B_{\frac{\sqrt{2}}{2}\delta(x,t)}(x)}_{\subset \mathbb{R}^n} \times \left[ t - \frac{\sqrt{2}}{2}\delta(x,t), t + \frac{\sqrt{2}}{2}\delta(x,t) \right]$$

$$(y, \tau) \in U_{x,t} \implies \|y - x\| \leq \frac{\sqrt{2}}{2}\delta(x,t) \quad \text{und} \quad |t - \tau| < \frac{\sqrt{2}}{2}\delta(x,t)$$

$$\|(y, \tau) - (x, t)\| < \sqrt{\frac{1}{2}\delta^2(x,t) + \frac{1}{2}\delta^2(x,t)} = \delta(x,t)$$

$$\implies (y, \tau) \in B_{\delta(x,t)}(x, t)$$

Deswegen  $U_{x,t} \subset B_{\delta(x,t)}(x, t)$ . Wir bemerken dass  $K$  kompakt istm, weil

$$\mathbb{R} \ni t \mapsto (x, t)$$

eine stetige Funktion ist und  $K$  das Bild von  $[a, b]$  durch diese Abbildung ist.  $\{U_{x,t} : t \in [a, b]\}$  ist eine offene Überdeckung von  $K$ . Kompaktheit  $\implies \exists \{U_{x_i, t_i} : i \in \{1, \dots, N\}\}$  Überdeckung von  $K$ . Sei

$$\delta = \min \left\{ \frac{\sqrt{2}}{2}\delta(x_i, t_i) : i \in \{1, \dots, N\} \right\} > 0$$

Sei  $t \in [a, b]$ ,  $(x, t) \in U_{x_i, t_i}$  für mindestens ein  $i \in \{1, \dots, N\}$ . Sei  $y$  so dass  $y - x < \delta$

$$(x, t), (y, t) \in U_{x_i, t_i} \subset B_{\delta(x_i, t_i)}(x_i, t_i)$$

$$\implies |g(y, t) - g(x_i, t_i)| < \frac{\varepsilon}{10}$$

und

$$\implies |g(x, t) - g(x_i, t_i)| < \frac{\varepsilon}{10}$$

$$\implies |g(x, t) - g(y, t)| < \frac{\varepsilon}{5}$$

$$\implies \sup_{y \in B_\delta(x)} |g(x, t) - g(y, t)| \leq \frac{\varepsilon}{5} < \varepsilon \quad \forall t \in [a, b]$$

□

**Korollar 4.5.** Sei  $g : U \times [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$  stetig. Dann

$$F(x) = \int_a^b g(x, t) \, dt$$

ist eine stetige Funktion

*Beweis.* Seien  $x \in U$  und  $\varepsilon > 0$ . Das letzte Lemma  $\implies \exists \delta > 0$  so dass

$$|g(x, t) - g(y, t)| \leq \frac{\varepsilon}{b-a}$$

$\forall t$  und  $\forall y$  mit  $\|y - x\| < \delta$ . Deswegen für  $\|y - x\| < \delta$

$$\begin{aligned} |F(y) - F(x)| &= \left| \int_a^b (g(x, t) - g(y, t)) \, dt \right| \leq \int_a^b |g(x, t) - g(y, t)| \, dt \\ &< \int_a^b \frac{\varepsilon}{b-a} \, dt = \varepsilon. \end{aligned}$$

□

*Bemerkung 4.6.* Im Differentiationssatz ist  $\frac{\partial f}{\partial x_i}$  eine stetige Funktion. Da

$$\frac{\partial f}{\partial x_i}(x) = \int_a^b \frac{\partial f}{\partial x_i}(x, t) \, dt$$

ist  $\frac{\partial F}{\partial x_i}$  stetig.

Der folgende Satz ist eine sehr wichtige Konsequenz der Differentiationssatz.

**Satz 4.7.** Sei  $f : \mathbb{R}^2 \supset U \rightarrow \mathbb{R}$  eine stetige Funktion. Sei  $R = [a, b] \times [c, d] \subset U$ . Dann:

$$\int_a^b \int_c^d f(s, t) \, dt \, ds = \int_c^d \int_a^b f(s, t) \, ds \, dt$$

*Beweis.* Wir definieren

$$\Phi(x, y) = \int_a^x \int_c^y f(s, t) \, dt \, ds$$

$$\Psi(x, y) = \int_c^y \int_a^x f(s, t) \, ds \, dt$$

Konvention:  $\int_\alpha^\beta = -\int_\beta^\alpha$  falls  $\beta < \alpha$  und  $\int_\alpha^\alpha = 0$

**Schritt 1**  $\Phi$  und  $\Psi$  sind stetig differenzierbar und  $\nabla \Phi = \nabla \Psi$

(Kein Problem mit Definition. Die Funktionen sind wohldefiniert für  $(x, y) \in ]a - \varepsilon, b + \varepsilon[ \times ]c - \varepsilon, d + \varepsilon[$  wobei  $\varepsilon > 0$  klein genug ist). Sei  $y$  fixiert. wir setzen

$$\phi(x) = \int_c^y f(x, t) \, dt$$

$\phi$  ist stetig weil  $f$  stetig ist. Der Fundamentalsatz der Integralrechnung gibt

$$\frac{\partial \Phi}{\partial x}(x, y) = \phi(x) = \int_c^y f(x, t) \, dt$$

$\frac{\partial \Phi}{\partial x}$  ist eine stetige Funktion in der Variabel  $x$ . Wir beweisen nun dass  $\frac{\partial \Phi}{\partial x}$  eine stetige Funktion von zwei Variablen ist. Sei  $(x_0, y_0)$ ,  $\varepsilon > 0$ . Dann  $\exists \delta$

$$\left| \frac{\partial \Psi}{\partial x}(x, y_0) - \frac{\partial \Psi}{\partial x}(x_0, y_0) \right| < \frac{\varepsilon}{2}$$

Sei  $x$  fixiert:

$$\begin{aligned} \left| \frac{\partial \Psi}{\partial x}(x, y_0) - \frac{\partial \Psi}{\partial x}(x, y) \right| &= \left| \int_c^y f(x, t) \, dt - \int_c^{y_0} f(x, t) \, dt \right| \\ &= \left| \int_{y_0}^y f(x, t) \, dt \right| \leq \int_{y_0}^y |f(x, t)| \, dt \\ &\leq M |y - y_0| \end{aligned}$$

wobei  $M$  das Maximum von  $f$  ist.

