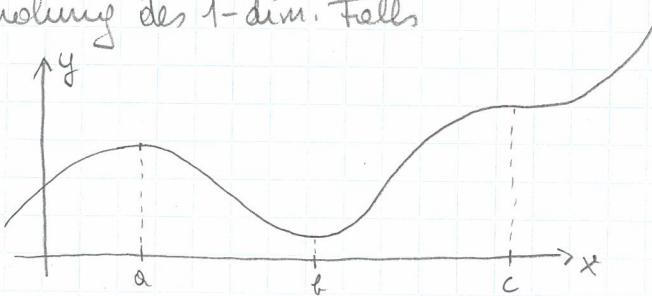


# Nicht-lineare Optimierung (mit Nebenbedingungen)

▷ Wiederholung des 1-dim. Falles



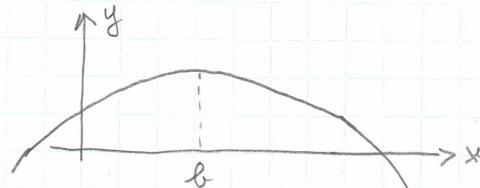
<u>lokale Optima</u>	$\left\{ \begin{array}{l} \text{Bei } a \text{ ist ein lokales Maximum} \\ b \quad \text{lokales Minimum} \\ c \quad \text{Sattelpunkt} \end{array} \right\}$
----------------------	---

An allen drei Stellen gilt

$$\frac{dy}{dx} = 0 \quad \text{bzw.}$$

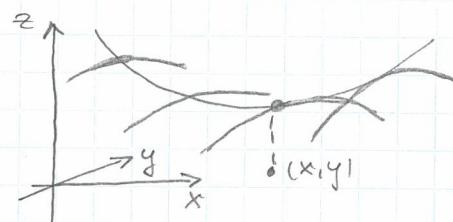
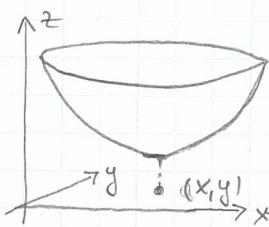
Solche Stellen heißen kritische Punkte oder Extremstellen.

globale Optima:



▷ 2-dim. Fall

Beispiele:



$(x_*, y_*)$  ist ein kritischer Punkt der Flkt.  $z(x, y)$  wenn

$$z'(x, y) = 0 \quad \text{gleichbedeutend mit } \nabla z = 0 \text{ bei } (x_*, y_*)$$

$$\text{grad}(z) = 0 \quad -\text{n}-$$

$$\nabla z = 0 \quad -\text{n}-$$

$$\frac{\partial z}{\partial x} = 0 \quad \text{und} \quad \frac{\partial z}{\partial y} = 0 \quad -\text{n}-$$

Woher weiß man, ob ein kritischer Pkt. ein lokales Minimum oder ein lokales Maximum oder ein Sattelpunkt ist?

$$1\text{-dim: } y''(x) \leq 0$$

$$2\text{-dim: } \underbrace{H(x, y)}_{\text{Matrix}} \leq \underbrace{0}_{\text{Zahl}} \quad ? \not\checkmark$$

Die Hessematrix  $H(x,y)$  ist symmetrisch, d.h.  $H(x,y)^T = H(x,y)$ ,

weil  $\frac{\partial^2 z}{\partial x \partial y} = \frac{\partial^2 z}{\partial y \partial x}$ .

Jede symmetrische Matrix hat reelle Eigenwerte (und die Eigenvektoren zu unterschiedlichen Eigenwerten sind orthogonal.)

Wenn alle Eigenwerte von  $H(x,y)$  größer Null sind, dann heißt  $H(x,y)$  positiv definit bei  $(x,y)$ .

Analog:  $EW \geq 0 \dots$  positiv semidefinit

$EW < 0 \dots$  negativ definit

$EW \leq 0 \dots$  negativ semidefinit

Rest  $\dots$  indefinit

### Optimalitätskriterien:

Notwendige Bedingung: Falls  $z$  bei  $(x,y)$  ein lokales Minimum (Maximum) hat, dann ist  $\nabla z(x,y) = 0$  und  $H(x,y)$  positiv semidefinit (negativ semidefinit).

