

Vorlesung 10 Mathe II

Seite 1

MB-Matr-2011 Konstantin Mahler

Vorlesungsdatum: 04.05.2012

Satz 21

$f: G \rightarrow \mathbb{R}, G \subset \mathbb{R}^n$ offen, f zweimal stetig differenzierbar, die Verbindung von \vec{x}_0 und $\vec{x}_0 + \vec{h}$ liege in G .

Dann gilt mit $\vec{h} = \begin{pmatrix} h_1 \\ \vdots \\ h_n \end{pmatrix}$

$$f(\vec{x}_0 + \vec{h}) = f(\vec{x}_0) + \sum_{j=1}^n \frac{\partial f}{\partial x_j}(\vec{x}_0) h_j + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(\vec{x}_0) h_i h_j + \overline{FEHLER}$$

$$= f(\vec{x}_0) + \mathbf{grad}_f(\vec{x}_0)^T \vec{h} + \frac{1}{2} \vec{h}^T \mathbf{hess}_f(\vec{x}_0) \vec{h} + \overline{FEHLER}$$

$f(\vec{x}_0) + \mathbf{grad}_f(\vec{x}_0)^T \vec{h} + \frac{1}{2} \vec{h}^T \mathbf{hess}_f(\vec{x}_0) \vec{h}$ heißt **Taylorpolynom 2. Grades**

- Wobei

$$\lim_{|\vec{h}| \rightarrow 0} \frac{\overline{FEHLER}}{|\vec{h}|^2} = 0$$

$$\mathbf{grad}_f(\vec{x}_0)^T \vec{h} = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}(\vec{x}_0) \quad \frac{\partial f}{\partial x_2}(\vec{x}_0) \quad \dots \quad \frac{\partial f}{\partial x_n}(\vec{x}_0) \right) \begin{pmatrix} h_1 \\ \vdots \\ h_n \end{pmatrix}$$

$$= (\mathbf{grad}_f(\vec{x}_0), \vec{h})_{\mathbb{R}^n}$$

$$\vec{h}^T \mathbf{hess}_f(\vec{x}_0) \vec{h} = (h_1 \quad \dots \quad h_n) \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2}(\vec{x}_0) & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}(\vec{x}_0) & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1}(\vec{x}_0) \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2}(\vec{x}_0) & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2}(\vec{x}_0) & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_2}(\vec{x}_0) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n}(\vec{x}_0) & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_n}(\vec{x}_0) & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2}(\vec{x}_0) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h_1 \\ \vdots \\ h_n \end{pmatrix}$$

$$= (\mathbf{grad}_f(\vec{x}_0), \vec{h})_{\mathbb{R}^n}$$

Vergleich mit totaler Differenzierbarkeit

$$f(\vec{x}_0 + \vec{h}) = f(\vec{x}_0) + f'(\vec{x}_0) \vec{h} + \overline{REST} = f(\vec{x}_0) + \mathbf{grad}_f(\vec{x}_0)^T \vec{h} + \overline{REST}$$

Und

$$\lim_{|\vec{h}| \rightarrow 0} \frac{\overrightarrow{REST}}{|\vec{h}|} = 0$$

Vergleich mit Mathematik 1

$$f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$$

$$f(x) = f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0) + \frac{1}{2}f''(x_0)(x - x_0)^2 + R_2(x)$$

$$x \hat{=} \vec{x}_0 + \vec{h} \quad x - x_0 \hat{=} \vec{h} \quad x_0 \hat{=} \vec{x}_0$$

Bsp.: Bestimmen sie das Taylerpolynom 2. Grades der Funktion $f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}, f(x, y) = \sin(x) \sin(y)$ mit Entwicklungspunkt $(x_0, y_0) = (0, 0) = \vec{x}_0$

