

# Globale Optimierung

## Übung

Prof. Dr. Oliver Stein

Sommersemester 2017

Karlsruher Institut für Technologie

## Aufgabe 1.1

Es sei  $V$  ein Vektorraum über  $\mathbb{R}$ . Eine Abbildung  $\|\cdot\|: V \rightarrow [0, \infty)$  heißt Norm, wenn für alle  $x, y \in V$  und  $\alpha \in \mathbb{R}$  die folgenden Bedingungen erfüllt sind:

- 1) Definitheit:  $\|x\| = 0 \Rightarrow x = 0$ .
- 2) Absolute Homogenität:  $\|\alpha x\| = |\alpha| \cdot \|x\|$
- 3) Dreiecksungleichung:  $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$

Es sei  $n \in \mathbb{N}$ .

- a) Zeigen Sie dass für jede Norm in Bedingung 1) auch die Rückrichtung gilt

*Beweis:* Zu zeigen:  $\|0\| = 0$ , wobei zu beachten ist, dass die erste 0 ein Element im Vektorraum  $V$  darstellt und die zweite einen Skalar im zugrunde liegendem Raum.

Es gilt für alle  $x \in V$ :

$$\|0\| = \|0 \cdot x\| = 0 \cdot \|x\| = 0$$

□

- b) Zeigen Sie, dass die folgenden Abbildungen Normen auf  $\mathbb{R}^n$  sind:

(i)  $\|\cdot\|_1: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, x \mapsto \sum_{i=1}^n |x_i|$

*Beweis:*

- Nicht-Negativität:  $\sum_{i=1}^n \underbrace{|x_i|}_{\geq 0} \Rightarrow \sum_{i=1}^n |x_i| \geq 0$
- Definitheit:  $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i| \xrightarrow{|\cdot| \geq 0} |x_i| = 0 \quad \forall i = 1, \dots, n$

$$\xrightarrow{\text{Definitheit}} x_i = 0 \quad \forall i = 1, \dots, n$$

- Absolute Homogenität:  $\|\alpha x\|_1 = \sum_{i=1}^n |\alpha x_i| = \sum_{i=1}^n |\alpha| |x_i|$

$$= |\alpha| \sum_{i=1}^n |x_i| = |\alpha| \|x\|_1$$

- Dreieckungleichung:  $\|x + y\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i + y_i| \leq \sum_{i=1}^n (|x_i| + |y_i|)$

$$= \sum_{i=1}^n |x_i| + \sum_{i=1}^n |y_i| = \|x\|_1 + \|y\|_1$$

□

(ii)  $\|\cdot\|_2: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, x \mapsto \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i|^2}$

*Beweis:*

- Nicht-Negativität: Wir definieren hierzu:

$$f: \mathbb{R}^n \rightarrow [0, \infty)^n, (x_1, \dots, x_n) \mapsto (x_1^2, \dots, x_n^2)$$

$$g: [0, \infty)^n \mapsto [0, \infty), y \mapsto \sum_{i=1}^n y_i$$

$$h: [0, \infty) \mapsto [0, \infty), z \mapsto \sqrt{z}$$

Somit ist:  $\|\cdot\|_2 = (h \circ g \circ f): \mathbb{R}^n \rightarrow [0, \infty)$

- Definitheit:  $0 = \|x\|_2 \iff \|x\|_2^2 = 0 \iff \sum_{i=1}^n x_i^2 = 0$ , wobei  $x_i^2 \geq 0$

$$\Rightarrow x_i = 0 \forall i \in \{1, \dots, n\} \iff x = 0$$

- Absolute Homogenität: Analog zu  $\|\cdot\|_1$ .
- Dreiecksungleichung:  $\|x + y\|_2^2 = (x + y)^T (x + y) = x^T x + x^T y + y^T x + y^T y$

$$\begin{aligned} &= \|x\|_2^2 + 2x^T y + \|y\|_2^2 \\ &\leq \|x\|_2^2 + 2|x^T y| + \|y\|_2^2 \\ &\leq \|x\|_2^2 + 2\|x\|_2\|y\|_2 + \|y\|_2^2 \\ &= (\|x\|_2 + \|y\|_2)^2 \end{aligned}$$

