

Bemerkung:

- 1) Die Bedingung $\text{grad } f(\mathbf{x}^0) = (0, \dots, 0)^T$ definiert gewöhnlich ein nicht-lineares Gleichungssystem zur Berechnung von $\mathbf{x} = \mathbf{x}^0$, wobei n Gleichungen für n Unbekannte gegeben sind.
- 2) Die Punkte $\mathbf{x}^0 \in D^0$ mit $\text{grad } f(\mathbf{x}^0) = (0, \dots, 0)^T$ nennt man **stationäre Punkte** von $f(x)$. Stationäre Punkte sind **nicht** immer lokale Extremwerte. Zum Beispiel besitzt die Funktion

$$f(x, y) := x^2 - y^2$$

den Gradienten

$$\text{grad } f(x, y) = 2(x, -y)$$

und hat daher nur einen stationären Punkt $\mathbf{x}^0 = (0, 0)^T$, dieser ist jedoch ein **Sattelpunkt** von $f(x)$.

57

Satz: (Klassifikation stationärer Punkte)

Sei $f(x)$ eine \mathcal{C}^2 -Funktion auf D^0 und $\mathbf{x}^0 \in D^0$ ein stationärer Punkt von $f(x)$, d.h. $\text{grad } f(\mathbf{x}^0) = (0, \dots, 0)^T$.

1) Notwendige Bedingung II

Ist \mathbf{x}^0 ein lokales Extremum von $f(x)$, so gilt:

\mathbf{x}^0 lokales Minimum $\Rightarrow \mathbf{H} f(\mathbf{x}^0)$ positiv semidefinit

\mathbf{x}^0 lokales Maximum $\Rightarrow \mathbf{H} f(\mathbf{x}^0)$ negativ semidefinit

2) Hinreichende Bedingung

Ist $\mathbf{H} f(\mathbf{x}^0)$ positiv definit (bzw. negativ definit), so ist \mathbf{x}^0 ein strenges lokales Minimum (bzw. Maximum) von $f(x)$.

Ist $\mathbf{H} f(\mathbf{x}^0)$ indefinit, so ist \mathbf{x}^0 ein Sattelpunkt, d.h. es gibt in jeder Umgebung von \mathbf{x}^0 Punkte \mathbf{x}^1 und \mathbf{x}^2 mit

$$f(\mathbf{x}^1) < f(\mathbf{x}^0) < f(\mathbf{x}^2)$$

58

Beweis: (zu Teil 1))

Sei x^0 ein lokales Minimum. Für $v \neq 0$ und $\varepsilon > 0$ hinreichend klein folgt aus der Taylor-Formel

$$(1) \quad f(x^0 + \varepsilon v) - f(x^0) = \frac{1}{2}(\varepsilon v)^T \mathbf{H} f(x^0 + \theta \varepsilon v)(\varepsilon v) \geq 0$$

mit $\theta = \theta(\varepsilon, v) \in (0, 1)$.

Der Gradient in der Taylorentwicklung entfällt, da $\text{grad } f(x^0) = (0, \dots, 0)^T$ gilt.

Wegen (1) gilt auch

$$(2) \quad v^T \mathbf{H} f(x^0 + \theta \varepsilon v) v \geq 0$$

Da $f(x)$ eine C^2 -Funktion ist, ist die Hesse-Matrix eine **stetige** Abbildung. Im Grenzwert $\varepsilon \rightarrow 0$ folgt daher aus (2)

$$v^T \mathbf{H} f(x^0) v \geq 0$$

d.h. $\mathbf{H} f(x^0)$ ist positiv semidefinit.

59

Beweis: (zu Teil 2))

Ist $\mathbf{H} f(x^0)$ positiv definit, so ist $\mathbf{H} f(x)$ ebenfalls in einer hinreichend kleinen Umgebung $x \in K_\varepsilon(x^0) \subset D$ positiv definit.

Dies folgt aus der Stetigkeit der zweiten partiellen Ableitungen.

