

# Tutorium Optimierung

<b>1 Grundlagen der Optimierung</b>	<b>1</b>
1.1 Der Satz über die lokale Umkehrbarkeit . . . . .	1
1.2 Der Satz über implizite Funktionen . . . . .	3
1.3 Kriterien für lokale Extrema . . . . .	4
1.4 Extrema unter Nebenbedingungen . . . . .	5

## 1 Grundlagen der Optimierung

### 1.1 Der Satz über die lokale Umkehrbarkeit

#### SATZ 1.1 (Banachscher Fixpunktsatz)

Seien  $(X, d)$  ein vollständiger metrischer Raum und  $\Phi : X \rightarrow X$  *kontrahierend*, d.h. es gebe ein  $q < 1$ , so dass für alle  $x, y \in X$  gilt:

$$d(\Phi(x), \Phi(y)) < q \cdot d(x, y).$$

Dann besitzt  $\Phi$  genau einen *Fixpunkt*  $x \in X$ , d.h. für genau ein  $x \in X$  gilt  $\Phi(x) = x$ .

**BEWEIS.** Wir zeigen, dass die folgende rekursiv definierte Folge zu beliebigem Startpunkt  $x_0 \in X$  gegen den Fixpunkt von  $\Phi$  konvergiert:

$$x_{n+1} = \Phi(x_n).$$

1. **Konvergenz:**  $(x_n)_{n \in \mathbb{N}}$  definiert eine Cauchyfolge: Sei  $n \in \mathbb{N}$  beliebig, dann gilt

$$d(x_{n+1}, x_n) = d(\Phi(x_n), \Phi(x_{n-1})) \leq q \cdot d(x_n, x_{n-1}) \leq \dots \leq q^n \cdot d(x_1, x_0).$$

Sei nun  $k \in \mathbb{N}$ , dann liefert die Dreiecksungleichung

$$d(x_{n+k}, x_n) \leq \sum_{j=1}^k d(x_{n+j}, x_{n+j-1}) \leq d(x_1, x_0) \cdot \sum_{j=1}^k q^{n+j-1} \leq d(x_1, x_0) \cdot q^n \frac{1 - q^k}{1 - q} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0.$$

Da  $X$  vollständig ist, folgt die Konvergenz von  $(x_n)_{n \in \mathbb{N}}$  gegen ein  $x \in X$ .

2. **Existenz:** Da  $\Phi$  kontrahierend ist, ist  $\Phi$  Lipschitz-stetig, es gilt also

$$x = \lim_{n \rightarrow \infty} x_n = \lim_{n \rightarrow \infty} \Phi(x_{n-1}) = \Phi \left( \lim_{n \rightarrow \infty} x_{n-1} \right) = \Phi(x),$$

d.h.  $x$  ist ein Fixpunkt von  $\Phi$ .

3. **Eindeutigkeit.** Sei  $y \in X$  ein Fixpunkt von  $\Phi$ , dann gilt

$$d(x, y) = d(\Phi(x), \Phi(y)) \leq q \cdot d(x, y);$$

da  $q < 1$ , folgt also  $d(x, y) = 0$ , d.h.  $x = y$ . Also ist  $x$  eindeutig bestimmt. □

#### SATZ 1.2 (Satz über inverse Funktionen)

Seien  $U \subseteq \mathbb{R}^n$  offen und nicht leer,  $f \in \mathcal{C}^1(U, \mathbb{R}^n)$ ,  $x_0 \in U$  und  $\det(df(x_0)) \neq 0$ .

Dann existiert eine offene Umgebung  $V \subseteq U$  von  $x_0$ , so dass gelten:

- (1)  $f|_V$  ist injektiv.
- (2)  $f(V)$  ist offen.
- (3)  $(f|_V)^{-1} \in \mathcal{C}^1(f(V), \mathbb{R}^n)$ .
- (4)  $(d(f|_V)^{-1})(y) = (df(f^{-1}(y)))^{-1}$ .

