

§6 Totale und partielle Differenzierbarkeit in \mathbb{R}^n

- 6.1 Vorbemerkung: Differentiation für Funktionen $\mathbb{R} \supseteq U \xrightarrow{f} \mathbb{R}$: Analysis I
 Differentiation von $\mathbb{R} \supseteq U \xrightarrow{f} \mathbb{R}^m$: Kurven (komponentenweise differbar)
 Differentiation von $\mathbb{R}^n \supseteq U \xrightarrow{f} \mathbb{R}^m$: i.A. nicht komponentenweise

Wie beschreibt man Funktionen $\mathbb{R}^n \supseteq U \xrightarrow{f} \mathbb{R}^m$ in der Analysis?

Stetigkeit in $x \in \mathbb{R}^n$? Einfeld:

$$\forall \varepsilon > 0 \exists \delta > 0 \forall y \in \mathbb{R}^n : \|x - y\| < \delta \Rightarrow \|f(x) - f(y)\| < \varepsilon$$

Differentiation in $x \in \mathbb{R}^n$? Schwerege:

versuche $f'(x) := \lim_{\substack{\xi \rightarrow x \\ \xi \neq x}} \frac{f(x) - f(\xi)}{x - \xi}$

Problem: was soll $\frac{1}{x - \xi}$ sein, wenn $x, \xi \in \mathbb{R}^n$? Macht keinen Sinn!

Ausgang (AnI Seite, 13.3): Für $\mathbb{R} \supseteq U \xrightarrow{f} \mathbb{R}$ ist äquivalent
 (i) f differbar in x \iff $(\exists f'(x) = \lim_{\substack{\xi \rightarrow x \\ \xi \neq x}} \frac{f(x) - f(\xi)}{x - \xi})$

(ii) $\exists c \in \mathbb{R} \exists \mathbb{R} \supseteq (x - \varepsilon, x + \varepsilon) \xrightarrow{\varphi} \mathbb{R} \checkmark$
 $f(x + \xi) = f(x) + c\xi + \varphi(\xi)$, $\lim_{\substack{\xi \rightarrow 0 \\ \xi \neq 0}} \frac{\varphi(\xi)}{\xi} = 0$

Dann $f'(x) = c$, d.h. $\xi \mapsto c\xi$ ist eine lineare Approximation an f an der Stelle x , bzw. die Funktion $\xi \mapsto c\xi + f(x)$.

Idee: Ableitung von $\mathbb{R}^n \supseteq U \xrightarrow{f} \mathbb{R}^m$ soll Approximation von $f(x + \xi) - f(x)$ durch eine lineare Funktion $L: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ sein.

6.2 Fakten aus der Linearen Algebra:

a) Eine Abbildung $L: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ heißt linear, falls $L(x+y) = Lx + Ly$
und $L(\lambda x) = \lambda Lx \quad \forall x, y \in \mathbb{R}^n \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}$.

b) Es gilt dann $L(0) = 0$ (denn $L(0) = L(0 \cdot \vec{3}) = 0 \cdot L\vec{3} = 0$)

c) Für die kanonischen Basen e_1, \dots, e_n von \mathbb{R}^n und g_1, \dots, g_m von \mathbb{R}^m ist
 $L e_j = \sum_{i=1}^m l_{ij} g_i$ und L kann mit der Matrix $(l_{ij})_{\substack{i=1, \dots, m \\ j=1, \dots, n}}$
identifiziert werden.

d) Wir versehen $\mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m) := \{ L: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m \text{ linear} \}$ mit dem
algebraischen Operationen $(\lambda_1 L_1 + \lambda_2 L_2)(x) := \lambda_1 L_1 x + \lambda_2 L_2 x \quad \forall L_1, L_2 \in \mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m)$
 $\forall \lambda_1, \lambda_2 \in \mathbb{R} \quad \forall x \in \mathbb{R}^n$
und $(L_1 \circ L_2)x := L_1(L_2(x))$ für $L_1 \in \mathcal{L}(\mathbb{R}^m, \mathbb{R}^p)$, $L_2 \in \mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m)$, $x \in \mathbb{R}^n$

Dann entspricht $L_1 + L_2$ der Matrixaddition $(l_{ij}^1) + (l_{ij}^2) = (l_{ij}^1 + l_{ij}^2)$
und $L_1 \circ L_2$ der Matrixmultiplikation $(l_{ij}^1)(l_{kl}^2) = (\sum_k l_{ik}^1 l_{kj}^2)_{ij}$.

