

2.4 Gradient

at $a \in \Omega$

23a

The gradient of a function $f: \Omega \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ is defined as

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

- Using vector notation, the total differential can be rewritten as

$$df(a) = \text{grad } f(a) \cdot \underline{dx} \quad \text{with } \underline{dx} = \begin{pmatrix} dx_1 \\ \vdots \\ dx_n \end{pmatrix}$$

↑
scalar product

$$= \sum_{i=1}^n \frac{\partial f(a)}{\partial x_i} \cdot dx_i$$

- notation: $\text{grad } f(a) \equiv \underline{\nabla} f(a)$ with the Nabla operator $\underline{\nabla} = \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial}{\partial x_n} \end{pmatrix}$

$$\hookrightarrow df(a) = \underline{\nabla} f(a) \cdot \underline{dx}$$

- geometric interpretation: (i) $\underline{\nabla} f(a)$ points in the direction of steepest slope of f at \underline{a} .

$$(ii) \underbrace{df}_{\text{change of } f} = \underbrace{\underline{\nabla} f}_{\text{direction of steepest slope}} \cdot \underbrace{\underline{dx}}_{\text{change of } \underline{x}} = |\underline{\nabla} f| \cdot |\underline{dx}| \cos \theta$$

↙ angle between $\underline{\nabla} f$ and \underline{dx}

• viele Anwendungen:

↳ Physik: $\underline{E} = -\nabla V$
 \uparrow \uparrow
 E -Feld elektrostatisches Potenzial

↳ Physik: konservative Kräfte: $\underline{F} = -\nabla V$

↳ Optimierung (gradient descent)

2.5 Mehrdimensionale Taylor-Entwicklung

Erinnerung: Taylor-Reihe für $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$: $f(x) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} f^{(k)}(x_0) (x-x_0)^k$

Δx : Abstand von
Entwicklungspunkt x_0

$$\left(= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} \left(\Delta x \frac{d}{dx} \right)^k f(x_0) \right)$$

Verallgemeinerung auf $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$:

$$\underline{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, \quad \Delta \underline{x} = \begin{pmatrix} \Delta x_1 \\ \vdots \\ \Delta x_n \end{pmatrix}, \quad \underline{x}_0 = \begin{pmatrix} x_{01} \\ \vdots \\ x_{0n} \end{pmatrix}$$

$$f(\underline{x}) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} \left(\sum_{i=1}^n \Delta x_i \frac{\partial}{\partial x_i} \right)^k f(\underline{x}_0)$$

$$\left(\Delta \underline{x} \circ \nabla \right)^k$$

\uparrow
"Skalarprodukt"

Bsp.: 0-te Ordnung: $k=0$: $P_0(\underline{x}) = f(\underline{x}_0)$

1. Ordnung: $k=1$: $P_1(\underline{x}) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial}{\partial x_i} f(\underline{x}_0) \right) \Delta x_i$

2. Ordnung: $k=2$: Nebenordng: $\left(\sum_{i=1}^2 a_i \right) \left(\sum_{i=1}^2 a_i \right) = (a_1 + a_2) (a_1 + a_2)$

$$= a_1 a_1 + a_1 a_2 + a_2 a_1 + a_2 a_2$$

$$= \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 a_i a_j = \sum_{i,j=1}^2 a_i a_j$$

\uparrow
Doppelsumme

Damit: $P_2(\underline{x}) = \frac{1}{2!} \left(\sum_{i=1}^n \Delta x_i \partial_{x_i} \right)^2 f(\underline{x}_0)$

$$= \frac{1}{2!} \sum_{i,j=1}^n (\partial_{x_i} \partial_{x_j} f(\underline{x}_0)) \Delta x_i \Delta x_j$$

$$\Rightarrow f(\underline{x}) = P_0(\underline{x}) + P_1(\underline{x}) + P_2(\underline{x}) + O(|\Delta x|^3)$$

$$= f(\underline{x}_0) + \sum_{i=1}^n (\partial_{x_i} f(\underline{x}_0)) \Delta x_i + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (\partial_{x_i} \partial_{x_j} f(\underline{x}_0)) \Delta x_i \Delta x_j + O(|\Delta x|^3)$$

Bew: Kurzschreibweise:

$$f(\underline{x}) = f(\underline{x}_0) + (\nabla f(\underline{x}_0)) \cdot \Delta \underline{x} + \frac{1}{2} \Delta \underline{x}^T \overset{\text{transponiert}}{\underline{H}}(\underline{x}_0) \Delta \underline{x} + O(|\Delta x|^3)$$

wo \underline{H} die Hesse-Matrix

$$\underline{H}(\underline{x}_0) = \begin{pmatrix} \partial_{x_1} \partial_{x_1} f(\underline{x}_0) & \dots & \partial_{x_1} \partial_{x_n} f(\underline{x}_0) \\ \vdots & & \vdots \\ \partial_{x_n} \partial_{x_1} f(\underline{x}_0) & \dots & \partial_{x_n} \partial_{x_n} f(\underline{x}_0) \end{pmatrix}$$