Deswegen, für  $\bar{\delta} \leq \frac{\varepsilon}{2M}$

$$\begin{aligned} |y - y_0| &< \bar{\delta} \\ \implies \left| \frac{\partial \Psi}{\partial x}(x, y_0) - \frac{\partial \Psi}{\partial x}(x, y) \right| &< \frac{\varepsilon}{2} \end{aligned}$$

Wenn

$$\|(x, y) - (x_0, y_0)\| < \min\{\delta, \bar{\delta}\}$$

$$\implies |x - x_0| < \delta \text{ und } |y - y_0| < \bar{\delta}$$

$$\begin{aligned} &\left| \frac{\partial \Phi}{\partial x}(x, y) - \frac{\partial \Phi}{\partial x}(x_0, y_0) \right| \\ &\leq \left| \frac{\partial \Phi}{\partial x}(x, y) - \frac{\partial \Phi}{\partial x}(x, y_0) \right| + \left| \frac{\partial \Phi}{\partial x}(x, y_0) - \frac{\partial \Phi}{\partial x}(x_0, y_0) \right| < \frac{\varepsilon}{2} \end{aligned}$$

Das gleiche Argument:  $\frac{\partial \Psi}{\partial y}$  existiert und ist stetig. Sei nun

$$\psi(x, y) := \int_a^x f(s, y) \, ds$$

$$\frac{\partial \Psi}{\partial x} = \frac{\partial}{\partial x} \int_c^y \psi(x, t) \, dt \stackrel{?}{=} \int_c^y \frac{\partial \psi}{\partial x}(x, t) \, dt$$

Wir brauchen hier die Stetigkeit von  $\psi$ . Das haben wir mit dem letzten Argument!

$$\frac{\partial \psi}{\partial x}(x, t) = \frac{\partial}{\partial x} \int_a^x f(s, t) \, ds \stackrel{\text{Fundamentalsatz}}{=} f(x, t) \quad (35)$$

$$\frac{\partial \Psi}{\partial x} = \int_c^y f(x, t) \, dt \stackrel{!}{=} \frac{\partial \Phi}{\partial x}$$

Das gleiche Argument impliziert auch  $\frac{\partial \Psi}{\partial x} = \frac{\partial \Phi}{\partial x}$ .

**Schritt 2.**  $\Phi = \Psi$  Sei  $\alpha := \Phi - \Psi$ . Aus dem Schritt 1 wissen wir dass  $\alpha$  differenzierbar ist und  $d\alpha = 0$ . Seien

$$(x_0, y_0), (x_1, y_1) \in [a - \varepsilon, b + \varepsilon] \times [c - \varepsilon, d + \varepsilon]$$

Da  $[(x_0, y_0), (x_1, y_1)]$  im Definitionsbereich ist, wir können den Schrankensatz anwenden:

$$|\alpha(x_0, y_0) - \alpha(x_1, y_1)| \leq \|(x_1, y_1) - (x_0, y_0)\| \max \|\nabla \alpha\| = 0$$

Deswegen

$$\Phi - \Psi = \alpha = \text{konstant} = \Phi(a, c) - \Psi(a, c) = 0 - 0 = 0$$

$$\implies \Phi(x, y) = \Psi(x, y) \quad \forall (x, y) \in [a - \varepsilon, b + \varepsilon] \times [c - \varepsilon, d + \varepsilon]$$

$y = d, x = b \implies$  den Satz. □



## 5 Differenzierbare Abbildungen

$$f : \mathbb{R}^n \supset \Omega \rightarrow \mathbb{R}^m$$

**Definition 5.1.**  $f$  ist in  $x_0$  differenzierbar falls  $\exists L : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  lineare Abbildung mit

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x_0 + h) - f(x_0) - L(h)}{\|h\|} = 0$$

d.h. wenn

$$R(h) := f(x_0 + h) - f(x_0) - L(h)$$

dann

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{\|R(h)\|}{\|h\|} = 0$$

(In  $\varepsilon - \delta$  Form:

$$\forall \varepsilon > 0 \quad \exists \delta > 0 \text{ so dass } 0 < \|h\| < \delta \implies \frac{\|R(h)\|}{\|h\|} < \varepsilon.$$

D.h. " $\|R(h)\| \rightarrow 0$  schneller als  $\|h\|$ ":  $R(h) = o(\|h\|)$  in kleines-o-Notation. Deswegen

$$f \text{ diff in } x_0 \iff \exists L \text{ mit } f(x_0 + h) = f(x_0) + L(h) + o(\|h\|). \quad (36)$$

*Bemerkung 5.2.*  $f$  differenzierbar in  $x_0 \implies$  stetig in  $x_0$

$f$  differenzierbar in  $x_0 \implies \exists!$  lineare Abbildung die (36) erfüllt. Wir nennen  $L$  das Differential von  $f$  und bezeichnen es mit  $df|_{x_0}$

$$f : U \rightarrow \mathbb{R}^m$$

$$f(x) = \underbrace{(f_1(x), \dots, f_m(x))}_{m \text{ Funktionen}}$$

$\forall i$  gibt es  $n$  verschiedene partielle Ableitungen:  $\frac{\partial f_i}{\partial x_j}$   $n$ . Die Matrixdarstellung einer linearen Abbildung  $L : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  besteht aus  $m \times n$  Koeffizienten:

$$L = \begin{pmatrix} L_{11} & \cdots & L_{1n} \\ L_{21} & \cdots & L_{2n} \\ \vdots & & \vdots \\ L_{m1} & \cdots & L_{mn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L_1 \\ L_2 \\ \vdots \\ L_m \end{pmatrix}$$

$$L(x) = \begin{pmatrix} L_{11}x_1 + L_{12}x_2 + \cdots + L_{1n}x_n \\ L_{21}x_1 + \cdots + L_{2n}x_n \\ \vdots \\ L_{m1}x_1 + \cdots + L_{mn}x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L_1 \cdot x \\ L_2 \cdot x \\ \vdots \\ L_m \cdot x \end{pmatrix}$$

Wir definieren  $m$  lineare Abbildungen  $\mathbb{L}_i : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  als  $\mathbb{L}_i(x) = L_i \cdot x = \langle L_i, x \rangle$ . Dann

$$L(x) = \begin{pmatrix} \mathbb{L}_1(x) \\ \mathbb{L}_2(x) \\ \vdots \\ \mathbb{L}_m(x) \end{pmatrix}$$