□

(iii)  $\|\cdot\|_\infty: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, x \mapsto \max_{i=1}^n |x_i|$

*Beweis:*

- Nicht-Negativität: Analog zu  $\|\cdot\|_1$  oder  $\|\cdot\|_2$

- Definitheit:  $0 = \|x\|_\infty \iff \max_{i=1}^n |x_i| = 0 \iff |x_i| = 0 \forall i \in \{1, \dots, n\}$

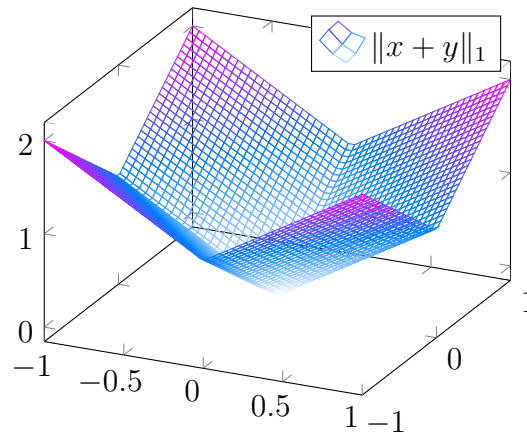
$$\iff x_i = 0 \forall i \in \{1, \dots, n\} \iff x = 0.$$

- Absolute Homogenität: Analog zu  $\|\cdot\|_1$  oder  $\|\cdot\|_2$
- Dreiecksungleichung:  $\|x + y\|_\infty = \max_{i=1}^n (|x_i + y_i|) = \max_{i=1}^n (|x_i| + |y_i|)$

$$\leq \max_{i=1, \dots, n} \left( \max_{j=1}^n |x_j| + \max_{k=1}^n |y_k| \right) \leq \max_{j=1}^n |x_j| + \max_{k=1}^n |y_k| = \|x\|_\infty + \|y\|_\infty$$

□

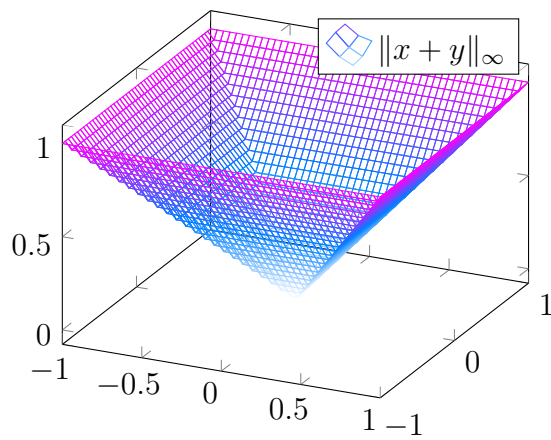
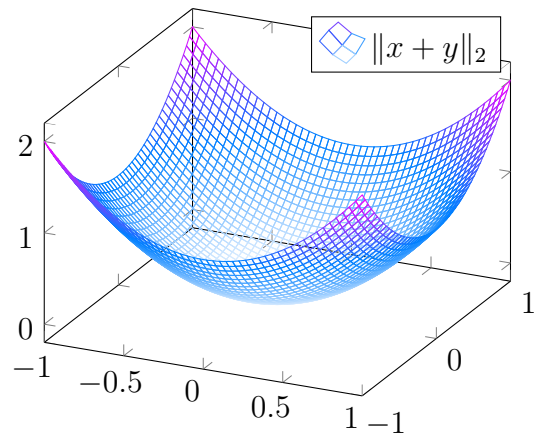
## Aufgabe 1.2



## Aufgabe 1.3

Gegeben seien eine Menge von zulässigen Punkten  $M \subseteq \mathbb{R}^n$  und eine Zielfunktion  $f: M \rightarrow \mathbb{R}$ . Zeigen Sie:

- Die globalen Maximalpunkte von  $f$  auf  $M$  sind genau die globalen Minimalpunkte von  $-f$  auf  $M$ .



