

# Partielle Ableitungen - Teil 1

Die partielle Ableitung einer mehrdimensionalen Funktion nach  $x$  entspricht der Ableitung dieser Funktion unter der Annahme dass alle anderen Variablen der Funktion

fixiert sind. Für  $f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  ist  $\frac{\partial f(x_0, y_0)}{\partial x} = \lim_{x \rightarrow x_0} \frac{f(x, y_0) - f(x_0, y_0)}{x - x_0}$

also die partielle Ableitung von  $f$  nach  $x$  im Punkt  $(x_0, y_0)$

- Der Definitionsbereich  $D_f$  einer Funktion  $f$  ist die Menge aller Werte auf denen die Funktion definiert ist.

Für  $f(x, y) = \frac{y}{x-3}$  gilt  $D_f = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid x \neq 3\}$ .

- Die Niveaumenge  $N_f(k)$  ist die Menge aller Werte, die von der Funktion auf den Wert  $k$  abgebildet werden:

hier kann  $x$  auch ein Vektor sein  
 $N_f(k) = \{x \mid f(x) = k\}$ .

Für  $f(x, y) = \frac{x}{y}$  gilt  $N_f(0) = \{(x, y) \mid f(x, y) = 0\} = \{(x, y) \mid \frac{x}{y} = 0\}$   
 $= \{(x, y) \mid x = 0, y \neq 0\} = \{(0, y) \mid y \neq 0\}$

und  $N_f(2) = \{(x, y) \mid \frac{x}{y} = 2\} = \{(x, y) \mid x = 2y, y \neq 0\} = \{(2y, y) \mid y \neq 0\}$

- Gradientenvektor:

Der Gradientenvektor einer Funktion  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$

ist der Vektor aller partiellen ersten Ableitungen von  $f$ :

$$\text{grad } f = \nabla f = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

sage	var('x')
math	var('y')
Bsp	$f(x, y) = x * y$
$f(x, y) = xy$	diff(f)

• Hesse'sche Matrix:

oder auch Hesse-Matrix  $H_f$  einer Funktion  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  ist die Matrix der zweiten partiellen Ableitungen von  $f$ :

$$H_f = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_1} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_n} \end{pmatrix}$$

Wenn  $f$  2-mal stetig differenzierbar ist, ist  $H_f$  symmetrisch  
 sage math  $f(x,y) = x \cdot y$   
 $f(x,y)$  f.hessian()  
 $= xy$   
 so gut wie immer der Fall

• Jacobi-Matrix:

Die Jacobi-Matrix  $J_f$  einer Funktion  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  ist die Matrix der ersten partiellen Ableitungen der Teilfunkt. von  $f$ . Für  $f = \begin{pmatrix} f_1 \\ \vdots \\ f_m \end{pmatrix}$  gilt

$$J_f = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

sage math  $f = (2x, xy)$   
 $f(x,y) = (2x, xy)$  jacobian(f, (x,y))

Für  $m=1$  gilt dann  $J_f = (\text{grad} f)^T$

• Richtungsableitung:

Die Ableitung einer Funktion  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  in Richtung des Vektors  $v$  ist  $\text{grad} f \cdot \frac{v}{\|v\|}$

sage math Bsp: (diff(f) \* v / v.norm())

sie beschreibt den Anstieg der Funktion in Richtung von  $v$ . Da der Gradient einer Funktion die Richtung der maximalen Steigung angibt, ist die Richtungsableitung für  $v = \text{grad} f$  am größten.

$a \cdot b$  ist das Skalarprodukt von  $a$  und  $b$ , d.h.  $a \cdot b = \sum_{i=1}^n a_i \cdot b_i$ ,

wobei  $n$  die Länge der Vektoren  $a, b$  ist.  $\frac{v}{\|v\|}$  nennt man normierter Vektor, dieser Vektor zeigt in Richtung von  $v$ , hat aber die Länge 1. Bei

⑥ der Richtungsableitung wird also nur die Richtung von  $v$  beachtet.