e) Der Ausdruck $\|L\| := \sup_{\substack{\vec{z} \in \mathbb{R}^n \\ \vec{z} \neq 0 \\ \|\vec{z}\|=1}} \|L\vec{z}\|$ definiert eine Norm auf $\mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m)$

mit $\|L\vec{z}\| \leq \|L\| \|\vec{z}\| \quad (\|L\vec{z}\| = \|L(\frac{\vec{z}}{\|\vec{z}\|} \cdot \|\vec{z}\|)\| = \|\vec{z}\| \cdot \underbrace{\|L(\frac{\vec{z}}{\|\vec{z}\|})\|}_{\leq \|L\|} > \|\vec{z}\| \neq 0)$

f) Jede Abbildung $L \in \mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m)$ ist gleichmäßig stetig, denn zu $\varepsilon > 0$
ist mit $\delta := \frac{\varepsilon}{\|L\|} > 0$: $\|\vec{z} - \vec{y}\| < \delta \Rightarrow \|L\vec{z} - L\vec{y}\| = \underbrace{\|L(\vec{z} - \vec{y})\|}_{\leq \|L\| \|\vec{z} - \vec{y}\|} \leq \|L\| \|\vec{z} - \vec{y}\| < \varepsilon$.

(Man kann (a), (b), (d) und (e) auch für unendlich-dimensionale Vektorräume X und Y
verallgemeinern; allerdings ist $L \in \mathcal{L}(X, Y)$ dann nicht mehr automatisch stetig!)

6.3 Definition: Sei $U \subseteq \mathbb{R}^n$ offen, $f: U \rightarrow \mathbb{R}^m$ eine Abbildung, $x \in U$.

a) f heißt (total) differenzierbar in x , falls es eine lineare Abbildung $L: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$, ein $\varepsilon > 0$ und eine Funktion $\varphi: B(0, \varepsilon) \rightarrow \mathbb{R}^m$ gibt mit $\lim_{\substack{\zeta \rightarrow 0 \\ \zeta \neq 0}} \frac{\varphi(\zeta)}{\|\zeta\|} = 0$ und

$$f(x+\zeta) = f(x) + L\zeta + \varphi(\zeta) \quad \text{für } \|\zeta\| = \varepsilon.$$

Wir schreiben dann $Df(x) := L$ für die (totale) Ableitung von f in x .

b) f heißt differenzierbar in x in Richtung $\zeta \in \mathbb{R}^n$, falls die Abbildung $\mathbb{R} \ni [-\varepsilon, \varepsilon] \rightarrow \mathbb{R}^m$ in $t=0$ differenzierbar ist, $t \mapsto f(x+t\zeta)$

wobei $\varepsilon > 0$ so klein ist, dass $x+t\zeta \in U \quad \forall t \in [-\varepsilon, \varepsilon]$.

Wir schreiben dann $D_{\zeta} f(x)$ für die Ableitung von f in Richtung ζ in x .

Ist $\zeta = e_i = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \leftarrow i$, so schreiben wir auch $D_i f(x) := D_{e_i} f(x)$.

c) Ist $m=1$, so schreiben wir auch $\frac{df}{dx_i} := D_i f$. Die Ableitungen $\frac{df}{dx_1}, \dots, \frac{df}{dx_n}$ heißen partielle Ableitungen. Die Funktion heißt partiell differenzierbar, falls alle partiellen Ableitungen existieren.

6.4 Proposition:

a) Ist $U \subseteq \mathbb{R}^n \xrightarrow{f} \mathbb{R}^m$ differenzierbar in x , so auch stetig in x .

b) Ist $L: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ linear, so ist L differenzierbar $\forall DL(x) = L \quad \forall x \in \mathbb{R}^n$.

c) Die lineare Abbildung L in 6.3(a) ist eindeutig, d.h. $Df(x)$ ist wohldefiniert.

d) Ist $U \subseteq \mathbb{R}^n \xrightarrow{f} \mathbb{R}^m$ differenzierbar in x , so ist f differenzierbar in x in alle Richtungen und $D_{\zeta} f(x) = DF(x)\zeta$ (Matrix $DF(x)$ auf Vektor ζ anwenden).
Ist $m=1$, so ist f also insbesondere partiell differenzierbar in x .

e) Ist $U \subseteq \mathbb{R}^n \xrightarrow{f} \mathbb{R}^m$ differenzierbar in x , so ist die lineare Abbildung $Df(x): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ gegeben durch die Matrix $\left(\frac{\partial f_i}{\partial x_j} \right)_{\substack{i=1, \dots, m \\ j=1, \dots, n}}$,
 $f = (f_1, \dots, f_m)$. Die Matrix wird Jacobimatrix, Funktionsmatrix oder Differentialmatrix genannt.