*Beweis:* Es gilt:  $x^*$  ist globaler Maximalpunkt von  $f$  auf  $M$ :

$$\iff f(x^*) \geq f(x) \quad \forall x \in M$$

$$\iff -f(x^*) \leq -f(x) \quad \forall x \in M$$

$$\iff x^* \text{ ist globaler Minimalpunkt von } -f \text{ auf } M$$

□

b) Sofern  $f$  globale Maximalpunkte besitzt, gilt für den globalen Maximalwert

$$\max_{x \in M} f(x) = -\min_{x \in M} (-f(x)).$$

*Beweis:* todo

□

## Aufgabe 2.1

- a) Es seien  $n \in \mathbb{N}$ ,  $g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  eine stetige Abbildung und  $M := \{x \in \mathbb{R}^n | g(x) \leq 0\}$ . Zeigen Sie, dass  $M$  abgeschlossen ist.

*Beweis:*  $M = \{x \in \mathbb{R}^n | g(x) \leq 0\}$ , sei  $(x_n)_n \subseteq M$ ,  $\lim x_n = x^*$ . Zu zeigen ist  $x^* \in M$  bzw.  $g(x^*) \leq 0$ . Wir nutzen hierfür die Stetigkeit von  $g$  aus, denn damit ist:

$$g(x^*) = g(\lim x_n) = \lim \underbrace{g(x_n)}_{\leq 0} \leq 0$$

□

- b) Zeigen Sie, dass die Menge  $M$  aus Aufgabenteil a) nicht beschränkt sein muss.

*Beweis:* Als Gegenbeispiel sei  $g(x) = -x^2$ . Damit ist  $M = \mathbb{R}$ , was nicht beschränkt ist. □

- c) Es seien  $I$  eine beliebige Indexmenge,  $n \in \mathbb{N}$ ,  $g_i: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $i \in I$ , stetige Abbildungen und  $M_i := \{x \in \mathbb{R}^n | g_i(x) \leq 0\}$ . Zeigen Sie, dass

$$M := \bigcap_{i \in I} M_i$$

abgeschlossen ist.

*Beweis:* Sei  $(x_n)_n \subseteq M$  mit  $\lim x_n = x^*$ . ZU zeigen ist  $x^* \in M$ . Da

$$(x_n)_n \subseteq M = \bigcap_{i \in I} M_i$$

folgt  $(x_n)_n \subseteq M_i$  für alle  $i \in I$ . Da  $M_i$  für alle  $i \in I$  abgeschlossen ist, folgt somit:

$$x^* \in M_i \quad \forall i \in I \iff x^* \in \bigcap_{i \in I} M_i \iff x^* \in M$$

□

## Aufgabe 2.2

Zeigen oder widerlegen Sie die Koerzivitat der folgenden Funktionen auf  $\mathbb{R}^2$

a)  $f(x_1, x_2) = x_1^3 - x_2$ ,

*Beweis:* Sei  $(x_n)_n = (0, \nu)$ . Damit ist  $\|x_\nu\| = \nu \xrightarrow{\nu \rightarrow \infty} \infty$ , allerdings

$$f(x_n) = -\nu \rightarrow -\infty$$

fur  $\nu \rightarrow \infty$ . Ein anderes Beispiel ware  $(y_n)_n = (n, n^3)$ , denn damit ist  $\|y_n\| \rightarrow \infty$  und  $f(y_n) = 0$  fur alle  $n \in \mathbb{N}$ .  $\square$

b)  $f(x_1, x_2) = (x_1^4 + x_2^4) e^{x_1^2 + x_2^2}$

*Beweis:* Wir konnen die Funktion nach unten hin abschatzen:

$$f(x) = (x_1^4 + x_2^4) \underbrace{e^{x_1^2 + x_2^2}}_{\geq 1} \geq (x_1^4 + x_2^4) = \|x\|_4^4$$

Damit ist fur  $(x_n)_n \subseteq \mathbb{R}^2$  mit  $\|x\|_4 \rightarrow \infty$ :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} f(x_n) \geq \lim_{n \rightarrow \infty} \|x_n\|_4^4 \rightarrow \infty$$

$\square$

bzw. der folgenden Funktion auf  $\mathbb{R}^n$

c)  $f(x) = x^T A x$ , mit  $n \in \mathbb{N}$  und  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  positiv definit aber *nicht notwendigerweise symmetrisch*.