**BEWEIS.** Sei zunächst  $y \in \mathbb{R}^n$  beliebig. Wir definieren zu  $h \in \mathbb{R}^n$  mit  $x_0 + h \in U$ :

$$\begin{aligned} g(h) &:= f(x_0 + h) - y; \\ G(h) &:= (df(x_0))^{-1}g(h); \\ \Phi(h) &:= \text{Id}(h) - G(h). \end{aligned}$$

Ist  $h$  dann ein Fixpunkt von  $\Phi$ , dann ist  $G(h) = 0$ , d.h. auch  $g(h) = 0$ , d.h.  $f(x_0 + h) = y$  und wir haben ein Urbild von  $y$  gefunden.

1. **Kontraktion:** Es ist

$$d\Phi(0) = \text{Id} - (df(x_0))^{-1}(df(x_0)) = 0;$$

da  $f \in \mathcal{C}^1(U, \mathbb{R}^n)$ , ist  $\|d\Phi_i\|$  stetig bei 0 für alle  $i = 1, \dots, n$ , d.h. es existiert ein  $\epsilon > 0$ , so dass  $\|d\Phi_i(x)\| < \frac{1}{2n}$  ist für alle  $x \in B_\epsilon(0)$ . Weiter gibt es nach dem Mittelwertsatz zu  $x_1, x_2 \in B_\epsilon(0)$  stets Punkte  $c_1, \dots, c_n \in B_\epsilon(0)$  mit

$$\|\Phi(x_1) - \Phi(x_2)\| = \left\| \begin{pmatrix} (d\Phi_1(c_1))(x_1 - x_2) \\ \vdots \\ (d\Phi_n(c_n))(x_1 - x_2) \end{pmatrix} \right\| \leq \sum_{i=1}^n \|d\Phi_i(c_i)\| \|x_1 - x_2\| \leq n \frac{1}{2n} \|x_1 - x_2\|.$$

Also ist  $\Phi$  Lipschitz-stetig zur Konstanten  $q := \frac{1}{2}$ , d.h. kontrahierend auf  $B_\epsilon(0)$ .

2. **Selbstabbildung:** Definiere  $\delta := \frac{\epsilon}{2\|(df(x_0))^{-1}\|}$ , dann gilt für alle  $h \in B_\epsilon(0)$  und alle  $y \in B_\delta(f(x_0))$ :

$$\|\Phi(h)\| \leq \|\Phi(h) - \Phi(0)\| + \|\Phi(0)\| \leq \frac{\|h\|}{2} + \|(df(x_0))^{-1}\| \|f(x_0) - y\| \leq \epsilon,$$

d.h. auch  $\Phi(h)$  liegt in  $B_\epsilon(0)$ .

Damit erfüllt  $\Phi : \overline{B_\epsilon(0)} \rightarrow \overline{B_\epsilon(0)}$  für jedes  $y \in B_\delta(f(x_0))$  die Voraussetzungen des Banachschen Fixpunktsatzes, es existiert also genau ein  $h \in \overline{B_\epsilon(0)}$  mit  $f(x_0 + h) = y$ .

Setze  $V := B_\epsilon(x_0) \cap f^{-1}(B_\delta(f(x_0)))$ , dann sind  $V$  offen,  $f|_V$  injektiv und  $f(V) = B_\delta(f(x_0))$  offen. Insbesondere ist  $f^{-1} : f(V) \rightarrow V$  definiert und stetig in  $f(x_0)$ . Definiere

$$H(h) := f^{-1}(f(x_0) + h) - x_0,$$

dann folgt  $H(h) \xrightarrow{h \rightarrow 0} 0$ . Da  $f : B_\epsilon(x_0) \rightarrow \mathbb{R}^n$  differenzierbar ist, gibt es ein im Nullpunkt stetiges  $F(x_0, \cdot) : B_\epsilon(0) \rightarrow \mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^n)$  mit

$$f(x_0 + h) = f(x_0) + (F(x_0, h))(h) \quad \text{und} \quad df(x_0) = F(x_0, 0).$$