Hinreichende Bedingung: Falls  $\nabla z(x,y) = 0$  und  $H(x,y)$  positiv definit (negativ definit), dann hat  $z$  bei  $(x,y)$  ein lokales Minimum (Maximum)

▷ n-dim. Fall: völlig analog

$$z'(x_1, \dots, x_n) = \left( \frac{\partial z}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial z}{\partial x_n} \right) = \text{grad}(z)(x_1, \dots, x_n)^T$$

$$H(x_1, \dots, x_n) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 z}{\partial x_1^2} & \dots & \frac{\partial^2 z}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 z}{\partial x_n \partial x_1} & \dots & \frac{\partial^2 z}{\partial x_n^2} \end{pmatrix}_{(x_1, \dots, x_n)}$$

▷ Warum sind die Eigenwerte der Hessematrix entscheidend?

Taylorreihe bei einem (lokalen) Optimum

$$z = z_0 + \left( \frac{\partial z}{\partial x}, \frac{\partial z}{\partial y} \right) \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} + \frac{1}{2} (\Delta x, \Delta y) \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{\partial^2 z}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 z}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 z}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 z}{\partial y^2} \end{pmatrix}}_{H \text{ mit EW } \lambda_1 \text{ und } \lambda_2} \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} + \text{Tehler}$$

$$= \nabla z^\top = 0$$

und orthogonalen EV  $v_1$  und  $v_2$

Jeder Vektor  $\begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix}$  lässt sich als Linearkombination der EV schreiben:

$$\begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} = c_1 v_1 + c_2 v_2 \quad \text{mit Koeff. } c_1 \text{ und } c_2 \text{ aus } \mathbb{R}.$$

Dann wird die Taylorreihe zu

$$\begin{aligned} z &= z_0 + \frac{1}{2} (c_1 v_1 + c_2 v_2)^\top H (c_1 v_1 + c_2 v_2) + \dots \\ &= z_0 + \frac{1}{2} (c_1 v_1^\top + c_2 v_2^\top) (c_1 \lambda_1 v_1 + c_2 \lambda_2 v_2) + \dots \\ &= z_0 + \frac{1}{2} (c_1^2 \lambda_1 v_1^\top v_1 + 0 + 0 + c_2^2 \lambda_2 v_2^\top v_2) + \dots \\ &= z_0 + \frac{1}{2} \underbrace{(\lambda_1 c_1^2 \|v_1\|^2 + \lambda_2 c_2^2 \|v_2\|^2)}_{\geq 0} + \dots \end{aligned}$$

Wenn beide EW positiv  $\Rightarrow z > z_0$  für kleine  $\begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix}$ : Minimum

- " - negativ  $\Rightarrow z < z_0$  - " - : Maximum

▷ Eine symmetrische Matrix (wie die Hessematrix) ist genau dann positiv definit, wenn alle führenden Hauptminoren positiv sind:

Bsp.:  $H = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 4 & 5 \\ 3 & 5 & 6 \end{pmatrix}$  hat die führenden Hauptminoren  $\det(1)$ ,  $\det \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 4 \end{pmatrix}$ ,  $\det \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 4 & 5 \\ 3 & 5 & 6 \end{pmatrix}$

Allg.:

Wenn alle führend. Hauptm. von  $H > 0$ , dann ist  $H$  pos. def.

$$H \succ 0 \quad H \text{ pos. sem. def.}$$

$$-H > 0 \quad H \text{ neg. def.}$$

$$-H \succ 0 \quad H \text{ neg. sem. def.}$$

$H$  pos. def.  $\Leftrightarrow -H$  neg. def.

$H$  pos. sem. def.  $\Leftrightarrow -H$  neg. sem. def.