*Beweis:* Es ist  $f(x) = \langle x, Ax \rangle$  und damit

$$\begin{aligned} f(x) &= \frac{1}{2} \langle x, Ax \rangle + \frac{1}{2} \langle x, Ax \rangle \\ &= \frac{1}{2} \langle x, Ax \rangle + \frac{1}{2} \langle Ax, x \rangle \\ &= \frac{1}{2} x^T A x + \frac{1}{2} x^T A^T x \\ &= x^T \underbrace{\left( \frac{A + A^T}{2} \right)}_{=: \tilde{A}} x \end{aligned}$$

Da aber  $\tilde{A}$  symmetrisch ist per Konstruktion, so folgt mit dem Hinweis die Behauptung da:

$$f(x) = x^T \tilde{A} x = \|x\|_{\tilde{A}}^2$$

□

**Hinweis:** Eine positiv definite *und symmetrische Matrix*  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  induziert mit  $\langle xy \rangle_A := x^T A y$  ein Skalarprodukt, welches wiederum durch  $\|x\|_A := \sqrt{\langle x, x \rangle_A}$  eine Norm induziert.

## Aufgabe 2.3

Sei  $p: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  definiert durch

$$p(x) = -\frac{1 + 4x_1^2}{1 + 2x_1^2} + 2x_2^2$$

Bestimmen Sie das Infimum von  $p$  auf der Menge  $D = \{x \in \mathbb{R}^2 \mid x_1 \geq 1, x_2 > 0\}$  und zeigen Sie, dass das Infimum nicht als Minimalwert angenommen wird.

*Beweis:* Zu zeigen:  $\forall x \in D : p(x) \geq -2$ ,  $\inf_{x \in D} f(x) = -2$ ,  $\nexists x \in D : f(x) = -2$

$$\begin{aligned} f(x) &= -\frac{1 + 4x_1^2}{1 + 2x_1^2} + 2x_2^2 \\ &= -\frac{2 + 4x_1^2 - 1}{1 + 2x_1^2} + 2x_2^2 \\ &= -\frac{2(1 + 2x_1^2) - 1}{1 + 2x_1^2} + 2x_2^2 \\ &= -2 + \underbrace{\frac{1}{1 + 2x_1^2}}_{\geq 0} + \underbrace{2x_2^2}_{> 0} \geq -2 \end{aligned}$$

Wählen wir nun  $(x_n)_n \subseteq M$  mit  $x_n = \left(n, \frac{1}{n}\right)$

$$f(x_n) = -2 \frac{1}{1 + 2n^2} + 2 \frac{1}{n^2} \rightarrow$$

□

Im folgenden sind die Themen:

- „Rechenregeln“ für Optimierungsprobleme
- Konvexität



### Aufgabe 3.1

a)  $\alpha \geq 0, \beta \in \mathbb{R}$ , zu zeigen:

$$\min_{x \in M} (\alpha f(x) + \beta) = \alpha \left( \min_{x \in M} f(x) \right) + \beta$$

$\bar{x} \in M$  globaler Minimalpunkt von  $f$  auf  $M$

$$f(\bar{x}) \leq f(x) \quad \forall x \in M$$

$$\stackrel{\alpha > 0}{\iff} \alpha f(\bar{x}) \leq \alpha f(x) \quad x \in M$$

$$\stackrel{\beta \in \mathbb{R}}{\iff} \alpha f(\bar{x}) + \beta \leq \alpha f(x) + \beta \quad \forall x \in M$$

$$\iff \bar{x} \text{ ist globales Minimum von } f \text{ in } M$$

$$\Rightarrow \min_{x \in M} (\alpha f(x) + \beta) = \alpha f(\bar{x}) + \beta = \alpha \left( \min_{x \in M} f(x) \right) + \beta$$

b) Zu zeigen:  $\min_{x \in M} (\alpha f(x) + \beta) = \alpha (\max_{x \in M} f(x)) + \beta$

