

10.12.08

Notwendige & hinreichende Bed.  
Hrw. Ordnung für Extremstellen  
unter NBen:

$f: \mathbb{R}^n \times D \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $h: D \rightarrow \mathbb{R}^m$ ,  
 $m \leq n$ ,  $f, h$  2x stetig diff.,  
 und  $\text{rang } Dh(x) = m \quad \forall x \in D$

i.)  $x_0 \in M := \{x \in D; h(x) = 0\}$

(lokale Minimalstelle von  $f$   
auf  $M$ . Dann

$\nabla_{xx} L(x_0, \mu_1, \dots, \mu_m)$  pos. semidefinit auf  
 $\ker Dh(x_0) = \{w \in D; Dh(x_0)w = 0\}$ ,

① dh.

$$w^T \nabla_{xx} L(x_0, \mu_1, \dots, \mu_m) w \geq 0$$

$w \in \ker Dh(x_0)$ .

Dabei ist  $\mu = [\mu_1, \dots, \mu_m]$  der zugehörige Lagrange-Multiplikator.

ii) (hinreichende Bed.)

$x_0$  erfüllt zusammen mit  $\mu \in \mathbb{R}^m$

$$\nabla f(x_0) + Dh(x_0)^T \mu = 0.$$

Gilt dann

$$w^T \nabla_{xx} L(x_0, \mu) w > 0 \quad \forall w \in \ker Dh(x_0),$$

so ist  $x_0$  lokales Min von  $f$  auf  $M$ .

10.12.08

Buchstabe  $x_0$ : Maximum, fällt  
 -  $\nabla_{xx} L(x_0, \mu)$  pos. def. auf  
 $\text{ker } Dh(w)$ !

Bsp :  $f(x) = x_1^2 + 3x_2^2 + 4$   
 $h(x) = x_1^2 - x_2 - 2$

$w = 1, h = 2$

$L(x, \mu) = f(x) - \mu h(x)$

$\nabla L(x, \mu) = \begin{bmatrix} 2x_1 - 2\mu x_1 \\ 6x_2 + \mu \\ -(x_1^2 - x_2 - 2) \end{bmatrix}$

$\nabla_{xx} L(x, \mu) = \begin{bmatrix} 2-2\mu & 0 \\ 0 & 6 \end{bmatrix}$

## ② Extremstellen

$\mu = +1 : P_1(\sqrt{\frac{11}{6}}, -\frac{1}{6}), P_2(-\sqrt{\frac{11}{6}}, -\frac{1}{6})$

$\mu = 12 : P_3(0, -2)$

Zur  $P_3$  :  $Dh(x) = [2x_1 \quad -1]$

$\text{ker } Dh(P_3) = \{w \in \mathbb{R}^2; Dh(P_3)w = 0\}$

$= \{w \in \mathbb{R}^2; [2 \cdot 0 \quad -1] \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} = -w_2 = 0\}$

$\hat{x} = x_0 - H(x_0)$

$\nabla_{xx} L(P_3, \mu=12) = \begin{bmatrix} -22 & 0 \\ 0 & 6 \end{bmatrix}$

$w \in \text{ker } Dh(P_3) \Rightarrow w = \begin{bmatrix} w_1 \\ 0 \end{bmatrix}, \text{ also}$

$w^T \nabla_{xx} L(P_3, \mu=12) w = -22 w_1^2 < 0, w \neq 0.$

also  $-\nabla_{xx}L(P_3, \mu=12)$  pos.  
definit  $\rightarrow P_3$  lokal maximal.

$P_1, P_2$ :  $\ker Dh(P_1) = \{w \in \mathbb{R}^2; 2\sqrt{\frac{11}{6}} w_1 = w_2\}$ ,

$$2\sqrt{\frac{11}{6}} w_1 = w_2\},$$

$$\nabla_{xx}L(P_1, \mu=1) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 6 \end{bmatrix}$$

$\rightarrow$

$$[w_1, w_2] \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$$

$w \in \ker Dh(P_1)$

$$= [w_1, 2\sqrt{\frac{11}{6}} w_1] \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ 2\sqrt{\frac{11}{6}} w_1 \end{bmatrix}$$

$$= 44 w_1^2 > 0, w_1 \neq 0$$

③ Damit  $P_1$  Minimalstelle (lokal)  
Abkruen für  $P_1$ :

$$\ker Dh(P_1) = \{w \in \mathbb{R}^2; -2\sqrt{\frac{11}{6}} w_1 = w_2\}$$

$w \in \ker Dh(P_2)$ :

$$w \in \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 6 \end{bmatrix} w = 44 w_1^2 > 0, w_1 \neq 0$$

$\rightarrow P_2$  Minimalstelle (lokal).