Beweis: a) Sei $\xi_k \rightarrow 0$. Dann $L\xi_k \rightarrow 0$ nach 6.2(f) und 6.2(b). und

$$\varphi(\xi_k) \rightarrow 0, \text{ da f\"ur } \|\xi_k\| \leq 1 \text{ gilt } \|\varphi(\xi_k)\| = \frac{\|\varphi(\xi_k)\|}{\|\xi_k\|} \rightarrow 0.$$

$$\text{Also } f(x+\xi_k) = f(x) + L\xi_k + \varphi(\xi_k) \rightarrow f(x) \text{ f\"ur } k \rightarrow \infty.$$

b) $L(x+\xi) = Lx + L\xi + 0$, da L linear, also diffbar $\varphi(\xi) = 0$.

c) Sei $f(x) + L\xi + \varphi(\xi) = f(x+\xi) = f(x) + L'\xi + \varphi'(\xi)$ f\"ur $\|\xi\| < \varepsilon$.

Sei $\eta \in \mathbb{R}^n$. Setze $\eta_k := \frac{1}{k}\eta$ f\"ur $k \in \mathbb{N}$. Dann $\Rightarrow L\xi - L'\xi = \varphi'(\xi) - \varphi(\xi)$

$$L\eta - L'\eta = \|\eta\| \cdot \left(\frac{L\eta_k - L'\eta_k}{\|\eta_k\|} \right) = \|\eta\| \cdot \left(\frac{\varphi'(\eta_k)}{\|\eta_k\|} - \frac{\varphi(\eta_k)}{\|\eta_k\|} \right) \rightarrow 0$$

$$\Rightarrow L\eta = L'\eta \quad \forall \eta \in \mathbb{R}^n.$$

d) $f \circ \gamma_{\xi, x}(t) = f(x+t\xi) = f(x) + tL\xi + \varphi(t\xi)$, $f \circ \gamma_{\xi, x}(0) = f(x)$

Die Funktion $f \circ \gamma_{\xi, x}: [-\varepsilon, \varepsilon] \rightarrow \mathbb{R}^m$ ist also in Sinne von S.1

$$\text{diffbar: } \frac{f \circ \gamma_{\xi, x}(t) - f \circ \gamma_{\xi, x}(0)}{t-0} = L\xi + \frac{\varphi(t\xi)}{\|t\xi\|} \rightarrow L\xi$$

dh. der Grenzwert $D_\xi f(x)$ existiert und ist gleich $Df(x)\xi$.

e) Sei $Df(x) = (l_{ij})_{\substack{i=1, \dots, m \\ j=1, \dots, n}}$.

$$\text{Dann } f(x+te_j) = f(x) + tL e_j + \varphi(te_j) = f(x) + t \sum_{i=1}^m l_{ij} e_i + \varphi(te_j)$$

F\"ur die i -te Komponente $f_i: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ also

$$f_i(x+te_j) = f_i(x) + t l_{ij} + \varphi_i(te_j)$$

Die Ableitung $D_j f_i(x)$ von f_i in Richtung e_j an der Stelle x

ist also gegeben durch l_{ij} . □

6.5 Beispiel: $f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$
 $(x, y) \mapsto (xy, x+y)$

$$Df(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x} & \frac{\partial f_1}{\partial y} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x} & \frac{\partial f_2}{\partial y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y & x \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$$

6.6 Definition: Sei $U \subseteq \mathbb{R}^n \xrightarrow{f} \mathbb{R}$ differenzierbar ($n=1$).

Dann wird die Jacobimatrix als Gradient $\nabla \text{grad } f$ bezeichnet:

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

6.7 Proposition: Die Richtungsableitung $\nabla_{\vec{z}}$ ∇ Richtung $\vec{z} \in \mathbb{R}^n$ ist für

$$U \subseteq \mathbb{R}^n \xrightarrow{f} \mathbb{R} \text{ durch } D_{\vec{z}} f(x) = \langle \text{grad } f(x), \vec{z} \rangle \text{ (Skalarprodukt)}$$

gegeben und es gilt $\|D_{\vec{z}} f\| \leq \|\text{grad } f(x)\| \|\vec{z}\|$ nach

Cauchy-Schwarz ∇ Gleichheit (Maximalität), wenn \vec{z} ∇ Richtung des Gradienten zeigt.