$\bar{x} \in M$  ist globaler Maximalpunkt von  $f$  auf  $M$

$$\iff f(\bar{x}) \geq f(x) \quad \forall x \in M$$

$$\stackrel{\alpha < 0}{\iff} \alpha f(\bar{x}) \leq \alpha f(x) \quad \forall x \in M$$

$$\iff \alpha f(\bar{x}) + \beta \leq \alpha f(x) + \beta \quad \forall x \in M$$

$$\iff \bar{x} \text{ globaler Minimalpunkt } \alpha f(x) + \beta \text{ auf } M$$

$$\Rightarrow \min_{x \in M} (\alpha f(x) + \beta) = \alpha f(\bar{x}) + \beta = \alpha \left( \max_{x \in M} f(x) \right) + \beta$$

c)  $\min_{x \in M} (f(x) + g(x)) \geq \min_{x \in M} f(x) + \min_{x \in M} g(x)$

$\bar{x}$  globaler Minimalpunkt von  $f$  auf  $M$

$\hat{x}$  globaler Minimalpunkt von  $g$  auf  $M$

Und damit gilt:

$$f(\bar{x}) \leq f(x) \quad \forall x \in M$$

$$g(\hat{x}) \leq g(x) \quad \forall x \in M$$

Angewandt auf die Summe heißt das:

$$f(\bar{x}) + g(\hat{x}) \leq f(x) + g(x) \quad \forall x \in M$$

Da diese Ungleichung für alle Elemente in  $M$  gilt, gilt sie auch für das Minimum:

$$\Rightarrow f(\bar{x}) + g(\hat{x}) \leq \min_{x \in M} (f(x) + g(x))$$

d) Zeigen Sie, dass in c) auch „>“ auftreten kann.

*Beweis:* Sei  $f(x) = (x - 1)^2$ ,  $g(x) = (x + 1)^2$ ,  $M = \mathbb{R}$

$$\min_{x \in \mathbb{R}} f(x) = f(1) = 0 = g(-1) = \min_{x \in \mathbb{R}} g(x)$$

$$\min_{x \in \mathbb{R}} (f(x) + g(x)) = \min_{x \in \mathbb{R}} ((x - 1)^2 + (x + 1)^2) = \min_{x \in \mathbb{R}} 2x^2 + 2 = 2$$

□

## Aufgabe 3.2

Es seien  $M \subseteq \mathbb{R}^n$  und  $f: M \rightarrow Y$  mit  $Y \subseteq \mathbb{R}$

a) Zeigen Sie für eine monoton wachsende Funktion  $\psi: Y \rightarrow \mathbb{R}$  die Aussage

$$\min_{x \in M} \psi(f(x)) = \psi\left(\min_{x \in M} f(x)\right)$$

*Beweis:* Sei  $\bar{x}$  globaler Minimalpunkt von  $f$  auf  $M$ , d.h.

$$\min_{x \in M} f(x) = f(\bar{x}) \leq f(x) \quad \forall x \in M$$

$$\Rightarrow \psi(f(\bar{x})) \leq \psi(f(x)) \quad \forall x \in M$$

$\Rightarrow \bar{x}$  globaler Minimalpunkt von  $\psi \circ f$  auf  $M$

$$\min_{x \in M} \psi(f(x)) = \psi(f(\bar{x})) = \psi\left(\min_{x \in M} f(x)\right)$$

□

- b) Zeigen Sie für eine *streng* monoton wachsende Funktion  $\psi: Y \rightarrow \mathbb{R}$  die Aussage, dass die Menge der globalen Minimalpunkte von  $F$  auf  $M$  gleich der Menge der globalen Minimalpunkte von  $\psi \circ f$  auf  $M$  ist.