Bsp:  $f(x) = x^T A x$ ,  $A$  sym., po.dif.,  
 $M = \{x \in \mathbb{R}^n; \|x\|^2 - 1 = 0\}$  Einheits-  
kugel ( $\mathbb{R}^n$ )  
 $\min f(x), x \in M$  hat Lagrange-  
Funktion ( $\mu=1$ )  $L(x, \mu) = x^T A x - \mu(\|x\|^2 - 1)$

$$L(x, \mu) = x^T A x - \mu(\|x\|^2 - 1)$$

10.12.08

$$\nabla L(x, \mu) = 0$$

$$\rightarrow \begin{cases} 2Ax = 2\mu x \\ \|x\|^2 = 1 \end{cases}$$

d.h.  $x \in V$  von  $A$  zu  $\mu$

$$Dh(x) = 2x^t = 2[x_1, \dots, x_n]$$

$$\ker Dh(x) = \{w \in \mathbb{R}^n; x^t w = 0\}$$

$$w^t \nabla_{xx} L(x, \mu) w$$

$$= 2w^t Aw - 2x^t Ax \|w\|^2$$

$$! > 0 \quad \text{Hyperbel } Dh(x)$$

erfüllt, falls  $\mu$  kleiner EW von  $A$  und  $x$  typ. EV.

$$\textcircled{4} \quad \hookrightarrow \text{set down } \mu = x^t Ax$$

Wichtige Thm. Jede bei Bestimmung von Extremstellen: Nullstellenbestimmung

$$\underbrace{\nabla f(x)}_{\in \mathbb{R}^n} = 0 \quad (\text{unstetigk. Min/Max Thm})$$

$$\underbrace{\nabla L(x, \mu)}_{\in \mathbb{R}^{n+m}} = 0 \quad (\text{turingr. Min/Max Thm})$$

Nullstellen suchen bei Vektorfunktionen!

101208

# Nummerische Lösung nichtlinearer Gleichungssysteme

$$F(x) = \begin{bmatrix} f_1(x) \\ \vdots \\ f_n(x) \end{bmatrix}, \quad f_i: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$$

Aufgabe: Finde  $x^* \in D$  mit

$$F(x^*) = 0$$

Motivation für Lösungsalgorithmen:

$x$  Nähe bei  $x^*$ ; Taylorformel

$$0 = F(x^*) = \underbrace{F(x) + DF(x)(x^* - x)}_{\text{lineares Modell}} + R$$

⑤ Damit gilt in "naher Näherung"

$$DF(x)x^* \doteq -F(x) + DF(x)x$$

falls  $DF(x)$  invertierbar, dann

$$x^* \doteq x - DF(x)^{-1}F(x)$$

Die Nullstelle  $x^*$  ist Fixpunkt der Funktion

$$g(x) := x - DF(x)^{-1}F(x),$$

denn  $g(x^*) = x^*$  gdw  $F(x^*) = 0$ ,

falls  $DF(x^*)^{-1}$  ex.

Idee:  $x^*$  gute Näherung von  $x^*$ .

Dann liefert Fixpunkt-Iteration für  $g$  mit Startwert  $x^0$

(hoffentlich) von Folge  $(x^k)$ ,  
welcher gegen Fixpunkt  $x^*$   
verg und damit gegen im  
Nullstelle von  $F$ .

Das heißt!

Algorithmus (Newton-Verfahren)

$F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ ,  $x^k \in \mathbb{R}^n$  ggj.

- i.)  $k=0$
  - ii.) Lsc lineares Gleichungss.
- $$D\bar{F}(x^k) \delta x^k = -\bar{F}(x^k)$$
- iii.)  $x^{k+1} := x^k + \delta x^k$
  - iv.)  $k=k+1$ , geht zu ii.).

⑥ Beadtr: Thg äquivalent zur  
Fixpunkt-Iteration  $x^k \approx x^*, k=0$   
 $x^{k+1} = b(x^k) = x^k - D\bar{F}(x^k)^{-1} F(x^k)$ ,  
falls  $D\bar{F}(x^k)^{-1}$  ex. Dann ist

$$\begin{aligned} x^{k+1} &= x^k + \delta x^k \\ &\Rightarrow x^k - D\bar{F}(x^k)^{-1} F(x^k) = b(x^k). \end{aligned}$$

Bemerkungen:

- a.) Schritt ii.) erfordert Lösung eines Ls
- b.) Thg. nur durchführbar, falls  $D\bar{F}(x^k)$  invertierbar, dann kann dann  $\delta x^k$  einzig bestimmt
- c.)  $\delta x^k \hat{=} x^{k+1} - x^k$
- d.) NIE MALS  $D\bar{F}(x^k)^{-1}$  ausrechnen!