Damit ist

$$F(x_0, H(h))(H(h)) = f(x_0 + H(h)) - f(x_0) = f(x_0 + f^{-1}(f(x_0) + h) - x_0) - f(x_0) = h$$

und wir erhalten

$$f^{-1}(f(x_0) + h) = x_0 + H(h) = f^{-1}(f(x_0)) + (F(x_0, H(h)))^{-1}h,$$

d.h.  $f^{-1}$  ist differenzierbar in  $x_0$  mit

$$df^{-1}(f(x_0)) = F(x_0, H(h))^{-1}|_{h=0} = (F(x_0, 0))^{-1} = (df(x_0))^{-1}. \quad \square$$

### AUFGABE 1.3 (Charakteristikenmethode)

Seien  $\gamma \in \mathcal{C}^1(\mathbb{R}, \mathbb{R}^2)$  injektiv,  $\Gamma := \gamma(\mathbb{R})$ ,  $f \in \mathcal{C}^1(\mathbb{R}, \mathbb{R})$  und  $\xi \in \mathbb{R}^2$  mit  $\|\xi\| = 1$  und  $(\xi, \dot{\gamma}(t_0))$  linear unabhängig für ein  $t_0 \in \mathbb{R}$ . Gesucht sind eine Umgebung  $U \subseteq \mathbb{R}^2$  von  $x_0 := \gamma(t_0)$  und eine Funktion  $u \in \mathcal{C}^1(U, \mathbb{R})$  mit

$$\begin{cases} \langle \xi, \nabla u(x) \rangle = 0 & \text{für alle } x \in U \\ u(\gamma(t)) = f(t) & \text{für alle } t \in \mathbb{R} \text{ mit } \gamma(t) \in U \end{cases} \quad \diamond$$

## 1.2 Der Satz über implizite Funktionen

### SATZ 1.4 (Satz über implizite Funktionen)

Seien  $D \subseteq \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m$  offen,  $\Phi \in \mathcal{C}^1(D, \mathbb{R}^n)$ ,  $(u_0, v_0) \in D$  mit  $\Phi(u_0, v_0) = 0$  und

$$d\Phi_{(1)}(u_0, v_0) := \begin{pmatrix} \partial_1 \Phi_1(u_0, v_0) & \cdots & \partial_n \Phi_1(u_0, v_0) \\ \vdots & & \vdots \\ \partial_1 \Phi_n(u_0, v_0) & \cdots & \partial_n \Phi_n(u_0, v_0) \end{pmatrix}$$

invertierbar.

Dann gibt es eine Umgebung  $W \subseteq \mathbb{R}^m$  von  $v_0$  und eine eindeutig bestimmte Abbildung  $\varphi \in \mathcal{C}^1(W, \mathbb{R}^n)$ , so dass gelten  $\varphi(v_0) = u_0$  und  $\Phi(\varphi(v), v) = 0$  für alle  $v \in W$ .

**BEWEIS.** Wir können den Satz über inverse Funktionen anwenden auf

$$F : D \rightarrow \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m, \quad F(u, v) := (\Phi(u, v), v),$$

denn  $F$  ist differenzierbar und im Punkt  $(u_0, v_0)$  erfüllt das Differenzial von  $F$

$$\det dF(u_0, v_0) = \det \left( \begin{array}{c|c} d\Phi_{(1)} & * \\ \hline 0 & \text{Id} \end{array} \right) (u_0, v_0) = \det d\Phi_{(1)}(u_0, v_0) \neq 0.$$

