Nichtlineare Optimierung - 2. Hausaufgabe

Claudia Wohlgemuth *366323*
Thorsten Lucke *363089*
Felix Thoma *358638*

Tutor: Mathieu Rosière, Di 8-10 Uhr

16. Mai 2017

2.1	2.2	2.3	2.4	Σ

Anmerkungen:

Aufgabe 2.1

Es sei $f : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ konvex und $x \in \mathbb{R}^n$. Für $h \in \mathbb{R}^n$ bezeichne $f'(x, h)$ die Richtungsableitung von f im Punkt x in Richtung h und weiter definieren wir

$$g_h : \mathbb{R} \to \mathbb{R}, \quad g_h(t) = f(x + th).$$

(i) [1] Sei $h \in \mathbb{R}^n$ beliebig, aber fest gewählt. Mit der Konvexität von f folgt auch die Konvexität von g_h; betrachte dazu für $t_1, t_2 \in \mathbb{R}$, $\lambda \in [0, 1]$

$$\begin{aligned} g_h(\lambda t_1 + (1-\lambda)t_2) &= f((\lambda + (1-\lambda))x + (\lambda t_1 + (1-\lambda)t_2)h) \\ &= f(\lambda(x + t_1 h) + (1-\lambda)(x + t_2 h)) \\ &\leq \lambda f(x + t_1 h) + (1-\lambda) f(x + t_2 h) = \lambda g_h(t_1) + (1-\lambda) g_h(t_2). \end{aligned}$$

Dann gilt für $t, t_1, t_2 \in \mathbb{R}$ mit $t_1 < t < t_2$ wie aus Analysis I bekannt

$$\frac{g(t) - g(t_1)}{t - t_1} \leq \frac{g(t_2) - g(t_1)}{t_2 - t_1} \leq \frac{g(t_2) - g(t)}{t_2 - t}.$$

Diese Ungleichung zeigt, dass der Differenzenquotient monoton wachsend ist (fixiere dazu jeweils t_1, t_2 beziehungsweise t). Damit ist insbesondere $\frac{g(t)-g(0)}{t}$ für $t \searrow 0$ monoton fallend und durch $\frac{g(0)-g(-1)}{-1}$ nach unten beschränkt. Somit existiert

$$\lim_{t \to 0} \frac{g(t) - g(0)}{t} = \lim_{t \to 0} \frac{f(x + th) - f(x)}{t} = f'(x, h).$$

(ii) Sei $h \in \mathbb{R}^n$ und $\lambda > 0$, dann gilt mit $s = \lambda t$

$$\begin{aligned} f'(x, \lambda h) \qquad &= \lim_{t \to 0} \frac{f(x + t\lambda h) - f(x)}{t} = \lambda \lim_{t \to 0} \frac{f(x + t\lambda h) - f(x)}{\lambda t} \\ &= \lambda \lim_{s \to 0} \frac{f(x + sh) - f(x)}{s} = \lambda f'(x, h). \end{aligned}$$

(iii) Seien $h_1, h_2 \in \mathbb{R}^n$. Mit (ii) gilt dann

$$\begin{aligned} f'(x, h_1 + h_2) \qquad &= \lim_{t \to 0} \frac{f(x + t(h_1 + h_2)) - f(x)}{t} \\ &= \lim_{t \to 0} \frac{f((\frac{1}{2} + \frac{1}{2})x + \frac{1}{2}2th_1 + \frac{1}{2}2th_2)) - (\frac{1}{2} + \frac{1}{2})f(x)}{t} \\ &\leq \lim_{t \to 0} \frac{\frac{1}{2}f(x + 2th_1) - \frac{1}{2}f(x) + \frac{1}{2}f(x + 2th_2) - \frac{1}{2}f(x)}{t} \\ &= \frac{1}{2}f'(x, 2h_1) + \frac{1}{2}f'(x, 2h_2) \\ &= f'(x, h_1) + f'(x, h_2). \end{aligned}$$

(iv) Als Gegenbeispiel untersuchen wir die euklidische Norm $||\cdot||: \mathbb{R}^2 \to \mathbb{R}$ und ihre Richtungsableitung in Null. Dann ist

$$f'(0, e_1) = 1 \quad \text{und} \quad f'(0, e_2) = 1 \quad \text{sowie} \quad f'(0, e_1 + e_2) = \sqrt{2}.$$

---

[1] vgl. `http://www.mathematik.uni-dortmund.de/~tdohnal/TEACH/Seminar_AnaIII_SS2013/Strickmann_Konvexe_Fkt.pdf`; S.4

Aufgabe 2.2

Gegeben sei $z \in \mathbb{R}^n$. Wir untersuchen zu $\lambda \geq 0$

$$f_\lambda \colon \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}, \quad f_\lambda(x) = \frac{1}{2}\|x - z\|_2^2 + \lambda\|x\|_1 = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{n} |x_k - z_k|^2 + \lambda \sum_{k=1}^{n} |x_k|.$$

(i) Wir zeigen, dass für jedes $\lambda \geq 0$ ein eindeutiges $x_\lambda = \arg\min_{x \in \mathbb{R}^n} f_\lambda(x)$ gibt. Sei also $\lambda \geq 0$ beliebig. Wir zeigen, dass f_λ koerziv und streng konvex ist. Mit

$$f_\lambda(x) = \frac{1}{2}\|x-z\|_2^2+\lambda\|x\|_1 \geq \frac{1}{2}\|x-z\|_2^2 \geq \|x\|_2^2-\|x\|_2\|z\|_2+\|z\|_2^2 \geq \|x\|_2(\|x\|_2-\|z\|_2)$$

folgt die Koerzitivität von f_λ.
Auf der anderen Seite ist f_λ Summe einer streng konvexen Funktion $n : x \mapsto \|x-z\|_2^2$ und einer konvexen Funktion $x \mapsto \|x\|_1$ und somit selbst streng konvex. Bemerke dazu, dass $n''(x) = \mathrm{id}_{\mathbb{R}^n}$ positiv definit ist und daher n streng konvex und dass für alle $x, y \in \mathbb{R}^n$ und $t \in [0, 1]$ mit der Dreiecksungleichung

$$\|tx + (1 - t)y\|_1 \leq t\|x\|_1 + (1 - t)\|y\|_1$$

gilt. Insgesamt ist f_λ also streng konvex und somit insbesondere stetig sowie koerziv und besitzt damit einen eindeutigen Minimierer x_λ.