Sei  $f : U \rightarrow \mathbb{R}^m$  differenzierbar in  $x_0$  und sei  $L = df|_{x_0}$ . Dann:

$$\overbrace{\frac{f(x_0 + h) - f(x_0) - L(h)}{\|h\|}}^A \rightarrow 0 \quad (37)$$

$$A := \begin{pmatrix} f_1(x_0 + h) \\ \vdots \\ f_m(x_0 + h) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} f_1(x_0) \\ \vdots \\ f_m(x_0) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \mathbb{L}_1(h) \\ \vdots \\ \mathbb{L}_m(h) \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned}
&= \begin{pmatrix} f_1(x_0 + h) - f_1(x_0) - \mathbb{L}_1(h) \\ \vdots \\ f_m(x_0 + h) - f_m(x_0) - \mathbb{L}_m(h) \end{pmatrix} \\
\frac{A}{\|h\|} &= \begin{pmatrix} \frac{f_1(x_0 + h) - f_1(x_0) - \mathbb{L}_1(h)}{\|h\|} \\ \vdots \\ \frac{f_m(x_0 + h) - f_m(x_0) - \mathbb{L}_m(h)}{\|h\|} \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

Deswegen

$$(37) \iff \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f_i(x_0 + h) - f_i(x_0) - \mathbb{L}_i(h)}{\|h\|} = 0 \quad \forall i \in \{1, \dots, m\}$$

$\iff f_i$  ist differenzierbar in  $x_0$  und  $\mathbb{L}_i = d f_i|_{x_0}$

Im naechsten Satz fassen wir zusammen die Konsequenzen dieses Arguments.

**Satz 5.3.** Sei  $f : \underbrace{U}_{\subset \mathbb{R}^n} \rightarrow \mathbb{R}^m$  mit  $U$  offen und  $f = (f_1, \dots, f_m)$

1.  $f$  ist differenzierbar in  $x_0 \iff f_i$  differenzierbar in  $x_0 \quad \forall i \in \{1, \dots, m\}$

2.

$$d f|_{x_0}(h) = \begin{pmatrix} d f_1|_{x_0}(h) \\ \vdots \\ d f_m|_{x_0}(h) \end{pmatrix}$$

3.

$$d f|_{x_0}(h) = \begin{pmatrix} \nabla f_1(x_0) \cdot h \\ \vdots \\ \nabla f_m(x_0) \cdot h \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1}(x_0) & \frac{\partial f_1}{\partial x_2}(x_0) & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n}(x_0) \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(x_0) & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1}(x_0) & \dots & \dots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n}(x_0) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h_1 \\ \vdots \\ h_n \end{pmatrix}$$

Das ist die Jacobi Matrix.

## 5.1 Differentiationregeln

Die erste Differentiationregel ist eine einfache Folgerung vom Satz 5.3.

**Satz 5.4.** Seien  $f, g : U \rightarrow \mathbb{R}^m$  beide differenzierbar in  $x_0$ , dann

$$f + g \left( = \begin{pmatrix} f_1 + g_1 \\ \vdots \\ f_m + g_m \end{pmatrix} \right)$$

ist differenzierbar in  $x_0$  und  $d f|_{x_0} + d g|_{x_0}$

Seien nun  $f : U \rightarrow \mathbb{R}^m$  und  $g : U \rightarrow \mathbb{R}^m$  differenzierbar in  $x_0$  und

$$(gf)(x) = g(x)f(x) = \begin{pmatrix} g(x)f_1(x) \\ \vdots \\ g(x)f_m(x) \end{pmatrix}$$

Jede  $gf_i$  ist differenzierbar: die Funktion  $f$  ist dann auch differenzierbar. Wir wollen  $d(gf)$  rechnen:

$$d(gf) = d \begin{pmatrix} gf_1 \\ \vdots \\ gf_m \end{pmatrix} \Big|_{x_0} (h) = \begin{pmatrix} d(gf_1)|_{x_0}(h) \\ \vdots \\ d(gf_m)|_{x_0}(h) \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} dg|_{x_0}(h)f_1(x_0) + g(x_0)df_1|_{x_0}(h) \\ \vdots \\ dg|_{x_0}(h)f_m(x_0) + g(x_0)df_m|_{x_0}(h) \end{pmatrix}$$

Jacobi-Matrix

$$\begin{aligned} & \begin{pmatrix} \frac{\partial g}{\partial x_1}(x_0)f_1(x_0) + g(x_0)\frac{\partial f_1}{\partial x_1}(x_0) & \cdots & \frac{\partial g}{\partial x_n}(x_0)f_1(x_0) + g(x_0)\frac{\partial f_1}{\partial x_n}(x_0) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial g}{\partial x_1}(x_0)f_m(x_0) + g(x_0)\frac{\partial f_m}{\partial x_1}(x_0) & \cdots & \frac{\partial g}{\partial x_n}(x_0)f_m(x_0) + g(x_0)\frac{\partial f_m}{\partial x_n}(x_0) \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \frac{\partial g}{\partial x_1}(x_0)f_1(x_0) & \cdots & \frac{\partial g}{\partial x_n}(x_0)f_1(x_0) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial g}{\partial x_1}(x_0)f_m(x_0) & \cdots & \frac{\partial g}{\partial x_n}(x_0)f_m(x_0) \end{pmatrix} \\ &+ \begin{pmatrix} g(x_0)\frac{\partial f_1}{\partial x_1}(x_0) & \cdots & g(x_0)\frac{\partial f_1}{\partial x_n}(x_0) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(x_0)\frac{\partial f_m}{\partial x_1}(x_0) & \cdots & g(x_0)\frac{\partial f_m}{\partial x_n}(x_0) \end{pmatrix} \\ &= \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial g}{\partial x_j}(x_0)f_i(x_0) \end{pmatrix}}_{=f(x_0) \otimes \nabla g(x_0)} + \overbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(x_0) \end{pmatrix}}^A \\ &\quad \text{lineare Abbildung mit Rang 1} \\ dg(f)|_{x_0} &= \underbrace{g(x_0)df|_{x_0}}_A + \overbrace{f(x_0) \otimes dg|_{x_0}}^{\text{lineare Abbildung mit Rang 1}} \\ dg(f)|_{x_0}(h) &= g(x_0)[df|_{x_0}(h)] + [f(x_0)]dg|_{x_0}(h) \end{aligned}$$