Beweis: Nach 6.4(d) ist $D_{\vec{z}} f(x)$ durch Anwendung der $n \times n$ -Matrix $\text{grad } f(x)$ auf den Vektor $\vec{z} \in \mathbb{R}^n$ gegeben, also

$$D_{\vec{z}} f(x) = (\text{grad } f) \vec{z} = \sum_{i=1}^n (\text{grad } f)_i \vec{z}_i = \langle \text{grad } f, \vec{z} \rangle. \quad \square$$

6.8 Satz: Sei $U \subseteq \mathbb{R}^n$ offen und $f: U \rightarrow \mathbb{R}$ eine Funktion, für die alle partiellen Ableitungen existieren und stetig sind. Dann ist f differenzierbar auf U .

Beweis: Sei $x \in U$. Wähle $\varepsilon > 0$, so dass $B(x, \varepsilon) \subseteq U$ (ex. da U offen).

WM $L: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ und φ finden mit $f(x+\vec{z}) = f(x) + L\vec{z} + \varphi(\vec{z})$, $\|\vec{z}\| < \varepsilon$.

Schreibe $\vec{z} = \sum_{i=1}^n \vec{z}_i e_i \in \mathbb{R}^n$. Setze $g_k(\vec{z}) := f(x + \sum_{i=1}^{n-1} \vec{z}_i e_i + \vec{z}_k e_k)$.

Also $g_n: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$. Nach dem Mittelwertsatz ex. $\vartheta_n \in [0, \vec{z}_n]$

$$\text{mit } \frac{g_n(\vec{z}_n) - g_n(0)}{\vec{z}_n - 0} = g_n'(\vartheta_n) = \frac{\partial f}{\partial x_n} \left(x + \sum_{i=1}^{n-1} \vec{z}_i e_i + \vartheta_n e_n \right), \vartheta_n := x + \sum_{i=1}^{n-1} \vec{z}_i e_i + \vartheta_n e_n$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow f(x+\vec{z}) &= g_n(\vec{z}_n) = g_n(0) + \sum_{i=1}^n g_n'(\vartheta_i) \vec{z}_i \\ &= f\left(x + \sum_{i=1}^{n-1} \vec{z}_i e_i\right) + \sum_{i=1}^n \frac{\partial f}{\partial x_i}(\vartheta_i) \vec{z}_i \\ &\stackrel{\text{rekursiv}}{=} f(x) + \sum_{i=1}^n \frac{\partial f}{\partial x_i}(\vartheta_i) \vec{z}_i + \dots + \sum_{i=1}^n \frac{\partial f}{\partial x_n}(\vartheta_n) \vec{z}_n \end{aligned}$$

mit $\vartheta_k \in \left[x + \sum_{i=1}^{k-1} \vec{z}_i e_i, x + \sum_{i=1}^k \vec{z}_i e_i \right]$.

Setze $L := \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}(x), \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n}(x) \right): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, also $L\vec{z} = \sum_{k=1}^n \vec{z}_k \frac{\partial f}{\partial x_k}(x)$.

Setze $\varphi(\vec{z}) := \sum_{k=1}^n \left(\frac{\partial f}{\partial x_k}(\vartheta_k) - \frac{\partial f}{\partial x_k}(x) \right) \vec{z}_k$.

Für $\zeta \rightarrow 0$ ist dann $z'_k \rightarrow x$ (da $z'_k \in [x + \sum_{i=1}^{k-1} \zeta_i e_i, x + \sum_{i=1}^k \zeta_i e_i]$)

Also $\frac{\partial f}{\partial x_k}(z'_k) \rightarrow \frac{\partial f}{\partial x_k}(x)$, da $\frac{\partial f}{\partial x_k}$ stetig.