Bsp: • zwei beachtete Variablen für $n=2$: $f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}, (x,y) \mapsto f(x,y)$

$$f(\underline{x}) = f(\underline{x}_0) + \partial_x f(\underline{x}_0) \Delta x + \partial_y f(\underline{x}_0) \Delta y$$

$$+ \frac{1}{2} \partial_x \partial_x f(\underline{x}_0) \Delta x^2 + \frac{1}{2} \partial_y \partial_y f(\underline{x}_0) \Delta y^2$$

$$+ \frac{1}{2} \overset{\text{s.v. Schwarz}}{\partial_x \partial_y} f(\underline{x}_0) \Delta x \Delta y + O(|\Delta x|^3)$$

$$\equiv f(\underline{x}_0) + \begin{pmatrix} \partial_x f(\underline{x}_0) \\ \partial_y f(\underline{x}_0) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} + \frac{1}{2} (\Delta x \ \Delta y) \begin{pmatrix} \partial_x \partial_x f(\underline{x}_0) & \partial_x \partial_y f(\underline{x}_0) \\ \partial_y \partial_x f(\underline{x}_0) & \partial_y \partial_y f(\underline{x}_0) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} + O(|\Delta x|^3)$$

2.6 Extremwerte / -stellen

26

- Erinnerung: $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}, x \mapsto f(x): f'(a) = 0$ notwendige Bedingung für ein **Extremum** bei a .

↳ $f''(a) > 0$: positive Krümmung \Rightarrow **Minimum**

$f''(a) < 0$: negative Krümmung \Rightarrow **Maximum**

$f''(a) = 0$: **Maximum, Minimum oder Sattelpunkt**
(z.B.: $f(x) = x^4$ bei $a=0$)

- $f'(a) = 0 \Rightarrow a$ ist ein **stationärer Punkt (Fixpunkt)** $\dot{x} = f(x)$

• Verallgemeinerung auf $f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}, (x,y) \mapsto f(x,y)$

↳ notwendige Bedingung: $df = \frac{\partial f}{\partial x}(a) dx + \frac{\partial f}{\partial y}(a) dy = 0$ für beliebige dx, dy .

$$\Rightarrow \frac{\partial f}{\partial x}(a) = 0 \quad \wedge \quad \frac{\partial f}{\partial y}(a) = 0$$

Art des stationären Punktes hängt von der Krümmung ab: (Eigenschaften Kap. 6)

(i) **Maximum**: $\partial_x^2 f(a) < 0, \partial_y^2 f(a) < 0, D := (\partial_x^2 f)(\partial_y^2 f) - (\partial_x \partial_y f)^2 > 0$

(ii) **Minimum**: $\partial_x^2 f(a) > 0, \partial_y^2 f(a) > 0, D > 0$

(iii) **Sattelpunkt**: $D < 0$

(iv) $D = 0$: höhere Ordnungen zu untersuchen

Bsp.: $f(x,y) = xy + x^2 + y^2 - 6y$

↳ notwendig: $\partial_x f = y + 2x = 0$
 $\partial_y f = x + 2y - 6 = 0$ $\left. \begin{array}{l} x=2 \\ y=4 \end{array} \right\}$

2. Ableitungen: $\left. \begin{array}{l} \partial_x^2 f = 2 > 0 \\ \partial_y^2 f = 2 > 0 \\ \partial_x \partial_y f = 1 \Rightarrow D > 0 \end{array} \right\}$ **Minimum**

• Verallgemeinerung auf $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$:

$\hookrightarrow df(\underline{a}) = 0 \quad \forall dx_1, \dots, dx_n \Rightarrow \partial_{x_1} f = 0 = \partial_{x_2} f = \dots = \partial_{x_n} f$