## 5.2 Kettenregel

**Satz 5.5.** Seien

$$f : \underbrace{U}_{\subset \mathbb{R}^n} \rightarrow \underbrace{V}_{\subset \mathbb{R}^n} \quad \text{und} \quad g : V \rightarrow \mathbb{R}^k.$$

Falls  $f$  in  $a$  differenzierbar ist und  $g$  in  $b = f(a)$  differenzierbar ist, dann ist  $g \circ f$  in  $a$  differenzierbar und

$$d(g \circ f)|_a = dg|_b \circ df|_a \quad (38)$$

*Beweis.* Die Differenzierbarkeit von  $f$  in  $a$  bedeutet

$$f(a+h) = f(a) + df|_a(h) + \overbrace{R(h)}^{o(\|h\|)}$$

Die Differential von  $g$  in  $b$  bedeutet

$$g(b+k) = g(b) + dg|_b(k) + \underbrace{\bar{R}(k)}_{o(\|k\|)}$$

$$g(f(a+h)) = g(\underbrace{f(a)}_b + k) = g(b) + dg|_b(k) + \bar{R}(k)$$

$$= g(b) + dg|_b(df|_a(h) + R(h)) + \bar{R}(k)$$

Linearität von  $dg|_b$

$$= \underbrace{g(b)}_{g \circ f(a)} + \underbrace{dg|_b(df|_a(h))}_{\text{ist linear in } h} + \underbrace{dg|_b(R(h)) + \bar{R}(k)}_{:=\rho(h)}$$

Wir werden zeigen dass

$$\rho(h) = o(\|h\|).$$

**Schritt 1. Linearität von**  $h \mapsto dg|_b(df|_a(h))$ .

$$\begin{aligned} dg|_b \circ df|_a(\lambda_1 h_1 + \lambda_2 h_2) & \quad \lambda_1, \lambda_2 \in \mathbb{R}, h_1, h_2 \in \mathbb{R}^n \\ &= dg|_b(df|_a(\lambda_1 h_1 + \lambda_2 h_2)) \\ &= dg|_b\left(\lambda_1 \overbrace{df|_a(h_1)}^{\in \mathbb{R}^m} + \lambda_2 \overbrace{df|_a(h_2)}^{\in \mathbb{R}^m}\right) \\ &= \lambda_1 dg|_b(df|_a(h_1)) + \lambda_2 dg|_b(df|_a(h_2)) \\ &= \lambda_1 dg|_b \circ df|_a(h_1) + \lambda_2 dg|_b \circ df|_a(h_2) \end{aligned}$$

**Schritt 2:**  $\rho(h) = o(\|h\|)$ .

$$\begin{aligned} \frac{\rho(h)}{\|h\|} &\leq \frac{|dg|_b(R(h))|}{\|h\|} + \frac{|\bar{R}(k)|}{\|h\|} \\ &\leq \frac{\|dg|_b\|_0 \|R(h)\|}{\|h\|} + \frac{\|\bar{R}(k)\|}{\|h\|} \end{aligned} \quad (39)$$

Wir wissen dass

$$\frac{\|R(h)\|}{\|h\|} \rightarrow 0$$

und deswegen konvergiert der erste Teil von (39) zu null. Ausserdem

$$\begin{aligned} \frac{\|\bar{R}(k)\|}{\|h\|} &= \begin{cases} 0 & \text{falls } k = 0 \\ \frac{\|\bar{R}(k)\|}{\|k\|} \frac{\|k\|}{\|h\|} & \text{sonst} \end{cases} \\ \|k\| &= \|df|_a(h) + R(h)\| \leq \|df|_a(h)\| + \|R(h)\| \\ &\leq \|df|_a\|_0 \|h\| + \|R(h)\| \end{aligned} \quad (40)$$

Da

$$\frac{\|R(h)\|}{\|h\|} \rightarrow 0$$

$\exists \delta > 0$  so dass

$$\|h\| < \delta \implies \frac{\|R(h)\|}{\|h\|}$$

Falls  $\|h\| < \delta$

$$\|k\| \leq (\|df|_a\|_0 + 1) \|h\|$$

Deswegen: wenn  $\|h\| \rightarrow 0$ , dann  $\|k\| \rightarrow 0$  und für  $\|h\| < \delta$

$$\frac{\|\bar{R}(k)\|}{\|h\|} \leq \underbrace{\frac{\|\bar{R}(k)\|}{\|k\|}}_{\rightarrow 0 \text{ für } \|h\| \rightarrow 0} (\|df|_a\|_0 + 1)$$

Deswegen:

$$\begin{aligned} 0 &\leq \limsup_{\|h\| \rightarrow 0} \frac{\|\rho(h)\|}{\|h\|} \\ &\leq \lim_{\|h\| \rightarrow 0} \frac{\|\bar{R}(k)\|}{\|h\|} + \lim_{\|h\| \rightarrow 0} \frac{\|dg|_b(R(h))\|}{\|h\|} = 0 + 0 = 0 \\ &\implies \lim_{\|h\| \rightarrow 0} \frac{\|\rho(h)\|}{\|h\|} = 0 \end{aligned}$$

□

*Bemerkung 5.6.* Sei  $n = m = k = 1$ .  $b = f(a)$

$$\begin{aligned} df|_a(h) &= f'(a)h \\ dg|_b(k) &= g'(b)k \\ dg|_b \circ df|_a(h) &= dg|_b(df|_a(h)) = dg|_b(f'(a)h) \\ &= g'(b)f'(a)h = g'(f(a))f'(a)h \end{aligned} \quad (41)$$

$\phi = g \circ f$

$$d\phi|_a(h) = \phi'(a)h = (g \circ f)'(a)h$$

(38) (d.h. die allgemeine Kettenregel) impliziert

$$\begin{aligned} d\phi|_a(h) &= d(g \circ f)|_a(h) = dg|_b \circ df|_a(h) \\ &\stackrel{(41)}{=} g'(f(a))f'(a)h \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \implies (g \circ f)'(a)h &= g'(f(a))f'(a)h \\ \implies \underbrace{(g \circ f)'(a)}_{\text{alte Kettenregel}} &= g'(f(a))f'(a) \end{aligned}$$

*Bemerkung 5.7.* Kettenregel für die Jacobi-Matrizen. Sei  $M$  die Jacobi-Matrix für  $dg|_{b=f(a)}$  und  $N$  die für  $df|_a$ . Die Jacobi für  $d(g \circ f)|_a$  ist  $MN$