Lösung:

$$f(\vec{x}_0) = f(0, 0) = 0$$

$$\text{grad}_f(\vec{x}) = \text{grad}_f(x, y) = \begin{pmatrix} \cos(x) \sin(y) \\ \sin(x) \cos(y) \end{pmatrix}$$

$$\text{grad}_f(0, 0)^T = (0 \quad 0)$$

$$\text{hess}_f(\vec{x}) = \text{hess}_f(x, y) = \begin{pmatrix} -\sin(x) \sin(y) & \cos(x) \cos(y) \\ \cos(x) \cos(y) & -\sin(x) \sin(y) \end{pmatrix},$$

$$\text{hess}_f(\vec{x}_0) = \text{hess}_f(0, 0) = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Taylorpolynom 2. Grades: $f(\vec{x}_0) + \text{grad}_f(\vec{x}_0)^T \vec{h} + \frac{1}{2} \vec{h}^T \text{hess}_f(\vec{x}_0) \vec{h}$

$$\vec{h} = \begin{pmatrix} h_1 \\ h_2 \end{pmatrix} = 0 + (0 \quad 0) \begin{pmatrix} h_1 \\ h_2 \end{pmatrix} + \frac{1}{2} (h_1 \quad h_2) \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h_1 \\ h_2 \end{pmatrix} = h_1 h_2$$

Extremwerte

Im Folgenden sei immer:

$$f: G \rightarrow \mathbb{R}, G \subset \mathbb{R}^n \text{ offen, } f \text{ zweimal stetig differenzierbar.}$$

Merke: $\text{grad}_f(\vec{x}_0)$ schaut in die Richtung des stärksten Wachstums. Ist $\text{grad}_f(\vec{x}_0) = \mathbf{0}$ dann gibt es kein Wachstum in \vec{x}_0 , \vec{x}_0 ist Kandidat für eine Extremstelle.

Satz 22

f, G wie oben, f habe in $\vec{x}_0 \in G$ ein lokales Maximum oder Minimum.

Dann gilt:

$$\mathbf{grad}_f(\vec{x}_0) = \vec{0}$$

Also: $\mathbf{grad}_f(\vec{x}_0) = \vec{0}$ ist notwendig, aber nicht hinreichend.

Oder: \vec{x}_0 mit $\mathbf{grad}_f(\vec{x}_0) = \vec{0}$ ist Kandidat für ein lokales Maximum und Minimum.

Definition: $\vec{x}_0 \in G$ heißt lokales Maximum (bzw. Minimum), falls eine offene Menge $U \in G$ mit $\vec{x}_0 \in U$ existiert, so dass $f(\vec{x}_0) \geq f(\vec{x})$ für alle $\vec{x} \in U$ (bzw. $f(\vec{x}_0) \leq f(\vec{x})$ für alle $\vec{x} \in U$).

Gilt $f(\vec{x}_0) > f(\vec{x})$ für alle $\vec{x} \in U, \vec{x} \neq \vec{x}_0$ (bzw. $f(\vec{x}_0) < f(\vec{x})$ für alle $\vec{x} \in U, \vec{x} \neq \vec{x}_0$)

dann heißt \vec{x}_0 **striktes Maximum (bzw. Minimum) von f** .

$$\text{Taylor: } f(\vec{x}_0 + \vec{h}) = f(\vec{x}_0) + \mathbf{grad}_f(\vec{x}_0)^T \vec{h} + \frac{1}{2} \vec{h}^T \mathbf{hess}_f(\vec{x}_0) \vec{h}$$

Sei \vec{x}_0 Kandidat für ein Maximum oder Minimum: $\mathbf{grad}_f(\vec{x}_0) = \vec{0}$

$$f(\vec{x}_0 + \vec{h}) = f(\vec{x}_0) + \frac{1}{2} (\mathbf{hess}_f(\vec{x}_0) \vec{h}, \vec{h})_{\mathbb{R}^n}$$

$$f(\vec{x}_0 + \vec{h}) - f(\vec{x}_0) = \frac{1}{2} (\mathbf{hess}_f(\vec{x}_0) \vec{h}, \vec{h})_{\mathbb{R}^n}$$

also $f(\vec{x}_0 + \vec{h}) > f(\vec{x}_0)$ falls $(\mathbf{hess}_f(\vec{x}_0) \vec{h}, \vec{h})_{\mathbb{R}^n} > 0$ für alle $\vec{h} \in \mathbb{R}^n, \vec{h} \neq \vec{0}$

Satz 23

\vec{x}_0 sei Kandidat, d.h. $\mathbf{grad}_f(\vec{x}_0) = \vec{0}$.

Gilt $(\mathbf{hess}_f(\vec{x}_0) \vec{h}, \vec{h})_{\mathbb{R}^n} > 0$ für alle $\vec{h} \in \mathbb{R}^n$

Dann hat f in \vec{x}_0 ein striktes Minimum und $\mathbf{hess}_f(\vec{x}_0)$ heißt positiv definit.