Somit $\frac{|\varphi(\zeta)|}{\|\zeta\|} \leq \sum_{k=1}^n \underbrace{\left| \frac{\partial f}{\partial x_k}(z'_k) - \frac{\partial f}{\partial x_k}(x) \right|}_{\rightarrow 0} \frac{|\zeta_k|}{\|\zeta\|} \rightarrow 0$ für $\zeta \rightarrow 0$

und $f(x+\zeta) = f(x) + L\zeta + \varphi(\zeta)$.

SC da $|\zeta_k| \leq \left(\sum_{i=1}^n |\zeta_i|^2 \right)^{\frac{1}{2}} = \|\zeta\|_2$
und alle Normen in \mathbb{R}^n äquivalent \square

6.9 Korollar: Sei $f: \mathbb{R}^n \supseteq U \rightarrow \mathbb{R}$. Dann gilt:

f stetig partiell diffbar

\Downarrow 6.8

f (total) diffbar

\Downarrow 6.4(d)

f in alle Richtungen diffbar

\Downarrow nach Def.

f partiell diffbar

6.4(a)

$\Rightarrow f$ stetig in x (in alle Richtungen)
(d.h. $x + \zeta_n \rightarrow x \Rightarrow f(x + \zeta_n) \rightarrow f(x)$)

\Downarrow

$\Rightarrow f$ stetig in x in Richtung e_i

(d.h. $x + t e_i \rightarrow x \Rightarrow f(x + t e_i) \rightarrow f(x)$)

Keine der Umkehrungen gilt (Blatt 6).

6.10 Definition: $\mathbb{R}^n \supseteq U \xrightarrow{f} \mathbb{R}$ heißt k -mal stetig partiell differenzierbar,

falls alle partiellen Ableitungen $D_{i_1} \dots D_{i_k} f$ (Anordnungsabhängigkeit)
existieren und stetig sind.

6.11 Satz: Sei $\mathbb{R}^n \supseteq U \xrightarrow{f} \mathbb{R}$ zweimal stetig partiell differenzbar.

Dann ist

$$D_i D_j f = D_j D_i f \quad \forall i, j = 1, \dots, n$$

(in anderer Schreibweise: $\frac{\partial^2}{\partial x_i \partial x_j} f = \frac{\partial^2}{\partial x_j \partial x_i} f$)

Also ist die Reihenfolge des Ableitens hier egal.

Beweis: Setze $g(t) := f(x + te_i + se_j) - f(x + te_i)$

Nach dem Mittelwertsatz ex. dann für $g: [0, t] \rightarrow \mathbb{R}$ ex. $\vartheta \in [0, t]$

$$\text{mit } \frac{g(t) - g(0)}{t - 0} = g'(\vartheta) \Rightarrow g(t) - g(0) = t g'(\vartheta)$$

$$\text{mit } g'(\vartheta) = \frac{\partial f}{\partial x_i}(x + \vartheta e_i + se_j) - \frac{\partial f}{\partial x_i}(x + \vartheta e_i)$$

Setze $h(s) := \frac{\partial f}{\partial x_i}(x + \vartheta e_i + se_j) \Rightarrow \exists \vartheta' \in [0, s]: h(s) - h(0) = s h'(\vartheta')$

$$\begin{aligned} &\Rightarrow (f(x + te_i + se_j) - f(x + te_i)) - (f(x + se_j) - f(x)) \\ &= g(t) - g(0) = t g'(\vartheta) = t (h(s) - h(0)) = st h'(\vartheta') \\ &= st \frac{\partial^2 f}{\partial x_j \partial x_i}(x + \vartheta e_i + \vartheta' e_j) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Ebenso } &(f(x + se_j + te_i) - f(x + se_j)) - (f(x + te_i) - f(x)) \\ &= st \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(x + \eta' e_j + \eta e_i), \quad \eta' \in [0, s], \eta \in [0, t] \end{aligned}$$

$$\Rightarrow \frac{\partial^2 f}{\partial x_j \partial x_i}(x + \vartheta e_i + \vartheta' e_j) = \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(x + \eta' e_j + \eta e_i) \text{ falls } s, t \neq 0$$

$$\text{Und } s, t \rightarrow 0 \Rightarrow \vartheta, \vartheta', \eta, \eta' \rightarrow 0 \xrightarrow{\text{Stetigkeit}} \frac{\partial^2 f}{\partial y_j \partial x_i}(x) = \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(x) \quad \square$$

6.12 Bemerkung: Sei $\mathbb{R}^n \supseteq U \xrightarrow{f} \mathbb{R}^m$. Dann ist f stetig/differ etc.

Genau dann, wenn alle $\mathbb{R}^n \supseteq U \xrightarrow{f_i} \mathbb{R}, i=1, \dots, m$ dies sind. Dabei gelten 6.8, 6.9 und 6.11 analog.