Damit existiert eine Umgebung  $V \subseteq \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m$  von  $(u_0, v_0)$ , so dass die Funktion

$$G := F^{-1}|_V : F(V) \rightarrow \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m, \quad (x, y) \mapsto (\phi(x, y), \psi(x, y))$$

definiert und stetig differenzierbar ist. Insbesondere gilt für alle  $(x, y) \in V$ :

$$(x, y) = F(G(x, y)) = (\Phi(\phi(x, y), \psi(x, y)), \psi(x, y)), \quad (*)$$

Bezeichne  $P_2 : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^m$ ,  $(x, y) \mapsto y$  die Projektion auf die zweite Komponente, dann ist  $W := P_2(F(V)) \subseteq \mathbb{R}^m$  offen und wegen  $F(u_0, v_0) = (\Phi(u_0, v_0), v_0) = (0, v_0)$  eine Umgebung von  $v_0$ . Definiere

$$\varphi : W \rightarrow \mathbb{R}^n, \quad v \mapsto \phi(0, v),$$

dann ist  $\varphi \in \mathcal{C}^1(W, \mathbb{R}^n)$  (da  $\phi \in \mathcal{C}^1(F(V), \mathbb{R}^n)$ ),  $\varphi(v_0) = \phi(F(u_0, v_0)) = u_0$  und wegen  $(*)$  gilt

$$\Phi(\varphi(v), v) = \Phi(\phi(0, v), v) = 0. \quad \square$$

### AUFGABE 1.5 (Implizites Differenzieren)

Zu zeigen ist, dass die Ableitung der durch  $\Phi(\varphi(v), v) = 0$  implizit definierten Funktion  $\varphi \in \mathcal{C}^1(W, \mathbb{R}^n)$  gilt

$$d\varphi(v) = -d\Phi_{(1)}^{-1}(\varphi(v), v) \circ d\Phi_{(2)}(\varphi(v), v). \quad \diamond$$

### AUFGABE 1.6 (Implizites Auflösen beim Einheitskreis)

Der Einheitskreis im  $\mathbb{R}^2$  ist gegeben als Nullstellenmenge von

$$\Phi : \mathbb{R}^1 \times \mathbb{R}^1 \rightarrow \mathbb{R}^1, \quad (u, v) \mapsto u^2 + v^2 - 1.$$

Sei  $(u_0, v_0) = (1, 0)$ . Man löse die Gleichung  $\Phi(u, v) = 0$  lokal bei  $(u_0, v_0)$  nach  $u$  auf.

Ferner leite man durch implizites Differenzieren eine Funktionsgleichung für  $\varphi$  her und löse sie.  $\diamond$

### AUFGABE 1.7 (Lokale Auflösbarkeit nichtlinearer Gleichungssysteme)

Zu zeigen ist die lokale Auflösbarkeit des nichtlinearen Gleichungssystems

$$\begin{cases} x^2 - y^2 & = & 0 \\ y^2 - z^2 & = & 0 \end{cases}$$

bei  $(x_0, y_0, z_0) = (1, 1, 1)$  nach  $(y, z)$ . Man berechne auch die Ableitung der Auflösungsfunktion  $\varphi'$ .  $\diamond$

**AUFGABE 1.8 (Burgers-Gleichung)**

Gegeben sei

$$\Phi : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}, \quad (t, x, u) \mapsto e^{x-tu} - u.$$

Man zeige: Die Gleichung  $\Phi(t, x, u) = 0$  ist für beliebiges  $x_0 \in \mathbb{R}$  in einer Umgebung von  $(0, x_0, e^{x_0})$  nach  $u$  auflösbar und die partiellen Ableitungen der Auflösungsfunktion  $u = \varphi(t, x)$  lösen die **Burgers-Gleichung**

$$\frac{\partial}{\partial t} \varphi(t, x) + \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial x} (\varphi(t, x)^2) = 0. \quad \diamond$$

**1.3 Kriterien für lokale Extrema****DEFINITION 1.9 (lokale Extremstellen)**

Seien  $U \subseteq \mathbb{R}^n$  offen,  $f \in \mathcal{C}^1(U, \mathbb{R})$  und  $x \in U$ .

