



### **Semi Supervised Support Vector Machines**

Bethe, Herdick Classification Algorithms FIN OvGU 6.12.2016





## Agenda

Idee der S3VMs

**Erinnerung: SVMs** 

Loss-Funktionen

Optimierungsproblem der S3VM

Lösung des Optimierungsproblems

Quellen





#### Idee der S3VMs

- Gelabelte Daten sind teuer
- Also: Ungelabelte Daten zusätzlich verwenden
- Wie kann man die ungelabelten Daten den Optimierungsterm der SVMs hinzufügen?
- Wie findet man die neue Hyperebene?

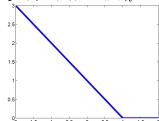


### Optimierungsproblem der SVM

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} ||w||^2 - \sum_{i=1}^{n} \alpha_i (y_i (\langle w, x_i \rangle + b) - 1)$$

# **Hinge-Loss-Funktion**

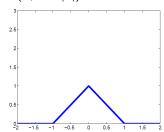
- Bewerten die Klassifikation eines Punktes
- Angewandt auf normale SVMs
  - Hinge-Loss:  $\mathcal{L}(y, t) = max(0, 1yt)$
  - $\inf_{f \in \mathcal{H}} \frac{1}{I} \sum_{i=1}^{I} \mathcal{L}(y_i', f(x_i)) + \lambda ||f||_{\mathcal{H}}^2$



Hinge Loss:

#### Hat-Loss-Funktion

- Um die ungelabelten Daten nutzen zu können, wird erstmal eine vorläufige Hyperebene erstellt.
- Den ungelabelten Daten wird  $y_i = sign(f(x))$  zugewiesen.
- Da sign(f(x)) \* f(x) = |f(x)|, gilt für die ungelabelten Daten  $\mathcal{L}(t) = max(0, 1 |t|)$



• Hat Loss:





## Optimierungsproblem der S3VM

$$\min_{f} \sum_{i=1}^{l} \mathcal{L}(y'_i, f(x_i)) + \lambda \|h\|_{H}^{2} + \lambda_2 \sum_{i=l+1}^{l+u(n??)} \mathcal{L}_{HAT}(f(x_i))$$



## Optimierungsproblem der S3VM - eingesetzt

$$\min_{f} \sum_{i=1}^{l} (1 - y_i f(x_i))_+ + \lambda ||h||_{H_k}^2 + \lambda_2 \sum_{i=l+1}^{n} (1 - |f(x_i)|)_+$$





## Lösung des Optimierungsproblems

- Kombinatorischer Ansatz
  - Genereller Ansatz: Kompletter Lösungsbaum
  - Recht aufwändig:  $O(2^n)$
- Kontinuierlicher Ansatz





#### Kontinuierlicher Ansatz

- Quasi-Newton Annäherung
  - Ersetzen der Loss-Funktionen durch ableitbare
  - Problem der nicht konvexen Hat-Loss-Funktion durch mithilfe des Quasi-Newtonschen Verfahrens umgehen
  - Über verschiedene Optimierungsverfahren kann der Aufwand dieser Methode gedrückt werden





#### Quellen

- Gieseke, F., Airola, A. Pahikkala, T., Kramer, O. (2012).
  SPARSE QUASI-NEWTON OPTIMIZATION FOR SEMI-SUPERVISED SUPPORT VECTOR MACHINES
- Nürnberger, A. (2016). Advanced Topics in Machine Learning: Semi-Supervised Learning





#### Danke für eure Aufmerksamkeit!