

Maschinelles Lernen 2

Sommersemester 2011

Blatt 8

Abgabe bis Montag, 20. Juni 2011, 12:00 Uhr, Briefkasten bei Raum FR6061

In diesem Übungsblatt geht es um die Themen "Konvexe Optimierung" und "Multiple-Kernel Learning". Insgesamt können 40 Punkte erzielt werden.

1. **Geometrische Interpretation (10 Punkte)** Betrachte das folgende Optimierungsproblem:

$$\max_{w \in \mathbb{R}^n, \lambda \in \mathbb{R}} \lambda \quad \text{so dass} \quad \begin{aligned} \|w\|^2 &\leq 1, \\ \lambda &\leq w^T x_i, \quad i = 1, \dots, m. \end{aligned} \quad (1)$$

wobei $x_i \in \mathbb{R}^n, i = 1, \dots, m$, Vektoren sind, so dass es ein \hat{w} gibt, welches $\hat{w}^T x_i > 0$ für $i = 1, \dots, m$ erfüllt.

- Zeige, dass das Optimierungsproblem (1) konvex ist.
- Das Problem lässt sich so interpretieren, dass man zu gegebenen Punkten x_i eine Hyperebene durch den Nullpunkt sucht, die durch $w^T x = 0$ definiert ist. Welche Hyperebene wird durch das Optimierungsproblem beschrieben?

(Hinweis: Man könnte für ein zunächst festes w überlegen, wie das maximale λ aussieht. Beachte auch, dass für $\|w\| = 1, w^T x$ den Abstand von x von der Hyperebene angibt.)

2. **Lagrange-Dualität (10 Punkte)** Wir betrachten jetzt das folgende Optimierungsproblem:

$$\min_{\alpha \in \mathbb{R}^m} \left\| \sum_{i=1}^m \alpha_i x_i \right\| \quad \text{so dass} \quad \begin{aligned} \sum_{i=1}^m \alpha_i &= 1, \\ \alpha_i &\geq 0, \quad i = 1, \dots, m, \end{aligned} \quad (2)$$

- Zeige, dass das Problem (2) zu Problem (1) dual ist, und zeige, dass die Dualitätslücke ("duality gap") null ist.
- Problem (2) kann so interpretiert werden, dass man einen Punkt aus der konvexen Hülle der Punkte x_i sucht. Welcher Punkt wird durch das Problem beschrieben?

(Hinweis: Der Lagrangefaktor für die Nebenbedingung $\|w\|^2 \leq 1$ verschwindet nicht sofort in der Rechnung, kann aber ganz zum Schluss explizit maximiert werden.)

3. **Lernen mit mehreren Kernen (20 Punkte)**. Um mit mehreren Kernen zu Lernen kann man das folgende Optimierungsproblem lösen

$$\begin{aligned} \min_{w, \xi, \beta} \quad & \frac{1}{2} \|w\|_2^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s.t.} \quad & y_i \langle w, \phi_\beta(x_i) \rangle \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0 \\ & \beta \geq \mathbf{0}, \quad \|\beta\|_p \leq 1, \end{aligned} \quad (3)$$

wobei $\phi_\beta = \sqrt{\beta_1} \phi_1 \times \dots \times \sqrt{\beta_m} \phi_m$ und der Gewichtsvektor w hat die Blockstruktur $w = (w_1^\top, \dots, w_m^\top)^\top$.

- (a) Das Optimierungsproblem (3) ist nicht konvex. Finde eine konvexe Formulierung des Problems und argumentiere, dass diese tatsächlich konvex ist. (Hinweis: Ersetze den Gewichtsvektor geschickt durch $w_j^{\text{NEW}} = \sqrt{\beta_j} w_j^{\text{OLD}}$. Siehe auch Kapitel 3 in http://www.stanford.edu/~boyd/cvxbook/bv_cvxbook.pdf

- (b) Betrachte das aus (a) resultierende Optimierungsproblem. Nimm weiterhin an, dass die Variablen w und ζ fest sind, d.h. β die einzige freie Variable ist. Zeige, dass das Optimum des Problems bei

$$\beta_j^* = \frac{\|w_j\|^{\frac{2}{p+1}}}{\sqrt[p]{\sum_{l=1}^m \|w_l\|^{\frac{2p}{p+1}}}}$$

erreicht wird. (*Hinweis:* Nutze die KKT-Bedingungen für Deinen Beweis.)

Für Fragen zum Übungsblatt bitte in der Google Group <http://groups.google.com/group/ml-tu> registrieren und die Fragen an die Mailingliste stellen.