1.  $x$  heißt *lokales Maximum*, falls eine Umgebung  $V \subseteq U$  von  $x$  existiert mit  $f(x) \geq f(y)$  für alle  $y \in V$ .
2.  $x$  heißt *lokales Minimum*, falls eine Umgebung  $V \subseteq U$  von  $x$  existiert mit  $f(x) \leq f(y)$  für alle  $y \in V$ .
3. Gilt  $f(x) = f(y)$  nur für  $x = y$ , so heißt  $x$  ein *isoliertes, lokales Maximum* bzw. *Minimum*.
4. Lokale Maxima und Minima werden als *lokale Extremstellen* bezeichnet.
5.  $x$  heißt eine *kritische Stelle*, falls  $df(x) = 0$  gilt.
6.  $x$  heißt *Sattelpunkt*, falls  $x$  eine kritische Stelle, aber kein Extremum ist. \(\diamond\)

**SATZ 1.10 (Notwendige Bedingung für lokale Extrema)**

Seien  $U \subseteq \mathbb{R}^n$  offen,  $f \in \mathcal{C}^1(U, \mathbb{R})$  und  $x \in U$  ein lokales Extremum. Dann ist  $x$  ein kritischer Punkt.

**BEWEIS.** ☞ Sei  $x$  ein lokales Maximum. Sei  $\xi \in \mathbb{R}^n$  mit  $\|\xi\| = 1$ . Dann gilt:

$$df(x)\xi = D_\xi f(x) = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{f(x + t\xi) - f(x)}{t} \leq 0,$$

d.h.  $df(x) = 0$ . \(\square\)

**DEFINITION 1.11 (Hesse-Matrix)**

Seien  $U \subseteq \mathbb{R}^n$  offen und  $f \in \mathcal{C}^2(U, \mathbb{R})$ . Die  $n \times n$ -Matrix

$$\mathcal{H}_f(x) := \begin{pmatrix} \partial_1 \partial_1 f(x) & \cdots & \partial_1 \partial_n f(x) \\ \vdots & & \vdots \\ \partial_n \partial_1 f(x) & \cdots & \partial_n \partial_n f(x) \end{pmatrix}$$

heißt die *Hesse-Matrix* von  $f$  im Punkt  $x$ .

Nach dem Satz von Schwarz ist die Hesse-Matrix symmetrisch. \(\diamond\)

**DEFINITION 1.12 (Definitheit)**

Sei  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ . Dann heißt  $A$  ...

1. ... positiv definit, falls für alle  $x \in \mathbb{R}^n$  gilt:  $\langle x, Ax \rangle > 0$ ;
2. ... positiv semidefinit, falls für alle  $x \in \mathbb{R}^n$  gilt:  $\langle x, Ax \rangle \geq 0$ ;
3. ... negativ definit, falls für alle  $x \in \mathbb{R}^n$  gilt:  $\langle x, Ax \rangle < 0$ ;
4. ... negativ semidefinit, falls für alle  $x \in \mathbb{R}^n$  gilt:  $\langle x, Ax \rangle \leq 0$ ;
5. ... indefinit, falls  $x, y \in \mathbb{R}^n$  existieren mit  $\langle x, Ax \rangle > 0$  und  $\langle y, Ay \rangle < 0$ . \(\diamond\)

**SATZ 1.13 (Hinreichende Bedingung für lokale Extrema)**

Seien  $U \subseteq \mathbb{R}^n$  offen,  $f \in \mathcal{C}^2(U, \mathbb{R})$  und  $x \in U$  mit  $df(x) = 0$ . Dann gelten:

1.  $f$  hat in  $x$  ein lokales, isoliertes Maximum, falls  $\mathcal{H}_f(x)$  negativ definit ist.
2.  $f$  hat in  $x$  ein lokales, isoliertes Minimum, falls  $\mathcal{H}_f(x)$  positiv definit ist.
3.  $f$  hat in  $x$  einen Sattelpunkt, falls  $\mathcal{H}_f(x)$  indefinit ist.