*Beweis:*  $\psi^{-1} \circ \psi(y) \mapsto y$  streng monoton wachsend.  $\bar{x}$  globaler Minimalpunkt von  $\psi(f(x))$  auf  $M$

$$\begin{aligned} \psi(f(\bar{x})) &\leq \psi(f(x)) \quad \forall x \in M \\ \iff \psi^{-1}(\psi(f(\bar{x}))) &\leq \psi^{-1}(\psi(f(x))) \quad \forall x \in M \\ f(\bar{x}) &\leq f(x) \quad \forall x \in M \end{aligned}$$

□

### Aufgabe 3.3

Gegeben sei das unrestringierte Optimierungsproblem

$$P : \min_{x \in \mathbb{R}^2} \exp(\max\{x_1 + 7, |x_2 - 4|, -x_1 - x_2\})$$

Geben Sie eine äquivalente glatte Umformulierung  $P_{glatt}$  von  $P$  an (Hinweis: Nutzen Sie die verallgemeinerte Epigraph-Umformulierung aus Übung 1.3.9 im Skript).

*Beweis:*

$$\begin{aligned} P : \min_{x \in \mathbb{R}^n} F(f(x)) \text{ s.t. } G(g(x)) &\leq 0 \quad x \in M \\ P_{epi} : \min_{x, \alpha \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^k \times \mathbb{R}^l} F(\alpha) \text{ s.t. } G(\beta) &\leq 0, f(x) \leq \alpha g(x) \leq \beta, x \in X \end{aligned}$$

Nun unser Problem ist damit:

$$f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}, f(x) = \max\{x_1 + 7, |x_2 - 4|, x_1 - x_2\}, \quad F: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}, F(y) = e^y$$

Damit lautet die Epigraph-Formulierung unseres Problems:

$$P_{epi} : \min_{(x, \alpha) \in \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}} e^\alpha \text{ s.t. } \max\{x_1 + 7, |x_2 - 4|, -x_1 - x_2\} \leq \alpha$$

Damit das Maximum kleiner als  $\alpha$  ist, muss jede Komponente bereits diese Bedingung erfüllen:

$$\iff \min_{(x, \alpha) \in \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}} e^\alpha \text{ s.t. } \begin{cases} x_1 + 7 \leq \alpha \\ |x_2 - 4| \leq \alpha \\ -x_1 - x_2 \leq \alpha \end{cases}$$

□

### Aufgabe 3.4

- a) Es seien  $n \in \mathbb{N}$  und  $g: X \rightarrow \mathbb{R}$  konvex auf der konvexen Menge  $X \subseteq \mathbb{R}^n$ . Es seien  $I \subseteq \mathbb{R}$  ein Intervall mit  $f(x) \subseteq I$  sowie  $f: I \rightarrow \mathbb{R}$  eine konvexe und monoton wachsende Funktion. Beweisen Sie, dass die Komposition  $f \circ g: X \rightarrow \mathbb{R}$  konvex ist!

*Beweis:* Für  $x, y \in X$ ,  $\lambda \in [0, 1]$ :

$$g(\lambda x + (1 - \lambda)y) \leq \lambda g(x) + (1 - \lambda)g(y)$$

$f$  ist monoton wachsend auf  $g(X) \subseteq I$

$$\begin{aligned} f(g(\lambda x + (1 - \lambda)y)) &\leq f(\lambda g(x) + (1 - \lambda)g(y)) \\ &\leq \lambda f(g(x)) + (1 - \lambda)f(g(y)) \end{aligned}$$

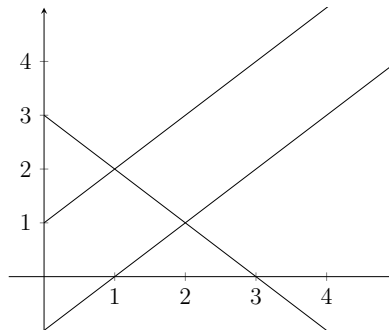
$$\Rightarrow f(\lambda a + (1 - \lambda)b) \leq \lambda f(a) + (1 - \lambda)f(b)$$

□

## Aufgabe 6.1

a) Skizzieren Sie  $M$ .