## mit Nebenbedingungen:

Bsp: Finde jenes Rechteck mit Umfang  $u=12\text{m}$ , das maximalen Flächeninhalt hat.



$$z = xy$$

$$u = 2x + 2y = 12$$

$$x + y = 6$$

Nichtlineares Programmum (NLP):

$$\max z = xy$$

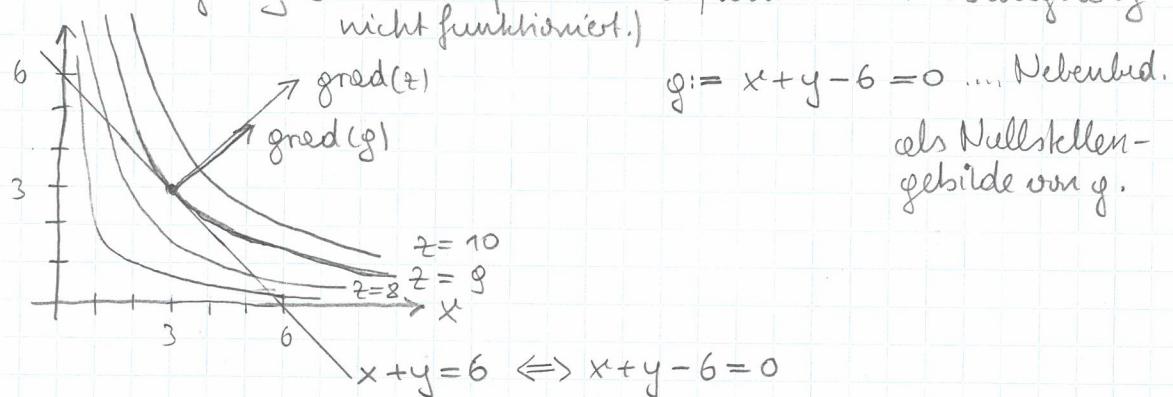
$$\text{s.t. } x + y = 6$$

▷ 1. Lösungsweg:  $z = xy = x(6-x) = 6x - x^2$

$$dz = 6 - 2x \stackrel{!}{=} 0$$

$$x = 3 \quad \text{und somit } y = 3. \quad \underline{\underline{z^* = 9}}$$

▷ 2. Lösungsweg (der auch funktioniert, wenn der 1. Lösungsweg nicht funktioniert.)



$$g := x + y - 6 = 0 \dots \text{Nebenbed.}$$

als Nullstellen-  
gebilde von  $g$ .

Die Gradienten der Zielfunktion  $z = xy$  und der Nebenbedingungsfunktion  $g = x + y - 6$  sind parallel im Optimum:

$$\text{grad}(z) = \lambda \text{ grad}(g)$$

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \lambda \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{matrix} x = \lambda \\ y = \lambda \end{matrix} \Rightarrow \underline{\underline{x = y}}$$

Einsetzen in  $x + y - 6 = 0$

$$x + x - 6 = 0$$

$$2x = 6$$

$$\underline{\underline{x = 3, y = 3, z^* = 9}}$$

### Allgemein:

Falls  $f(x_1, \dots, x_n)$  unter den Nebenbedingungen

$$g_1(x_1, \dots, x_n) = 0$$

$$g_2(x_1, \dots, x_n) = 0$$

!

$$g_m(x_1, \dots, x_n) = 0$$

ein lokales Optimum bei  $x^* = (x_1^*, \dots, x_n^*)$  hat, dann gibt es  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m \in \mathbb{R}$ , die sogenannten Lagrange-Multiplikatoren, so dass

$$\begin{aligned} \text{grad}(f)(x^*) &= \lambda_1 \text{grad}(g_1)(x^*) + \lambda_2 \text{grad}(g_2)(x^*) + \dots + \\ &\dots + \lambda_m \text{grad}(g_m)(x^*). \end{aligned}$$

Bemerkung: Siehe Literatur für Kriterien für Maximum bzw. Minimum und die Verallgemeinerung auf Ungleichungsnebenbedingungen.