$\implies g = (g_1, \dots, g_k) \quad f = (f_1, \dots, f_m)$  Es gibt eine Formel für  $\frac{\partial(g \circ f)_i}{\partial x_j}$

$$dg_b \circ df|_a(w) = dg|_b(\underbrace{df|_a(w)}_v)$$

$$\begin{aligned} dg|_b \circ df|_a(w) &= dg|_b(v) \\ &= \left( \sum_{i=1}^m M_{1i}v_i, \sum_{i=1}^m M_{2i}v_i, \dots, \sum_{i=1}^m M_{ki}v_i \right) \\ &= \left( \sum_{i=1}^m M_{1i} \sum_{j=1}^n N_{ij}w_j, \dots, \sum_{i=1}^m M_{ki} \sum_{j=1}^n N_{ij}w_j \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} v = df|_a(w) &= \left( \sum_{j=1}^n N_{1j}w_j, \dots, \sum_{j=1}^n N_{mj}w_j \right) \\ \iff v_i &= \sum_{j=1}^n N_{ij}w_j \end{aligned}$$

$$dg|_b \circ df|_a(v) = \left( \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n M_{1i}N_{ij}v_j, \dots, \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n M_{ki}N_{ij}v_j \right)$$

(Sei  $A$  die Matrix

$$\begin{aligned} A_{lj} &= \sum_{i=1}^m M_{li}N_{ij} \iff A = M \cdot N \\ &= \left( \sum_{j=1}^n A_{1j}v_j, \dots, \sum_{j=1}^n A_{kj}v_j \right) \end{aligned}$$

Deswegen ist  $A$  die Matrixdarstellung von

$$dg|_b \circ df|_a = d(g \circ f)|_a$$

$\iff A$  ist die Jacobi-Matrix für  $d(g \circ f)|_a$

**Bemerkung 5.8.**  $f : U \rightarrow V \subset \mathbb{R}^m$   $f = (f_1, \dots, f_m)$ ,  $f_i(x) = f(x_1, \dots, x_n)$   
 $g : V \rightarrow \mathbb{R}^k$   $g = (g_1, \dots, g_k)$ ,  $g_j(x) = g(y_1, \dots, y_m)$

$$g \circ f(x) = (g_1(f(x)), \dots, g_k(f(x)))$$

$$g_j(x) = g_j(f_1(x), \dots, f_m(x))$$

$$g_j(y) = g_j(f(x_1, \dots, x_n), \dots, f_m(x_1, \dots, x_n))$$

$$A_{lj} = \frac{\partial}{\partial x_j}(g_l \circ f)(a)$$

$$M_{li} = \frac{\partial g_l}{\partial y_i}(b) = \frac{\partial g_l}{\partial y_i}(f(a))$$

$$N_{ij} = \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(a)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x_j}(g_l \circ f)(a) &= A_{lj} = \sum_{i=1}^m M_{li} N_{ij} \\ &= \sum_{i=1}^m \frac{\partial g_l}{\partial y_i}(f(a)) \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(a) \end{aligned}$$

**Korollar 5.9.** Sei  $f : U \rightarrow V \subset \mathbb{R}^m$  und  $\phi : V \rightarrow \mathbb{R}$  mit:

- $a \in U$  und  $U$  offen
- $b \in V$ ,  $V$  offen und  $b = f(a)$
- $f$  differenzierbar in  $a$  und  $\phi$  differenzierbar in  $b$

Dann ist  $\phi \circ f$  differenzierbar in  $a$  und

$$\frac{\partial(\phi \circ f)}{\partial x_j}(a) = \sum_{i=1}^m \frac{\partial \phi}{\partial y_i}(f(a)) \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(a)$$

Das ist die "konkrete" allgemeine Kettenregel.

### 5.3 Schrankensatz

**Definition 5.10.** sei  $f : U \rightarrow \mathbb{R}^m$  eine Abbildung. Wir schreiben  $f \in C^k(U, \mathbb{R}^m)$  falls die partielle Ableitungen jeder  $f_i$  mit Ordnung  $\leq k$  existieren und stetig sind ( $f = (f_1, \dots, f_m)$ ).

**Satz 5.11.** Sei  $\Omega \subset \mathbb{R}^n$  eine offene Menge,  $f \in C^1(\Omega, \mathbb{R}^k)$  und  $\gamma[a, b] \rightarrow \Omega$  eine  $\mathbb{C}^1$  Kurve. Dann:

$$\|f(\gamma(b)) - f(\gamma(a))\| \leq \left[ \sup_{t \in [a, b]} \|df|_{\gamma(t)}\|_O \right] \underbrace{\int_a^b \|\dot{\gamma}(t)\| dt}_{\text{Länge der Kurve}}$$

Zur Erinnerung:  $\gamma : [a, b] \rightarrow \Omega \subset \mathbb{R}^n$ ,  $\gamma = (\gamma_1, \dots, \gamma_n)$ ,  $\dot{\gamma} = (\gamma'_1, \dots, \gamma'_n)$ .

*Beweis.* Sei  $\phi : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}^k$  die Funktion

$$\phi(t) := f(\gamma(t)) = f \circ \gamma$$

Kettenregel

$$d\phi|_t = df|_{\gamma(t)} d\gamma|_t \quad (42)$$

$$\phi : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}^k$$

$d\phi|_t : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^k$  lineare Abbildung

$$\phi = (\phi_1, \dots, \phi_k)$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial \phi_1}{\partial t} \\ \vdots \\ \frac{\partial \phi_k}{\partial t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi'_1 \\ \vdots \\ \phi'_k \end{pmatrix} = \dot{\phi}$$

Sei  $A(x)$  die Jacobi-Matrix für  $df|_x$  (d.h.  $A_{ij}(x) = \frac{\partial f}{\partial x_i}(x)$ ). Kettenregel:

$$\underbrace{\dot{\phi}(t) = A(\gamma(t)) \cdot \dot{\gamma}(t)}_{\text{Matrix-Darstellung von (42)}}$$

$$f(\gamma(b)) - f(\gamma(a)) = \phi(b) - \phi(a) = \begin{pmatrix} \phi_1(b) - \phi_1(a) \\ \vdots \\ \phi_k(b) - \phi_k(a) \end{pmatrix}$$