(ii)

Aufgabe 2.3

Sei $A\colon \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ linear und $b \in \mathbb{R}^m$. Wir betrachten die Abbildung $f\colon \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ mit

$$f(x) = \frac{1}{2}\|Ax-b\|^2 = \frac{1}{2}\langle Ax-b, Ax-b\rangle = \frac{1}{2}(\langle A^TAx, x\rangle - 2\langle A^Tx, b\rangle + \langle b, b\rangle).$$

(i) Dann ist die Ableitung in $x \in \mathbb{R}^n$, wie aus Analysis II bekannt, gegeben durch

$$f'(x) = A^TAx - A^Tb$$

gegeben. Damit ergibt sich der Gradient

$$\nabla f(x) = f'(x)^T = x^TA^TA - b^TA^T.$$

(ii) Ist $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$ ein Minimierer von f, dann ist insbesondere die notwendige Optimalitätsbedingung erfüllt, d.h. es gilt $f'(\bar{x}) = 0$ und somit $A^TA\bar{x} = A^Tb$. Wie aus Numerik bekannt, ist A^TA eine symmetrische, positiv semi-definite Matrix. Wegen $f''(x) = A^TA$ für alle $x \in \mathbb{R}^n$ ist f also konvex. Damit ist die Erfüllung der notwendigen Optimalitätsbedingung bereits hinreichend für Minimalität in einem Punkt.

(iii) Nach (i) genügt es zu zeigen, dass $A^Tb \in \operatorname{im} A^TA$ ist. Wir zeigen sogar $\operatorname{im} A^T = \operatorname{im} A^TA$. Dabei ist die Inklusion $\operatorname{im} A^T \supset \operatorname{im} A^TA$ klar. Für $x \in \mathbb{R}^n$ gilt weiterhin

$$\langle A^TAx, x\rangle = \langle Ax, Ax\rangle$$

d.h. $x \in \ker A^TA$ genau dann, wenn $x \in \ker A$ ist, kurz $\ker A^TA = \ker A$. Damit ist

$$\operatorname{rank} A^TA = \operatorname{rank} A = \operatorname{rank} A^T.$$

Daher muss bereits $\operatorname{im} A^T = \operatorname{im} A^TA$ gelten, d.h. es gibt eine Lösung $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$ von $A^TAx = A^Tb$.

(iv) Nach obiger Beobachtung ist $n = \operatorname{rank} A = \operatorname{rank} A^TA$ und somit $A^TA\colon \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^n$ ebenfalls injektiv und daher sogar bijektiv. Folglich erfüllt nur $x = (A^TA)^{-1}A^Tb$ die notwendige Optimalitätsbedingung und ist nach (ii) einziger Minimierer.

Aufgabe 2.4

Gegeben sei eine stetig differenzierbare Funktion $f\colon \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ und ein Punkt $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$. Für $d \in \mathbb{R}^n$ definieren wir

$$g_d\colon \mathbb{R} \to \mathbb{R}, \quad g_d(t) = f(\bar{x} + td).$$

(i) Sei f konvex und besitze für jedes $d \in \mathbb{R}^n$ die Funktion g_d in $\bar{x} \in \mathbb{R}$ ein lokales Minimum bei $t = 0$. Mit f ist auch g_d für $d \in \mathbb{R}^n$ differerenzierbar und mit der notwendigen Optimalitätsbedingung folgt

$$0 = g_d'(0) = \lim_{t\to 0} \frac{g_d(t) - g(0)}{t} = \lim_{t\to 0} \frac{f(\bar{x} + td) - f(\bar{x})}{t} = f'(\bar{x}, d).$$

Da f stetig differenzierbar ist, so ist die Ableitung in einem Punkt durch die partiellen Ableitungen gegeben. Insgesamt ist also $f'(\bar{x}) = 0$. Zusammen mit der Konvexität folgt bereits, dass $\bar{x}$ ein Minimierer von f ist.

(ii) Wir betrachten die stetig differenzierbare Funktion

$$f\colon \mathbb{R}^2 \to \mathbb{R}, \quad f(x, y) = (y - x^2)(y - 2x^2).$$

Für $d = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \in \mathbb{R}\backslash\{0\}$ ist

$$g_d(t) = (ty - t^2x^2)(ty - 2t^2x^2).$$

Für den Fall $x = 0$ und $y \neq 0$ vereinfacht sich die Funktion sogar zu

$$g_d(t) = t^2y^2 > 0 = g(0) \text{ für } t \neq 0$$

und falls $y = 0$ und $x \neq 0$ zu

$$g_d(t) = 2t^4x^4 > 0 = g(0) \text{ für } t \neq 0.$$

Andernfalls ist für $|t| < \frac{2|y|}{x^2}$ auch

$$g_d(t) > 0 = g_d(0) \text{ mit } t \neq 0.$$

Insgesamt ist $t = 0$ für jedes $d \in \mathbb{R}^2\backslash\{0\}$ ein lokaler Minimierer von g_d. Trotzdem ist

$$f(0, 0) = 0 > -1 = f(1, 1).$$