101208

# Lsgsmerkmale & Konvergenz des Newton - Verfahrens

$F: \mathbb{R}^n \times D \rightarrow \mathbb{R}^n$  stetig differenzierbar,  
 $x^* \in D$  mit  $\bar{F}(x^*) = 0$  und  
 $D\bar{F}(x^*)$  sei regulär. Dann gibt  
es Umgebung  $K_r(x^*) \subset D$ , s.d.  
wirkt Hg. für jedes  $x \in K_r(x^*)$   
 $x^* \in K_r(x^*)$  im Folge  $(x^k)$   
mit  
 $\lim_{k \rightarrow \infty} x^k = x^*$

ausgj. Forme gilt mit einer  
 $C > 0$ :  
 $|x^k - x^*| \leq C |x^{k-1} - x^*|^2$ ,

⑦ d.h. Konvergenz ist quadratisch.  
Daher hinaus gilt

$$|x^k - x^*| \leq \|F(x^k)\| \sup_{x \in K_r(x^*)} \|DF(x)\|.$$

Hin  $\|A\| := \sup_{v \in \mathbb{R}^n} \|Av\|$  | Eigenwerte  
|  $v \neq 0$  | Matrix norm.

Bsp:  $\bar{F}(x) = \begin{bmatrix} x_1 - 2x_2 - \frac{1}{10}x_1^2 - \frac{3}{25}x_2^2 + \frac{1}{2} \\ -3x_1 + x_2 - \frac{1}{20}x_1^2 - \frac{1}{100}x_2^2 + 1 \end{bmatrix}$

Ziel: Finde  $x^*$  mit  $\bar{F}(x^*) = 0$   
Newton mit  $x^0 = \begin{bmatrix} 1/2 \\ 1/2 \end{bmatrix}$  hilft  
weiter

$$DF(x) = \begin{bmatrix} 1 - \frac{1}{10}x_1 & -2 - \frac{6}{25}x_2 \\ -3 - \frac{1}{20}x_1 & 1 - \frac{1}{50}x_2 \end{bmatrix}$$

10.12.08

$$\mathcal{D}F(x^*) \delta x^0 = -\bar{f}(x^*) \text{ gdw}$$

$$\begin{bmatrix} \frac{39}{40} & -\frac{52}{25} \\ -\frac{61}{20} & \frac{99}{20} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta x_1^0 \\ \delta x_2^0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{21}{200} \\ -\frac{3}{200} \end{bmatrix}.$$

$$x^1 = x^0 + \delta x^0$$

$$= \begin{bmatrix} 0.4889402 \\ 0.4821355 \end{bmatrix}$$

$$\text{Für } x^* = \begin{bmatrix} 0.4893594 \\ 0.4823787 \end{bmatrix}$$

ergibt sich

$$x^1 - x^* = \begin{bmatrix} 0.0004192 \\ 0.0001832 \end{bmatrix},$$

d.h.  $x^1$  sehr gute Näherung von  $x^*$ .

⑧

Bsp: Bestimmen normaler EV in  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ . Zid: feste Eigenwert  $\lambda$  und Eigenvektor  $x$  mit  $\|x\|=1$ . Dazu  $u := (x, \lambda) \in \mathbb{R}^{n+1}$  und

$$\bar{F}(u) := \begin{bmatrix} Ax - \lambda x \\ \|x\|^2 - 1 \end{bmatrix} \rightarrow \mathcal{D}\bar{F}(u) =$$

$$= \begin{bmatrix} A - \lambda I & -x \\ 2x^T & 0 \end{bmatrix}$$

Newton Verfahren:  $u^0 = \begin{bmatrix} x^0 \\ \lambda^0 \end{bmatrix}$ , bestimmen

$$\begin{bmatrix} A - \lambda^k E & -x^k \\ 2x^{k+1} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta x^k \\ \delta \lambda^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda^k x^k - Ax^k \\ 1 - \|x^k\|^2 \end{bmatrix}$$

$$u^{k+1} = u^k + \underbrace{\delta u^k}_{=\overline{\delta u^k}}$$