**BEWEIS.** Eine Taylorentwicklung von  $f$  im Punkt  $x$  liefert:

$$f(x+h) - f(x) = \underbrace{\sum_{i=1}^n h_i \partial_i f(x)}_{=0} + \underbrace{\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n h_i h_j \partial_i \partial_j f(x)}_{\text{relevanter Term an Extremstelle}} + R(x, h) = \frac{1}{2} \langle h, \mathcal{H}_f(x) h \rangle + R(x, h),$$

wobei  $R(x, h)$  für  $\|h\| \rightarrow 0$  schneller verschwindet als  $\|h\|^2$ . □

**KOROLLAR 1.14 (Notwendige Bedingung für lokale Extrema)**

Seien  $U \subseteq \mathbb{R}^n$  offen,  $f \in \mathcal{C}^2(U, \mathbb{R})$  und  $x \in U$ . Dann gelten:

1. Hat  $f$  ein lokales Maximum in  $x$ , so ist  $\mathcal{H}_f(x)$  negativ semidefinit.
2. Hat  $f$  ein lokales Minimum in  $x$ , so ist  $\mathcal{H}_f(x)$  positiv semidefinit.

**AUFGABE 1.15 (Abstandsminimierung)**

Seien  $a, b, c, d$  Vektoren des  $\mathbb{R}^n$ , wobei  $(b, d)$  linear unabhängig seien. Wir parametrisieren zwei Geraden  $X, Y \subseteq \mathbb{R}^n$  durch

$$x(s) := a + sb; \quad y(t) := c + td \quad (s, t \in \mathbb{R}).$$

Gesucht sind die globalen Extremstellen der Abstandsfunktion

$$(s, t) \mapsto \|x(s) - y(t)\|. \quad \diamond$$

**AUFGABE 1.16 (Rosenbrock-Funktion)**

Gesucht sind die lokalen Extremstellen der *Rosenbrock-Funktion*

$$f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}, \quad f(x_1, x_2) := 100 \cdot (x_2 - x_1^2)^2 + (1 - x_1)^2. \quad \diamond$$

**1.4 Extrema unter Nebenbedingungen****SATZ 1.17 (Satz über Extrema unter Nebenbedingungen)**

Seien  $U \subseteq \mathbb{R}^n$  offen,  $f \in \mathcal{C}^1(U, \mathbb{R})$ ,  $\Psi \in \mathcal{C}^1(U, \mathbb{R}^m)$  für ein  $m < n$  und es gelte  $\text{rang}(d\Psi)(x) = m$  für alle  $x \in U$ . Definiere

$$F : U \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}, \quad F(x, \lambda) := f(x) + \sum_{j=1}^m \lambda_j \Psi_j(x).$$

Besitzt  $f$  dann ein lokales Extremum in  $x_0$  unter der Nebenbedingung  $\Psi(x_0) = 0$ , dann existiert ein  $\lambda_0 \in \mathbb{R}^m$ , so dass  $(x_0, \lambda_0)$  ein kritischer Punkt von  $F$  ist.

Die Komponenten von  $\lambda_0$  heißen dann *Lagrange-Multiplikatoren*.

**BEWEIS.** Wegen  $\text{rang} \nabla \Psi(x_0) = m$  gilt  $\mathbb{C}$  (d.h. nach Variablenumbenennung), dass  $(\frac{\partial}{\partial x_i} \Psi(x_0))_{1 \leq i \leq m}$  invertierbar ist. Nach dem Satz über implizite Funktionen kann  $\Psi(u, v) = 0$  in einer Umgebung von  $x_0 = (u_0, v_0) \in \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^{n-m}$  lokal nach  $u$  aufgelöst werden, d.h. es existieren eine offene Umgebung  $W \subseteq \mathbb{R}^{n-m}$  von  $v_0$  und ein  $\varphi \in \mathcal{C}^1(W, \mathbb{R}^m)$  mit  $\varphi(v_0) = u_0$  und  $\Psi(\varphi(v), v) = 0$  für alle  $v \in W$ .