*Beweis:*



$$g_1(x) = -x_1 + x_2 - 1, \quad g_2(x) = x_1 - x_2 - 1, \quad h(x) = x_1 + x_2 - 3$$

$$M = \{x \in \mathbb{R}^2 \mid h(x) = 0, \quad g_1(x) \leq 0, \quad g_2(x) \leq 0\}$$

□

b) Erfüllt  $M$  die Slater-Bedingung? Was bedeutet dies für die Menge der globalen Minimalpunkte?

*Beweis:* Es ist zu überprüfen, dass

$$\bar{x} \mid g_i(\bar{x}) < 0 \quad \forall i \in I, \quad h(\bar{x}) = 0, \quad \nabla h$$

linear unabhängig sind. Demnach:

$$\nabla h = (1, 1)^T$$

ist trivialerweise unabhängig; für  $\bar{x} = \left(\frac{3}{2}, \frac{3}{2}\right)$  gilt  $g_i(\bar{x}) = -1$  mit  $i \in \{1, 2\}$ ,  $h(\bar{x}) = 0$ .

$\Rightarrow$  Menge der KKT-Punkte = Menge der globalen Minimalpunkte .

Beachte: jeder KKT-Punkt ist globaler Minimalpunkt, gilt die Slater-Bedingung, so gilt auch die Umkehrung. □

c) Bestimmen Sie  $I_0(x) \subseteq \{1, 2\}$  für alle  $x \in M$ .

*Beweis:*

- Angenommen  $I_0(\bar{x}) = \{1, 2\}$ , dann muss gelte dass  $g_1(x) = 0 = g_2(x)$ . Daraus folgt:

$$\begin{aligned} \iff -x_1 + x_2 - 1 = 0, x_1 - x_2 - 1 = 0 \\ \implies -2 = 0, \end{aligned}$$

was einen Widerspruch darstellt.

- Angenommen  $I_0(\bar{x}) = \{1\}$ .

$$\begin{aligned} \iff -x_1 + x_2 = 1, x_1 + x_2 = 3 \\ \implies x = (1, 2)^T \end{aligned}$$

weiter gilt  $g_2(x) = -2 < 0 \Rightarrow x \in M$  mit  $I_0(\bar{x}) = \{1\}$ .

- Angenommen  $I_0(\bar{x}) = \{2\}$ .

$$\begin{aligned} \iff x_1 - x_2 = 1, x_1 + x_2 = 3 \\ \implies x = (2, 1)^T \end{aligned}$$

weiter gilt  $g_1(x) = -2 < 0 \Rightarrow x \in M$  mit  $I_0(x) = \{2\}$ .

- Es gilt  $I_0(x) = \emptyset$  für alle  $x \in M \setminus \{(1, 2)^T, (2, 1)^T\}$

□

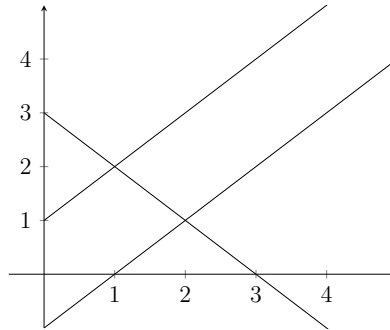
d) Zeichnen Sie

$$K(x) := \left\{ \sum_{i \in I_0(x)} \lambda_i \nabla g_i(x) + \mu \nabla h(x) \mid \lambda \geq 0, \mu \in \mathbb{R} \right\}$$

und  $-\nabla f(x)$  für  $x \in \{(1, 2)^T, (2, 1)^T\}$  in Ihre Skizze von  $M$ . Ist einer der  $x$  KKT-Punkt? Begründen Sie.