$\phi'_i$  ist eine stetige Funktion:

$$\phi'_i(t) = \sum_{j=1}^n A_{ij}(\gamma(t)) \gamma'_j(t) = \sum_{j=1}^n \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(\gamma(t)) \gamma'_j(t)$$

Nun

$$\phi(b) - \phi(a) = \begin{pmatrix} \int_a^b \phi'_1(t) dt \\ \vdots \\ \int_a^b \phi'_k(t) dt \end{pmatrix}$$

und

$$\|f(\gamma(b)) - f(\gamma(a))\| = \|\phi(b) - \phi(a)\|^2 = \sqrt{\sum_{i=1}^k \left( \int_a^b \phi'_i(t) dt \right)^2}$$

Wir brauchen nun die folgende "Dreiecksungleichung":

$$\sqrt{\sum_{i=1}^k \left( \int_a^b \phi'_i(t) dt \right)^2} \leq \int_a^b \|\dot{\phi}(t)\| dt. \quad (43)$$

Diese Ungleichung folgt aus dem Lemma 5.13 unten. Mit der schreiben wir

$$\begin{aligned} \|f(\gamma(b)) - f(\gamma(a))\| &\leq \int_a^b \|\dot{\phi}(t)\| dt = \int_a^b \|A(\gamma(t)) \cdot \dot{\gamma}(t)\| dt \\ &\leq \int_a^b \|A(\gamma(t))\|_O \|\dot{\gamma}(t)\| dt = \int_a^b \|df|_{\gamma(t)}\|_O \|\dot{\gamma}(t)\| dt \\ &\leq \sup_{t \in [a,b]} \|df|_{\gamma(t)}\|_O \end{aligned}$$

□

**Bemerkung 5.12.** In der Tat  $\sup_{t \in [a,b]} \|df|_{\gamma(t)}\|_O$  ist ein Maximum wegen der Stetigkeit der Abbildung  $t \mapsto \|df|_{\gamma(t)}\|_O$ .

**Lemma 5.13.** Sei  $g : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}^k$  eine stetige Funktion. Dann

$$\sqrt{\sum_{i=1}^k \left( \int_a^b g_i \right)^2} \leq \int_a^b \|g\|.$$

Dreiecksungleichung

*Beweis.* Sei  $\varepsilon > 0$  und Treppenfunktion  $\alpha_i$  so dass  $g_i - \varepsilon \leq \alpha_i \leq g_i + \varepsilon$ ,  $\alpha_i - \varepsilon \leq g_i \leq \alpha_i + \varepsilon$ . Dann

$$\int_a^b \alpha_i - (b-a)\varepsilon \leq \int_a^b g_i \leq \int_a^b \alpha_i + (b-a)\varepsilon$$

d.h.

$$\left| \int_a^b g_i - \int_a^b \alpha_i \right| \leq (b-a)\varepsilon$$

Deswegen

$$\left| \sqrt{\sum_{i=1}^k \left( \int_a^b g_i \right)^2} - \sqrt{\sum_{i=1}^k \left( \int_a^b \alpha_i \right)^2} \right| \leq \sqrt{\sum_{i=1}^k \left( \int_a^b g_i - \int_a^b \alpha_i \right)^2} \leq \sqrt{k}(b-a)\varepsilon \quad (44)$$

Sei nun  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$ . Dann

$$\left| \int_a^b \|g\| - \int_a^b \|\alpha\| \right| \leq \int_a^b \left| \|g\| - \|\alpha\| \right| \leq \int_a^b \|g - \alpha\| \leq \int_a^b \sqrt{k}\varepsilon = \sqrt{k}(b-a)\varepsilon. \quad (45)$$

Wir werden beweisen dass

$$\sqrt{\sum \left( \int_a^b \alpha_i \right)^2} \leq \int_a^b \|\alpha\| \quad (46)$$

(44), (45) und (46) implizieren

$$\begin{aligned} \sqrt{\sum \left( \int_a^b g_i \right)^2} &\leq \sqrt{\sum \left( \int_a^b \alpha_i \right)^2} + (b-a)\sqrt{k}\varepsilon \\ &\leq \int_a^b \|\alpha\| + (b-a)\sqrt{k}\varepsilon \leq \int_a^b \|g\| + 2(b-a)\sqrt{k}\varepsilon \end{aligned}$$

Wenn  $\varepsilon \downarrow 0$ :

$$\sqrt{\sum \left( \int_a^b g_i \right)^2} \leq \int_a^b \|g\|$$

**Beweis von (46).** Ohne Beschränkung der Allgemeinheit:  $\exists$  eine Zerteilung von  $[a, b]$

$$a = c_0 < c_1 < \dots < c_N = b$$

so dass jedes  $\alpha_i$  ist konstant auf  $[c_{j-1}, c_j] = I_j$ . Die Konstante ist  $a_{i,j}$ .

$$\alpha = \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_k \end{pmatrix}$$

ist konstant auf  $I_j$  mit Wert

$$a_j = \begin{pmatrix} a_{1,j} \\ \vdots \\ a_{k,j} \end{pmatrix}$$

$$\sqrt{\sum_{i=1}^k \left( \int_a^b \alpha_i \right)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^k \left( \sum_{j=1}^N |I_j| \alpha_{i,j} \right)^2} = \|a\|$$

wobei

$$a := \sum_{j=1}^N |I_j| a_j = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^N |I_j| \alpha_{1,j} \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^N |I_j| \alpha_{k,j} \end{pmatrix}.$$



Deswegen

$$\begin{aligned}\|a\| &= \left\| \sum_{j=1}^N |I_j| a_j \right\| \stackrel{\text{Dreiecksungleichung}}{\leq} \sum_{j=1}^N \| |I_j| a_j \| \\ &= \sum_{j=1}^N |I_j| \|a_j\| = \int_a^b \|\alpha\| \end{aligned}$$

□

**Korollar 5.14.**  $f \in C^1(\Omega, \mathbb{R}^k)$  und  $[p, q] \subset \Omega$ . Dann:

$$\|f(p) - f(q)\| \leq \max_{z \in [p, q]} \|df|_z\|_O \|p - q\|$$

*Beweis.* Wenden den Schrankensatz an  $f$  und  $\gamma : [0, 1] \rightarrow \Omega$  ist  $\gamma(a) = (1 - s)p + sq$ . Da  $\dot{\gamma} = q - p$ ,

$$\|f(p) - f(q)\| \leq \max_{s \in [0, 1]} \|df|_{\gamma(s)}\|_O \underbrace{\int_0^1 \|\dot{\gamma}(s)\| ds}_{\|p - q\|} = \max_{z \in [p, q]} \|df|_z\|_O \|p - q\|.$$

□

## 5.4 Satz der lokalen Umkehrbarkeit

**Satz 5.15.** Sei  $\Phi : \underbrace{U}_{\subset \mathbb{R}^n} \rightarrow \mathbb{R}^n$  ( $U$  offene Menge) eine  $\mathbb{C}^1$ -Abbildung und sei

$a \in U$  so dass  $d\Phi|_a$  umkehrbar ist. Dann  $\exists U_0$  offene Umgebung von  $a$  so dass  $V := \Phi(U_0)$  eine offene Umgebung von  $\Phi(a)$  und die Einschränkung

$$\Phi : U_0 \rightarrow V$$

ein Diffeomorphismus ist.