Nach Voraussetzung besitzt die Funktion

$$G : W \rightarrow \mathbb{R}, \quad G(v) := f(\varphi(v), v)$$

ein Extremum in  $v_0$ , d.h. es gilt

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{\partial}{\partial v} G(v_0) \\ &= \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial u} f(u_0, v_0) & \frac{\partial}{\partial v} f(u_0, v_0) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial v} \varphi(v_0) \\ \text{Id} \end{pmatrix} \\ &= \frac{\partial f}{\partial u}(u_0, v_0) \frac{\partial \varphi}{\partial v}(v_0) + \frac{\partial f}{\partial v}(u_0, v_0). \end{aligned}$$

Nach den Regeln für implizites Ableiten ist

$$\frac{\partial}{\partial v} \varphi(v_0) = - \left( \frac{\partial}{\partial u} \Psi(u_0, v_0) \right)^{-1} \frac{\partial}{\partial v} \Psi(u_0, v_0);$$

Einsetzen ergibt

$$\frac{\partial f}{\partial v}(u_0, v_0) + \underbrace{\left( - \frac{\partial f}{\partial u}(u_0, v_0) \left( \frac{\partial}{\partial u} \Psi(u_0, v_0) \right)^{-1} \right)}_{=: \lambda_0} \frac{\partial}{\partial v} \Psi(u_0, v_0) = 0.$$

Außerdem ist trivialerweise

$$\frac{\partial f}{\partial u}(u_0, v_0) + \left( - \frac{\partial f}{\partial u}(u_0, v_0) \left( \frac{\partial}{\partial u} \Psi(u_0, v_0) \right)^{-1} \right) \frac{\partial}{\partial u} \Psi(u_0, v_0) = 0.$$

Schließlich ist

$$\frac{\partial}{\partial \lambda} F(x_0, \lambda_0) = \Psi(x_0) = 0.$$

Insgesamt erhalten wir  $dF(x_0, \lambda_0) = 0$ , d.h.  $(x_0, \lambda_0)$  ist ein kritischer Punkt von  $\Psi$ .  $\square$

### AUFGABE 1.18 (Gewinnmaximierung)

Aus den Produktionsfaktoren Arbeit ( $L$ ) und Maschineneinsatz ( $K$ ) wird gemäß der Produktionsfunktion

$$x = F(L, K) := L^{\frac{1}{3}} K^{\frac{1}{3}}$$

eine gewisse Menge  $x$  an Output produziert. Dabei fallen Kosten

$$C(L, K) = wL + rK$$

an, wobei  $w$  den Stundenlohn und  $r$  die Miete für eine Stunde Maschineneinsatz bezeichnen.  $w$  und  $r$  sind fest vorgegeben, wohingegen  $L$  und  $K$  vom Produzenten frei gewählt werden können (natürlich gelten  $L, K \geq 0$ ). Ziel des Produzenten ist es, zu einem vorgegeben Stückpreis  $p$  seinen Gewinn

$$\pi(x) = R(x) - C(x)$$

zu maximieren, wobei  $C(x)$  die minimalen Kosten zur Produktion der Outputmenge  $x$  bezeichnet und

$$R(x) = px$$

den Umsatz zu  $x$ . Man berechne die optimalen Faktormengen  $L^*, K^*$ .  $\diamond$

### BEMERKUNG 1.19 (Kuhn-Tucker-Verfahren)

Das *Lagrange-Verfahren* zur Optimierung unter Nebenbedingungen der Form " $\Psi = 0$ " lässt sich dahingehend verallgemeinern, dass als Nebenbedingungen *Ungleichungen* zugelassen werden (die über  $L, K \geq 0$  hinausgehen). Die Menge der zulässigen Punkte ist dann im linearen Fall ein Polyeder und potenzielle

Extrema korrespondieren mit den Ecken des Polyeders. Solche Probleme lassen sich mit dem sogenannten *Kuhn-Tucker-Verfahren* bzw. numerisch mit dem *Simplex-Algorithmus* lösen, vgl. dazu die Vorlesung Numerik I.  $\diamond$

**AUFGABE 1.20 (Herdplatte)**

Eine kreisförmige Platte

$$D := \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid \Phi(x, y) := x^2 + y^2 - 1 \leq 0\}$$

trage die Temperaturverteilung

$$T : D \rightarrow \mathbb{R}, \quad (x, y) \mapsto xy + 1.$$

Wir suchen die Extremstellen von  $T$ .  $\diamond$