Für $x \in K_\varepsilon(x^0)$, $x \neq x^0$ gilt damit

$$\begin{aligned} f(x) - f(x^0) &= \frac{1}{2}(x - x^0)^T \mathbf{H} f(x^0 + \theta(x - x^0))(x - x^0) \\ &> 0 \end{aligned}$$

mit $\theta \in (0, 1)$, d.h. $f(x)$ hat in x^0 ein strenges lokales Minimum.

Ist $\mathbf{H} f(x^0)$ indefinit, so existieren zu Eigenwerten von $\mathbf{H} f(x^0)$ mit verschiedenen Vorzeichen gewisse Eigenvektoren v, w mit (zum Beispiel)

$$v^T \mathbf{H} f(x^0) v > 0 \quad w^T \mathbf{H} f(x^0) w < 0$$

60

Analog zu Teil 1) sieht man dann, dass $\varepsilon_1, \varepsilon_2 > 0$ existieren mit

$$f(\mathbf{x}^0 + \varepsilon \mathbf{v}) - f(\mathbf{x}^0) = \frac{1}{2}(\varepsilon \mathbf{v})^T \mathbf{H}f(\mathbf{x}^0 + \theta_1 \varepsilon \mathbf{v}) (\varepsilon \mathbf{v}) > 0$$

für alle $\varepsilon \in (0, \varepsilon_1)$ und

$$f(\mathbf{x}^0 + \varepsilon \mathbf{w}) - f(\mathbf{x}^0) = \frac{1}{2}(\varepsilon \mathbf{w})^T \mathbf{H}f(\mathbf{x}^0 + \theta_1 \varepsilon \mathbf{w}) (\varepsilon \mathbf{w}) < 0$$

für alle $\varepsilon \in (0, \varepsilon_2)$.

Damit ist gezeigt, dass \mathbf{x}^0 ein **Sattelpunkt** von $f(\mathbf{x})$ ist.

Bemerkung: (Geometrische Interpretation)

Die Hesse-Matrix kann positive und negative Eigenwerte besitzen. Die zugehörigen Eigenwerte geben dabei diejenigen Richtungen an, in denen die Funktion wächst beziehungsweise fällt.

61

Bemerkung:

1) Ein stationärer Punkt \mathbf{x}^0 mit $\det \mathbf{H}f(\mathbf{x}^0) = 0$ heißt **ausgeartet**.

Die Hesse-Matrix besitzt dann einen Eigenwert $\lambda = 0$.

Ist \mathbf{x}^0 **nicht** ausgeartet, so existieren genau drei Fälle:

Alle Eigenwerte $> 0 \Rightarrow \mathbf{x}^0$ ist strenges lokales Minimum

Alle Eigenwerte $< 0 \Rightarrow \mathbf{x}^0$ ist strenges lokales Maximum

\exists Eigenwerte $\lambda_1 \cdot \lambda_2 < 0 \Rightarrow \mathbf{x}^0$ Sattelpunkt

2) Es gelten die folgenden Implikationen:

$$\begin{array}{ccc} \mathbf{x}^0 \text{ lokales Minimum} & \Leftarrow & \mathbf{x}^0 \text{ strenges lokales Minimum} \\ \Downarrow & & \Uparrow \\ \mathbf{H}f(\mathbf{x}^0) \text{ positiv semidefinit} & \Leftarrow & \mathbf{H}f(\mathbf{x}^0) \text{ positiv definit} \end{array}$$

62

Bemerkung: (Fortsetzung)

- 3) Ist $f(\mathbf{x})$ eine \mathcal{C}^3 -Funktion, \mathbf{x}^0 ein stationärer Punkt von $f(\mathbf{x})$ und $\mathbf{H}f(\mathbf{x}^0)$ positiv definit, so gilt die Abschätzung:

$$(\mathbf{x} - \mathbf{x}^0)^T \mathbf{H}f(\mathbf{x}^0) (\mathbf{x} - \mathbf{x}^0) \geq \lambda_{min} \cdot \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^0\|^2$$

wobei λ_{min} den **kleinsten** Eigenwert der Hesse-Matrix bezeichnet.