**Lemma 5.16.** (Banachscher Fixpunktsatz) Sei  $C \subset \mathbb{R}^n$  eine abgeschlossene Menge und sei  $\phi : C \rightarrow C$  eine Abbildung mit folgender Eigenschaft:

$$\|\phi(x) - \phi(y)\| \leq \lambda \|x - y\| \quad \forall x, y \in C$$

wobei  $0 \leq \lambda < 1$  (unabhängig von  $x, y$ ).

Dann  $\exists x \in C$  so dass  $\phi(x) = x$  (d.h.  $x$  ein Fixpunkt von  $\phi$  ist).

**Definition 5.17.** Eine Abbildung

$$\phi : X \rightarrow X \quad (\text{mit } X \text{ metrischer Raum})$$

heisst Kontraktion falls  $\exists \lambda < 1$  so dass

$$d(\phi(x), \phi(y)) \leq \lambda d(x, y) \quad \forall x, y \in X$$

### 5.4.1 Allgemeine Form des Fixpunktsatzes von Banach

**Satz 5.18.** Jede Kontraktion auf einem vollständigen metrischen Raum besitzt einen Fixpunkt.

*Beweis.* Sei  $x_0 \in X$  (bzw. in  $C \subset \mathbb{R}^n$ )

$$\begin{pmatrix} x_1 = \phi(x_0) \\ x_2 = \phi(x_1) \\ \vdots \\ x_k = \phi(x_{k-1}) \end{pmatrix}$$

Behauptungen:

1.  $\{x_k\}$  ist eine Cauchyfolge

$$\xrightarrow{\text{Vollständigkeit von } X} \exists x \lim_{k \rightarrow \infty} x_k$$

2.  $\phi(x) = x$

1  $\implies$  2 weil

$$\phi(x) = \lim_{k \rightarrow \infty} \phi(x_k) = \lim_{x_{k+1} \rightarrow \infty} = x$$

□

*Beweis.*

$$d(x_0, x_1) = M \geq 0$$

$$\begin{aligned} d(x_{k+1}, x_k) &= d(\phi(x_k), \phi(x_{k-1})) \\ &\leq \lambda d(x_k, x_{k-1}) \leq \dots \leq \lambda^2 d(x_{k-1}, x_{k-2}) \\ &\dots \leq \lambda^k d(x_1, x_0) = \lambda^k M \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & d(x_{k+j}, x_k) \\ & \leq d(x_{k+j}, x_{k+j-1}) + d(x_{k+j-1}, x_{k+j-2}) + \dots + d(x_{k+1}, x_k) \\ & \leq \lambda^{k+j-1} M + \lambda^{k+j-2} M + \dots + M \lambda^k \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} d(x_{k+j}, x_k) &\leq M \lambda^k (1 + \lambda + \dots + \lambda^{j-1}) \\ &< M \lambda^k \sum_{i=0}^{\infty} \lambda^i \\ &= \frac{M \lambda^k}{1 - \lambda} \end{aligned}$$

Deswegen  $\forall m > n \geq N$  ( $\lambda^N \rightarrow$  für  $N \rightarrow +\infty$ )

$$d(x_m, x_n) \leq \frac{M}{1 - \lambda} \lambda^N$$

$\forall \varepsilon > 0 \exists N$  so dass

$$\frac{M \lambda^N}{1 - \lambda} < \varepsilon$$

$$\implies d(x_m, x_n) < \varepsilon \quad \forall n > m \geq N$$

Das ist die Cauchyeigenschaft  $\implies \{x_k\}$  ist eine Cauchyfolge

□

### Beweis des Satzes

**Schritt 1** Wir suchen eine Umgebung von  $W$  von  $\Phi(a)$ , wo wir immer ein Urbild von  $\in W$  finden. D.h.

$$\Phi(x) = y \tag{47}$$

besitzt eine Lösung  $x$ .

OBdA nehmen wir an  $a = 0$  und  $d\Phi|_a = \text{Id}$  (In der Tat, nehmen wir an dass

$$L = d\Phi|_a \neq \text{Id}$$

Sei

$$\Phi' = L^{-1} \circ \Phi$$

und

$$d\Phi'|_x = L^{-1} \circ d\Phi|_x$$

$\implies \Phi'$  ist eine  $\mathbb{C}^1$ -Funktion.

$$d\Phi|_0 = L^{-1} \circ d\Phi|_0 = L^{-1} \circ L = \text{Id}$$

$\implies$  Satz an  $\Phi'$  anwenden

$$\Psi'(\Phi'(x)) = x \implies \Psi'(L^{-1}(\Phi(x))) = x$$

$$\implies \Psi := \Phi' \circ L^{-1}$$

die gesuchte Umkehrung von  $\Phi$  ist  $V := (V')$  Wir wollen zeigen dass, wenn  $\|y - \Phi(0)\| < \delta$ , dann die Gleichung 47 lösbar ist.

$$47 \iff \underbrace{y + x - \Phi(x)}_{x \mapsto \phi_y(x)} = x$$

$\phi_y : U \rightarrow \mathbb{R}^n \exists \eta > 0$  so dass

$$\phi_y : \overline{B_\eta}(0) \mapsto \overline{B_\eta}(0)$$

eine Kontraktion ist.

