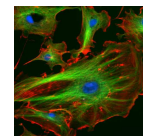


Übungen zur Vorlesung
**Variationsmethoden in der Biomedizinischen
Bildgebung**

WS 2010/11 — Blatt 10, Abgabe: Fr. 14.01.2011, 12 Uhr, BK 86



Aufgabe 1 (Gradientenverfahren, Funktionenräume)

(5 Punkte)

Gegeben sei ein allgemeines Variationsproblem der Form

$$J(u) := \int_{\Omega} G(u, \nabla u) dx \rightarrow \min_{u \in \mathcal{U}(\Omega)}$$

auf einem Hilbertraum $\mathcal{U}(\Omega)$. Ziel dieser Aufgabe ist die Auswirkung der Wahl von Funktionenräumen bei der Strategie „*First optimize then discretize*“ am Beispiel des Gradientenverfahrens zu studieren.

- (a) Wenn man der Lösungsstrategie „*First optimize then discretize*“ folgt, erhält man für $\mathcal{U}(\Omega) = L^2(\Omega)$ typischerweise ein Gradientenverfahren bzgl. euklidischer Distanz. Zum Vergleich *folgen Sie* dieser Strategie sowohl für $\mathcal{U}(\Omega) = L^2(\Omega)$ als auch für $\mathcal{U}(\Omega) = H^1(\Omega)$. Wie äußert sich der *Unterschied* der Funktionenräume im resultierenden (diskreten) Gradientenverfahren? (Hinweis: Gradientenfluss in \mathcal{U} und schwache Formulierung)
- (b) *Konkretisieren Sie* die allgemeine Betrachtung aus (a) an dem Beispiel

$$G(u, \nabla u) := u^2 + |\nabla u|^2.$$

Aufgabe 2 (First optimize then discretize vs. First discretize then optimize)(5 Punkte)

Für $\Omega = [0, 1]$ betrachten wir das inverse Problem $Ku = f$ mit

$$(Ku)(x) := \int_{\Omega} k(x, y) u(y) dy,$$

Kern $k(x, y) := e^{x-y}$ und gegebenen Daten f . Gegeben sei nun ein einfaches Variationsproblem zur Rekonstruktion bzgl. $u \in L^2(\Omega)$,

$$\frac{1}{2} \|(Ku)(x) - f(x)\|_{L^2(\Omega)}^2 + \frac{\alpha}{2} \|u\|_{L^2(\Omega)}^2 \rightarrow \min_{u \in L^2(\Omega)}.$$

Behandeln Sie das Problem einmal gemäß der Strategie „*First optimize then discretize*“ und einmal gemäß der Strategie „*First discretize then optimize*“. *Leiten Sie* in beiden Fällen ein *diskretisiertes Gradientenverfahren* her (der Einfachheit halber mit konstanter Zeit-Schrittweite σ). Für eine Diskretisierung im Ort nehmen Sie an, dass Ω in n Intervalle mit Orts-Schrittweite h äquidistant unterteilt wird. Diskretisieren Sie Integrale mit Hilfe der Trapezregel.

Wie *unterscheiden sich* die beiden resultierenden diskreten Algorithmen?

Aufgabe 3 (Gradientenverfahren, Exakte Schrittweite)

(5 Punkte)

Gegeben sei das quadratische Optimierungsproblem

$$\min_{u \in \mathbb{R}^n} J(u) \quad \text{mit } J : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, \quad J(u) = \frac{1}{2} u^T A u + b^T u$$

mit einer symmetrischen Matrix $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$. Betrachten Sie das Gradientenverfahren mit Suchrichtung $d_k := -g_k$ mit $g_k := \nabla J(u_k)$ für dieses Problem. Sei $k \in \mathbb{N}_0$ mit $d_k \neq 0$.

Zeigen Sie, dass

$$\sigma_k := \frac{g_k^T g_k}{g_k^T A g_k}$$

eine *exakte Schrittweite* darstellt. (Hinweis: Optimierungsproblem für exakte Schrittweiten)

Aufgabe 4 (Programmierung: Gradientenverfahren mit Schrittweite)

(5 Punkte)

Programmieren Sie das Gradientenverfahren zur Lösung der unbeschränkten Optimierungsaufgabe

$$\min_{u \in \mathbb{R}^n} J(u) \quad \text{mit } J : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}.$$

Das Verfahren soll als Funktion in Matlab realisiert werden, die mit

```
[u,Ju] = gradient_method(fun,u0,tolU,tolJ,gradfun)
```

aufgerufen werden kann. Dabei sei `fun` ein `function handle` (@) für die zu optimierende Funktion J , `gradfun` ein `function handle` für die Ableitung von J , `u0` ein Startvektor, `tolU` eine Toleranz für die Genauigkeit in u und `tolJ` eine Toleranz für die Genauigkeit in J .

Als sehr einfache Schrittweitenstrategie soll nach Berechnung der Suchrichtung d_k die Methode der Halbierung der Schrittweite benutzt werden: Beginnend mit $\sigma = 1$ wird die Schrittweite so lange halbiert, bis die Bedingung $J(u_k + \sigma d_k) < J(u_k)$ erfüllt ist.

Testen Sie das Verfahren an der Rosenbrock-Funktion, $J : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ mit $J(x) = 100(x_2 - x_1^2)^2 + (1 - x_1)^2$, einem Polynom 4. Grades und visualisieren Sie die Lösung.