oder Kompakt: $\nabla f(\underline{a}) = 0$ ^{Nullvektor}

\hookrightarrow Art des stationären Punktes über Eigenwerte der Hesse-Matrix

\hookrightarrow alle Eigenwerte $> 0 \Rightarrow$ Minimum

\hookrightarrow alle Eigenwerte $< 0 \Rightarrow$ Maximum

2.7 Extremum unter Nebenbedingungen / Methode der Lagrange-Multiplikatoren

hier: $n=2$

Idee: Extrema von $f(x,y)$ unter einer Nebenbedingung $g(x,y) = 0$

Bsp: Maximum von $f(x,y) = -(x^2 + y^2)$ unter Nebenbedingung $y = x + c$

$\Rightarrow g(x,y) = y - x - c = 0$

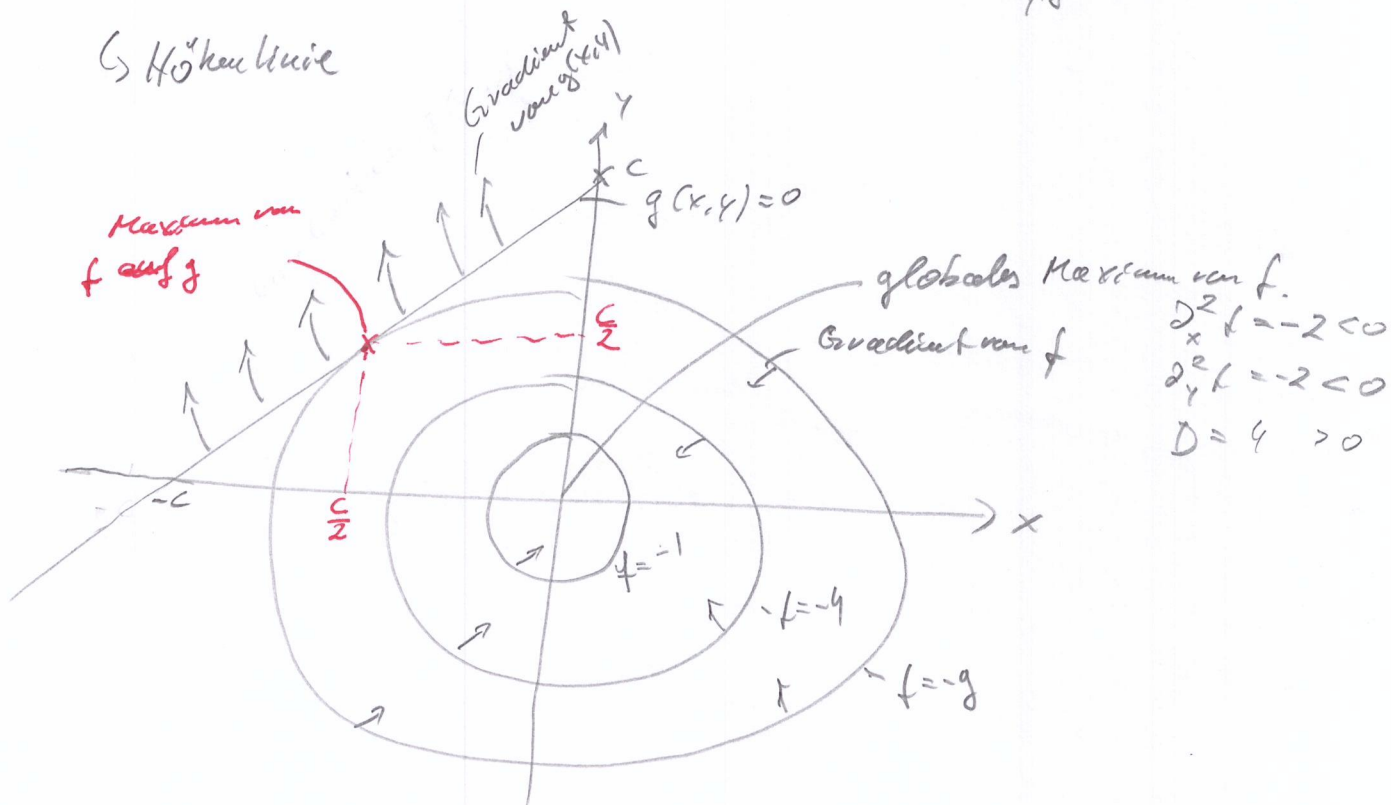
nach unten geöffnetes Rotationsparaboloide

\hookrightarrow s. 2.2 (VL6)

$\partial_x g = -1$

$\partial_y g = 1$

\hookrightarrow Höhenkurve



\hookrightarrow Gradienten stehen senkrecht auf Höhenkurven.

\hookrightarrow Extremum mit Nebenbedingungen, wo Gradient von f und g parallel sind

$\Rightarrow \nabla f(\underline{x}, y) = -\lambda \nabla g(\underline{x}, y) \Leftrightarrow \nabla (f + \lambda g) = 0$

$$\nabla (f + \lambda g) = 0 \quad \wedge \quad g(x, y) = 0 \quad : \quad 3 \text{ Gleichungen für } x, y, \lambda$$

28

$$h(x, y, \lambda) = (x^2 + y^2) + \lambda(y - x - c)$$

$$\Rightarrow \nabla h = 0 \Leftrightarrow \begin{cases} \frac{\partial h}{\partial x} = -2x - \lambda = 0 \\ \frac{\partial h}{\partial y} = -2y + \lambda = 0 \\ y - x - c = 0 \end{cases}$$

$$\Rightarrow \text{Lösung: } \lambda = c, \quad x = -\frac{c}{2}, \quad y = \frac{c}{2}$$

• Verallgemeinerung auf S Nebenbedingungen: $g_i(x) = 0 \quad i = 1, \dots, S$

$$\hookrightarrow h(x, \lambda_1, \dots, \lambda_S) := f(x) + \sum_{i=1}^S \lambda_i g_i(x)$$

S Lagrange-Parameter
- Multiplikatoren

$$\Rightarrow n \text{ Gleichungen: } \nabla h(x, \lambda_1, \dots, \lambda_S) = 0$$

$$S \text{ Gleichungen: } g_i(x) = 0 \quad i = 1, \dots, S$$

$n+S$ Unbekannte ✓