Nach dem Satz von Taylor gilt dann:

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}^0) &\geq \frac{1}{2} \lambda_{min} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^0\|^2 + R_3(\mathbf{x}; \mathbf{x}^0) \\ &\geq \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^0\|^2 \left(\frac{\lambda_{min}}{2} - C \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^0\| \right) \end{aligned}$$

mit einer geeigneten Konstanten $C > 0$.

In der Nähe von \mathbf{x}^0 wächst $f(\mathbf{x})$ also mindestens quadratisch mit dem Abstand von \mathbf{x}^0 .

63

Beispiel: Wir betrachten die Funktion

$$f(x, y) := y^2(x - 1) + x^2(x + 1)$$

und suchen die stationären Punkte:

$$\text{grad } f(x, y) = (y^2 + x(3x + 2), 2y(x - 1))^T$$

Die Bedingung $\text{grad } f(x, y) = (0, 0)^T$ liefert die beiden stationären Punkte

$$\mathbf{x}^0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{x}^1 = \begin{pmatrix} -2/3 \\ 0 \end{pmatrix}$$

Die Hesse-Matrizen an den Stellen \mathbf{x}^0 und \mathbf{x}^1 lauten

$$\mathbf{H}f(\mathbf{x}^0) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & -2 \end{pmatrix} \quad \mathbf{H}f(\mathbf{x}^1) = \begin{pmatrix} -2 & 0 \\ 0 & -10/3 \end{pmatrix}$$

Die Matrix $\mathbf{H}f(\mathbf{x}^0)$ ist indefinit, also ist \mathbf{x}^0 ein Sattelpunkt, $\mathbf{H}f(\mathbf{x}^1)$ ist negativ definit, also ist \mathbf{x}^1 ein strenges lokales Maximum von $f(\mathbf{x})$.

64

2.2 Implizit definierte Funktionen

Untersuche die Lösungsmengen von nichtlinearen Gleichungssystemen der Form

$$\mathbf{g}(\mathbf{x}) = 0$$

mit $\mathbf{g} : D \rightarrow \mathbb{R}^m$, $D \subset \mathbb{R}^n$, d.h. wir betrachten m Gleichungen für n Unbekannte.

Insbesondere gelte:

$$m < n$$

d.h. wir haben **weniger** Gleichungen als Unbekannte.

Man nennt dann das Gleichungssystem **unterbestimmt** und die Lösungsmenge $G \subset \mathbb{R}^n$ enthält gewöhnlich unendlich viele Punkte.

65

Frage: Kann man das System $\mathbf{g}(\mathbf{x}) = 0$ nach bestimmten Unbekannten, zum Beispiel den letzten m Variablen x_{n-m+1}, \dots, x_n , **auflösen**? Existiert eine Funktion $\mathbf{f}(x_1, \dots, x_{n-m})$ mit

$$\mathbf{g}(\mathbf{x}) = 0 \quad \Leftrightarrow \quad \begin{pmatrix} x_{n-m+1} \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \mathbf{f}(x_1, \dots, x_{n-m})$$

Auflösen bedeutet also die letzten m Variablen durch die ersten $n - m$ Variablen zu beschreiben.

Weitere Frage: Nach welchen m Variablen lässt sich das Gleichungssystem auflösen? Ist die Auflösung global auf dem Definitionsbereich D möglich oder nur lokal auf einer Teilmenge $\tilde{D} \subset D$?

Geometrische Interpretation:

Die Lösungsmenge G von $\mathbf{g}(\mathbf{x}) = 0$ lässt sich (zumindest lokal) als Graph einer Funktion \mathbf{f} darstellen.

66

Beispiel:

Die Kreisgleichung

$$g(x, y) = x^2 + y^2 - r^2 = 0 \quad (r > 0)$$

definiert ein **unterbestimmtes** nichtlineares Gleichungssystem.

Wir haben **zwei** Unbekannte (x, y) , aber nur eine Gleichung.

