

Support Vector Machines

André Hopfgartner & Matthias Rupp

08.06.2021

Vorarlberg University of Applied Sciences

Agenda

1. Einführung
2. Hard-Margin Support Vector Machine
3. Soft-Margin Support Vector Machine
4. Vergleich Hard- & Soft-Margin Support Vector Machine
5. Nichtlineare Trennung

Einführung

Ziel: lineare Trennung zweier Klassen

Ziel: lineare Trennung zweier Klassen

Wie?: Definition einer (Hyper-) Ebene

Ziel: lineare Trennung zweier Klassen

Wie?: Definition einer (Hyper-) Ebene

Nebenbedingung: Möglichst großer freier Bereich

Intuition

Ziel: lineare Trennung zweier Klassen

Wie?: Definition einer (Hyper-) Ebene

Nebenbedingung: Möglichst großer freier Bereich



Arten von SVM

Arten von SVM:

- *Hard-Margin SVM*: Daten werden 100% korrekt getrennt
- *Soft-Margin SVM*: Einzelne Datenpunkte können falsch klassifiziert werden um insgesamt bessere Trennung zu erhalten



Hard-Margin Support Vector Machine

Gegeben sei ein Gewichtsvektor $w \in \mathbb{R}^K$, ein Bias $b \in \mathbb{R}$, ein beliebiger Punkt $x_n \in \mathbb{R}^K$ und ein zugehöriges Label $y_n \in \{-1, +1\}$. Eine Ebene im Raum kann allgemein definiert werden durch:

$$w^T x_n + b = 0 \tag{1}$$

Ziel der SVM: w und b bestimmen für optimale Trennung

Annahme: w und b bereits bekannt

Wie klassifiziert man einen Punkt x_n ?

Annahme: w und b bereits bekannt

Wie klassifiziert man einen Punkt x_n ?

Liegt x_n über oder unter Ebene = Vorzeichen:

$$\begin{aligned} y = \text{sign}(w^T x_n + b) & \quad \text{ist gleichbedeutend mit} \\ w^T x_n + b > 0 & \quad \text{für } y_n = +1 \\ w^T x_n + b < 0 & \quad \text{für } y_n = -1 \end{aligned}$$

Bisher: Punkte können genau auf der Grenze liegen wenn

$$w^T x_n + b = 0$$

Einführung eines Trennbandes

Striktere Regel: Um Ebene soll Band frei bleiben

$$w^T x_n + b \geq +1 \quad \text{für } y_n = +1$$

$$w^T x_n + b \leq -1 \quad \text{für } y_n = -1$$



Beidseitige Multiplikation mit y_n

$$y_n(w^T x_n + b) \geq 1 \quad \text{für } y_n = +1$$

$$y_n(w^T x_n + b) \geq 1 \quad \text{für } y_n = -1$$

Beidseitige Multiplikation mit y_n

$$y_n(w^T x_n + b) \geq 1 \quad \text{für } y_n = +1$$

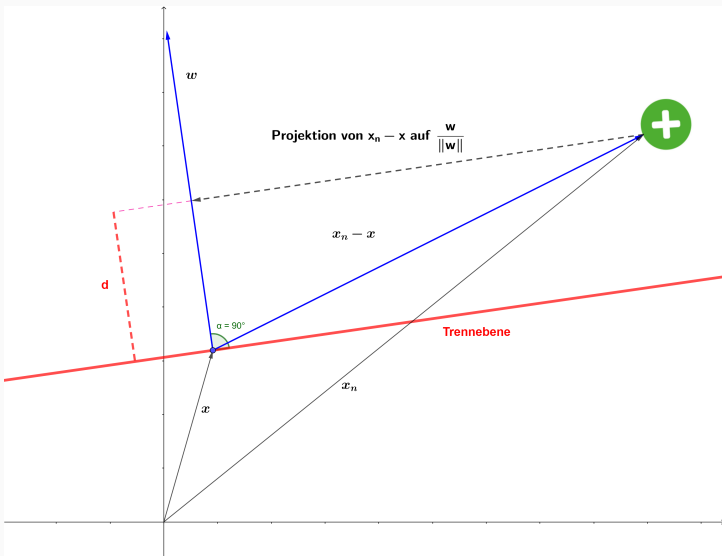
$$y_n(w^T x_n + b) \geq 1 \quad \text{für } y_n = -1$$