*Beweis:* Es ist

$$\nabla f(x) = (2x_1, 8x_2)^T, \quad \nabla g_1(x) = (-1, 1)^T, \quad \nabla g_2(x) = (1, -1)^T, \quad \nabla h(x) = (1, 1)^T$$



*Zeichnung im Block*

Es ist weiter

$$\Rightarrow -\nabla f(x^1) = (-2, -16)^T, \quad -\nabla f(x^2) = (-4, -8)$$

Da  $-\nabla f(x^1)$  nicht in die Menge  $\{x^1 + K(x^1)\}$  ragt, so ist  $x^1$  kein KKT Punkt und da  $-\nabla f(x^2)$  in die Menge  $\{x^2 + K(x^2)\}$  ragt, so ist  $x^2$  ein KKT Punkt.  $\square$

e) Berechnen Sie alle KKT-Punkt von  $P$ .

*Beweis:*  $\bar{x}$  ist KKT-Punkt mit Multiplikatoren  $\bar{\lambda}, \bar{\mu}$ , wenn folgendes System erfüllt ist:

$$(2\bar{x}_1, 8\bar{x}_2)^T + \bar{\lambda}_1 (-1, 1)^T + \bar{\lambda}_2 (1, -1)^T + \mu (1, 1) = 0$$

$$\bar{\lambda}_1 (-\bar{x}_1 + \bar{x}_2 - 1) = 0$$

$$\bar{\lambda}_2 (\bar{x}_1 - \bar{x}_2 - 1) = 0$$

$$\bar{x}_1 + \bar{x}_2 - 3 = 0$$

$$-\bar{x}_1 - \bar{x}_2 - 1 \leq 0$$

$$\bar{x}_1 - \bar{x}_2 - 1 \leq 0$$

$$\lambda_1, \lambda_2 \geq 0$$

- Für  $I_0(\bar{x}) = \emptyset$ :

$$(2x_1, 8x_2)^T + \mu(1, 1)^T = 0$$

$$x_1 + x_2 - 3 = 0, \quad -x_1 + x_2 - 1 < 0, \quad x_1 - x_2 - 1 < 0$$

$$x = \left(\frac{12}{5}, \frac{3}{5}\right)^T \text{ erfüllt (1)-(3), aber } g_2(x) = \frac{4}{5} \geq 0$$

$\Rightarrow$  es existiert kein KKT-Punkt für  $I_0(x) = \emptyset$

- Für  $I_0(x) = \{1\}$  weiß man aus c)  $x = (1, 2)^T$ , woraus aus der d) folgt, dass dies kein KKT-Punkt ist.
- Für  $I_0(x) = \{2\}$  weiß man aus c)  $x = (2, 1)^T$ , woraus mit der d) folgt, dass dies ein KKT-Punkt ist; äquivalent kann man auch das folgende Gleichungssystem lösen:

$$(4, 8)^T + \mu(1, 1) + \lambda_2(1, -1)^T = 0, \lambda_2 \geq 0$$

Beachte: hier gehört eigentlich noch  $h(x) = 0$ ,  $g_2(x) = 0$  und  $g_1(x) < 0$  allerdings haben wir dies in der c) bereits genutzt, um den Punkt zu ermitteln.

$$\Rightarrow \lambda_2 = 2, \quad \mu = -6 \Rightarrow \lambda_2 \geq 0$$

$\Rightarrow x = (2, 1)^T$  ist KKT-Punkt und nach c) ist dies der einzige Punkt dessen Aktive-Indexmenge  $I_0(x) = \{2\}$  und damit ist  $x$  einziger KKT-Punkt

$\Rightarrow x$  ist einziger globaler Minimalpunkt

□

## Aufgabe 6.2

Gegeben sei das Optimierungsproblem

$$P : \min_{x \in \mathbb{R}^2} c^T x \text{ s.t. } g(x) \leq 0, Ax \leq b$$

mit  $c = (-1, -1)$ ,  $g(x) = x_1^2 + x_2^2 - 1$ ,  $A(-1, 0, 0, -1)$ ,  $b = (0, 0)$ .

- a) Prüfen Sie, ob die Voraussetzungen des Schnittebenenverfahrens von Kelley erfüllt sind.



*Beweis:* Es ist

$$D^2g(x) = (2, 0, , 0, 2) >, 0$$

alle anderen in  $P$  auftretenden Funktionen linear

$\Rightarrow P$  ist ein konvexes Optimierungsproblem

.... siehe Musterlösun

□

b)