1.  $\phi_y$  bildet  $\overline{B_\eta}(0)$  in  $\overline{B_\eta}(0)$
2.  $\|\phi_y(z) - \phi_y(w)\| \leq \frac{1}{2} \|z - w\|$

Das zweite:

$$\begin{aligned} & \|\phi_y(z) - \phi_y(w)\| \\ &= \|y + z - \Phi(z) - y - w + \Phi(w)\| \\ &= \|(\Phi(w) - \Phi(z)) - (w - z)\| \\ &= \left\| \underbrace{\Phi(w) - w}_{\Lambda(w)} - \underbrace{\Phi(z) - z}_{\Lambda(z)} \right\| \end{aligned}$$

$\Lambda$  ist  $\mathbb{C}^1$

$$d\Lambda|_0 = d\Phi|_0 - \text{Id} = 0$$

$$\|d\Lambda|_0\|_{HS} = 0$$

$\implies \exists \eta > 0$  so dass

$$B_{\leq \eta}(0) \ni x \implies \|d\Lambda|_x\|_{HS} \leq \frac{1}{2}$$

$z, w \in \overline{B_\eta}(0)$  und  $\in B_\eta(0)$

$$\begin{aligned} \|\phi_y(z) - \phi_y(w)\| &= \|\Lambda(z) - \Lambda(w)\| \\ &\stackrel{\text{Schränkensatz}}{\leq} \left( \max_{\overline{B_\eta}(0)} \|d\Lambda|_O\| \right) \|z - w\| \\ &= \frac{1}{2} \|z - w\| \end{aligned}$$

$$\phi_y(0) = y - \Phi(0) + 0 = y - \Phi(0)$$

$\delta = \frac{\eta}{2}$ ,  $\|\phi_y(0)\| \leq \frac{1}{2}$ . Sei  $z \in \overline{B_\eta}(0)$

$$\begin{aligned} & \|\phi_y(z)\| \|\phi_y(z) - \phi_y(0)\| + \|\phi_y(0)\| \\ & < \|\phi_y(z) - \phi_y(0)\| + \frac{\eta}{2} \\ & \leq \frac{1}{2} \|z - 0\| + \frac{\eta}{2} \\ & \leq \frac{1}{2} \eta + \frac{1}{2} \eta \\ & = \eta \\ & \implies \|\phi_y(z)\| < \eta \end{aligned}$$

So

$$\phi_y : \overline{B_\eta(0)} \mapsto B_\eta(0)$$

Banach:  $\forall y \in B_{\frac{\eta}{2}}(\Phi(0)), \exists x \in B_\eta(0)$  und  $\in \overline{B_\eta(0)}$  mit

$$\phi_y(x) = x \iff \Phi(x) = y$$

Sei  $V := B_\delta(\Phi(0))$  (offen und Umgebung von  $\Phi(0)$ )

$$\underbrace{B_\eta(0) \cap \Phi^{-1}(V)}_{\text{ist eine offene Menge}} = U_0 \quad (\text{offen und Umgebung von } 0)$$

$$\Phi : U_0 \rightarrow V$$

1.  $\Phi$  ist surjektiv:  $\forall y \in V, \exists x \in B_\eta(0)$  mit  $\Phi(x) = y$

$$\implies x \in \Phi^{-1}(V) \cap B_\eta(0) = U_0$$

2.  $\Phi$  ist injektiv

$$\begin{aligned} \|\Phi(x) - \Phi(z)\| &= \|(x + \Lambda(x)) - (z + \Lambda(z))\| \\ &\implies \|\Phi(x) - \Phi(z)\| \\ &\leq \|x - z\| - \|\Lambda(x) - \Lambda(z)\| \\ &\leq \|x - z\| - \frac{1}{2} \|x - z\| \\ &\leq \frac{1}{2} \|x - z\| \end{aligned}$$

$\implies \Phi$  ist injektiv. (Alternativerweise wenn  $\phi$  eine Kontraktion ist, der Fixpunkt von  $\phi$  ist eindeutig:  $\phi(p) = p, \phi(q) = q$ )

$$\begin{aligned} d(p, q) &= d(\phi(p), \phi(q)) \\ &\leq \lambda d(p, q) \\ (1 - \lambda) d(p, q) &\leq 0 \\ &\xrightarrow{\lambda < 1} d(p, q) = 0 \\ &\implies p = q \end{aligned}$$

**Schritt 2** Sei  $\Phi : V \mapsto U_0$  die Umkehrfunktion von  $\Phi$ .  $\Psi$  ist stetig. Seien  $\xi, \zeta \in V, x = \Phi(\xi), z = \Phi(\zeta) \implies \Phi(x) = \xi, \Phi(z) = \zeta$ . Aber:

$$\begin{aligned} \|\Phi(x) - \Phi(z)\| &\leq \frac{1}{2} \|x - z\| \\ \implies \underbrace{2 \|\xi - \zeta\|}_{\text{Lipschitz-Bedingung für } \Phi: \text{ stetig}} &\geq \|\Psi(\xi) - \Phi(\zeta)\| \end{aligned}$$

### Schritt 3

**Bemerkung 5.19.**  $\Phi : U_0 \rightarrow V$  ist differenzierbar und  $d\Phi|_x$  ist umkehrbar  $\forall x \in U_0$ .

$$\begin{aligned} \Phi(x) &= x - \Lambda(x) \\ d\Phi|_x &= \text{Id} - d\Lambda|_x \end{aligned}$$

Wir wissen, dass

$$\|d\Lambda|_x\|_{HS} \leq \frac{1}{2} \quad \forall x \in U_0 \subset B_\eta(0)$$

$$d\Phi|_x(v) = v - d\Lambda|_x(v)$$

$$\begin{aligned}
& \|d\Phi|_x(v)\| \\
& \geq \|v\| - \|d\Lambda|_x(v)\| \\
& \geq \|v\| - \frac{1}{2}\|v\| \\
& \geq \frac{1}{2}\|v\|
\end{aligned}$$

$\implies \text{Ker}(d\Phi|_x) = \{0\} \implies d\Phi|_x \text{ ist injektiv} \implies \text{Surjektivitat} \implies d\Phi|_x$   
ist umkehrbar

**Lemma 5.20.** *Falls  $\Phi : U_0 \rightarrow V$  eine  $\mathbb{C}^1$  umkehrbare Abbildung so dass*

- $d\Phi|_x$  umkehrbar  $\forall x \in U_0$  ist
- die Umkehrfunktion  $\Psi : V \rightarrow U_0$  stetig ist, dann ist auch  $\Psi$  eine  $\mathbb{C}^1$  Abbildung.