Die Kreisgleichung lässt sich **lokal** auflösen und definiert dabei die folgenden vier Funktionen:

$$y = \sqrt{r^2 - x^2}, \quad -r \leq x \leq r$$

$$y = -\sqrt{r^2 - x^2}, \quad -r \leq x \leq r$$

$$x = \sqrt{r^2 - y^2}, \quad -r \leq y \leq r$$

$$x = -\sqrt{r^2 - y^2}, \quad -r \leq y \leq r$$

67

Beispiel:

Sei $g(\mathbf{x})$ eine affin-lineare Funktion, d.h.

$$g(\mathbf{x}) = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{b}, \quad \mathbf{C} \in \mathbb{R}^{(m,n)}, \quad \mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$$

Wir spalten die Variablen \mathbf{x} in zwei Vektoren auf

$$\mathbf{x}^{(1)} = (x_1, \dots, x_{n-m})^T \in \mathbb{R}^{n-m}$$

$$\mathbf{x}^{(2)} = (x_{n-m+1}, \dots, x_n)^T \in \mathbb{R}^m$$

Aufspaltung der Matrix \mathbf{C} ergibt die Darstellung

$$g(\mathbf{x}) = \mathbf{B}\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{A}\mathbf{x}^{(2)} + \mathbf{b}$$

mit $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{(m,n-m)}$, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{(m,m)}$.

Das Gleichungssystem $g(\mathbf{x}) = 0$ ist genau dann nach den Variablen $\mathbf{x}^{(2)}$ (eindeutig) auflösbar, falls \mathbf{A} regulär ist:

$$\begin{aligned} g(\mathbf{x}) = 0 &\Leftrightarrow \mathbf{x}^{(2)} = -\mathbf{A}^{-1}(\mathbf{B}\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{b}) \\ &= \mathbf{f}(\mathbf{x}^{(1)}) \end{aligned}$$

68

Beispiel: (Fortsetzung)

Wie kann man die Matrix A in Abhängigkeit von g schreiben? Aus der Darstellung

$$g(\mathbf{x}) = B\mathbf{x}^{(1)} + A\mathbf{x}^{(2)} + \mathbf{b}$$

erkennt man direkt, dass

$$A = \frac{\partial g}{\partial \mathbf{x}^{(2)}}(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)})$$

gilt, d.h. A ist die Jacobi-Matrix der Abbildung $\mathbf{x}^{(2)} \rightarrow g(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)})$ für festes $\mathbf{x}^{(1)}$!

Auflösbarkeit ist also möglich, falls die Jacobi-Matrix regulär ist.

Dies führt auf den

Satz über implizite Funktionen

69

Satz über implizite Funktionen:

Sei $g : D \rightarrow \mathbb{R}^m$ eine C^1 -Funktion, $D \subset \mathbb{R}^n$ offen.

Die Variablen in D seien (\mathbf{x}, \mathbf{y}) mit $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{n-m}$ und $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m$. Der Punkt $(\mathbf{x}^0, \mathbf{y}^0) \in D$ sei eine Lösung von $g(\mathbf{x}^0, \mathbf{y}^0) = \mathbf{0}$.

Falls

$$\frac{\partial g}{\partial \mathbf{y}}(\mathbf{x}^0, \mathbf{y}^0) := \begin{pmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial y_1}(\mathbf{x}^0, \mathbf{y}^0) & \dots & \frac{\partial g_1}{\partial y_m}(\mathbf{x}^0, \mathbf{y}^0) \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial g_m}{\partial y_1}(\mathbf{x}^0, \mathbf{y}^0) & \dots & \frac{\partial g_m}{\partial y_m}(\mathbf{x}^0, \mathbf{y}^0) \end{pmatrix}$$

regulär ist, gibt es Umgebungen U von \mathbf{x}^0 und V von \mathbf{y}^0 , $U \times V \subset D$ und eine eindeutig bestimmte stetig differenzierbare Funktion $f : U \rightarrow V$ mit

$$f(\mathbf{x}^0) = \mathbf{y}^0 \quad \text{und} \quad g(\mathbf{x}, f(\mathbf{x})) = \mathbf{0} \quad (\forall \mathbf{x} \in U)$$

und

$$Jf(\mathbf{x}) = - \left(\frac{\partial g}{\partial \mathbf{y}}(\mathbf{x}, f(\mathbf{x})) \right)^{-1} \left(\frac{\partial g}{\partial \mathbf{x}}(\mathbf{x}, f(\mathbf{x})) \right)$$

70