6.13 Beispiel: $f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}, f(x, y) = x e^{xy}$

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x, y) = e^{xy} + x y e^{xy}$$

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

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

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

6.14 Satz (Kettenregel): Seien $U \xrightarrow{g} V \xrightarrow{f} \mathbb{R}^k$, g in $x \in U$

differenzierbar, f in $g(x) \in V$ differenzierbar, U, V offen.

Dann ist auch $f \circ g$ in x differenzierbar und es gilt:

$$D(f \circ g)(x) = Df(g(x)) \cdot Dg(x) \quad (\text{Matrixmultiplikation})$$

Beweis: g diffbar in $x \Rightarrow g(x+\zeta) = g(x) + Dg(x)\zeta + \varphi(\zeta)$
 f diffbar in $g(x) \Rightarrow f(g(x)+\eta) = f(g(x)) + Df(g(x))\eta + \psi(\eta)$
 MA $\eta = Dg(x)\zeta + \varphi(\zeta)$ also:

$$\begin{aligned} (f \circ g)(x+\zeta) &= f(g(x+\zeta)) = f(g(x) + \eta) \\ &= f(g(x)) + Df(g(x))(Dg(x)\zeta + \varphi(\zeta)) + \psi(Dg(x)\zeta + \varphi(\zeta)) \\ &= (f \circ g)(x) + (Df(g(x)) \cdot Dg(x))\zeta + \underbrace{Df(g(x))\varphi(\zeta) + \psi(Dg(x)\zeta + \varphi(\zeta))}_{\text{Fehlerterm}} \end{aligned}$$

$$\text{MA } \frac{Df(g(x))\varphi(\zeta)}{\|\zeta\|} \rightarrow 0, \quad \frac{\psi(Dg(x)\zeta + \varphi(\zeta))}{\|Dg(x)\zeta + \varphi(\zeta)\|} \cdot \frac{\|Dg(x)\zeta + \varphi(\zeta)\|}{\|\zeta\|} \rightarrow 0$$

(denn $\frac{\|Dg(x)\zeta + \varphi(\zeta)\|}{\|\zeta\|} \leq \|Dg(x)\| + \frac{\|\varphi(\zeta)\|}{\|\zeta\|} \xrightarrow{\zeta \rightarrow 0} \frac{\psi(\dots)}{\|\dots\|} \rightarrow 0$)

6.15 Beispiel: Seien $\mathbb{R} \xrightarrow{\varphi} \mathbb{R}^n \xrightarrow{f} \mathbb{R}$ beide diffbar. Dann

$$Df(x) = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}(x), \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n}(x) \right) \text{ 1xn-Matrix (Gradient)}, \quad D\varphi(t) = \begin{pmatrix} \frac{\partial \varphi_1}{\partial t}(t) \\ \vdots \\ \frac{\partial \varphi_n}{\partial t}(t) \end{pmatrix} \text{ nx1-Matrix}$$

$$\text{und } \mathbb{R} \xrightarrow{f \circ \varphi} \mathbb{R} \text{ MA } (f \circ \varphi)'(t) = Df(\varphi(t)) \cdot D\varphi(t) = \sum_{i=1}^n \frac{\partial f}{\partial x_i}(\varphi(t)) \frac{\partial \varphi_i}{\partial t}(t).$$

$$\begin{aligned} \text{für } \mathbb{R} \xrightarrow{\varphi} \mathbb{R}^2 \xrightarrow{f} \mathbb{R} \quad \text{also } (f \circ \varphi)'(t) &= \frac{\partial f}{\partial x}(snt, cost) \frac{\partial \varphi_1}{\partial t}(t) \\ &\quad + \frac{\partial f}{\partial y}(snt, cost) \frac{\partial \varphi_2}{\partial t}(t) \\ &= 2snt \cdot cost + 2cost(-snt) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\text{Probe: } f \circ \varphi(t) = snt^2 + cost^2 = 1 \text{ MA } (f \circ \varphi)'(t) = 0.$$