Für den Fall, dass $x_n = \hat{x}$ genau an der Grenze des Trennbandes liegt, gilt somit:

$$y_n(w^T \hat{x} + b) = 1 \tag{5}$$

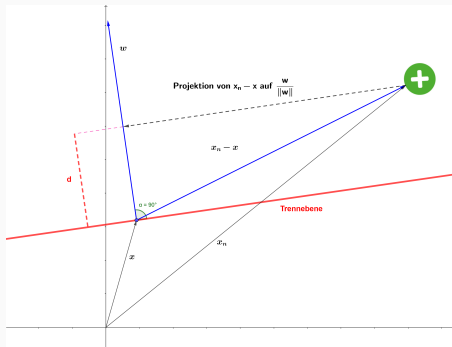
Normalabstand eines Punktes zur Ebene

Gesucht: Normalabstand d eines Punktes $x_n \in \mathbb{R}^K$ zur Ebene



Normalabstand eines Punktes zur Ebene

$$\begin{aligned}d &= \left| \frac{w^T}{\|w\|} (x_n - x) \right| = \\&= \frac{1}{\|w\|} |(w^T x_n - w^T x)| = \\&= \frac{1}{\|w\|} |(w^T x_n + b - (w^T x + b))|\end{aligned}$$



Normalabstand eines Punktes zur Ebene

$$d = \frac{1}{\|w\|} |(w^T x_n + b - (w^T x + b))|$$

Weil der Punkt x auf der Ebene liegt gilt $w^T x + b = 0$ und somit für den Normalabstand eines beliebigen Punktes x_n :

$$d = \frac{1}{\|w\|} |(w^T x_n + b)|$$

Breite des Trennbands

$$d = \frac{1}{\|w\|} |(w^T x_n + b)|$$

Annahme: $x_n = \hat{x}$ ist der am nächsten zur Ebene liegende Punkt auf der Grenze des Trennbands

Weil $y_n(w^T \hat{x} + b) = 1 = |w^T \hat{x} + b|$ gilt ergibt sich der minimale Normalabstand D :

$$D = \frac{1}{\|w\|}$$

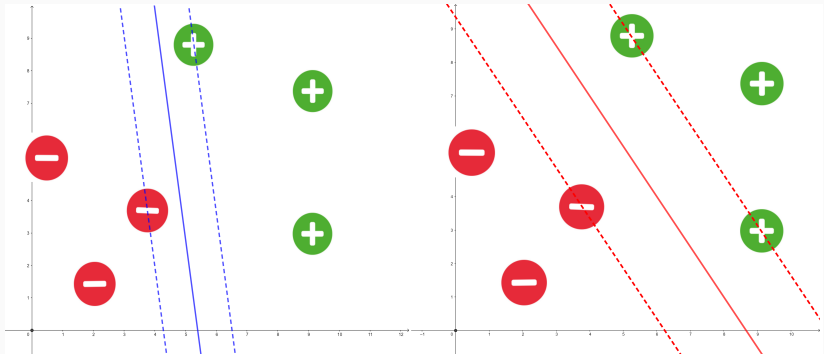
Weil D der minimale Normalabstand zur Ebene ist, ist $2D$ die Breite des freien Trennbands.

Reminder

Ziel: lineare Trennung mit möglichst breitem, freien Trennband

Entspricht Maximierung:

$$\max_w (2D) = \max_w \frac{2}{\|w\|} = \max_w \frac{1}{\|w\|}$$



$$\begin{aligned} \max_w \quad & \frac{1}{\|w\|} \\ \text{mit} \quad & \min_{n=1..N} |w^T x_n + b| = 1 \end{aligned}$$

$\min_{n=1..N} |w^T x_n + b| = 1$ ist der am nächsten zur Ebene liegende Punkt \hat{x}

Beidseitige Multiplikation mit y_n zur Vermeidung des Betrags:

$$|w^T x_n + b| = y_n(w^T x_n + b)$$

Nach Umformung (Maximierung in Minimierung) und Verallgemeinerung der Nebenbedingung auf beliebige Punkte x_n :

$$\begin{array}{ll} \min_w & \frac{1}{2} w^T w \\ \text{mit} & y_n(w^T x_n + b) \geq 1 \text{ für } n = 1..N \end{array}$$

Bemerkungen:

- Faktor $\frac{1}{2}$ wird so gewählt weil dieser später wegfällt
- $w^T w$ und $\|w\|$ sind aus Optimierungssicht gleichbedeutend, Problem ist in dieser Form aber besser optimierbar

Optimierungsproblem mit Ungleichung als Nebenbedingung

Umformen der Nebenbedingung:

$$\begin{array}{ll} \min_{\mathbf{w}} & \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} \\ \text{mit} & y_n(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_n + b) - 1 \geq 0 \text{ für } n = 1..N \end{array}$$

Aufstellen der Lagrange Gleichung

Ungleichung wird von zu optimierender Funktion abgezogen und Lagrange Multiplikatoren eingeführt:

$$\min_{w,b} \quad \mathcal{L}(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{n=1}^N \alpha_n (y_n (w^T x_n + b) - 1)$$

$$\max_{\alpha_n} \quad \alpha_n \geq 0 \text{ für } n = 1..N$$

Lösung durch 0 setzen der partiellen Ableitungen:

$$\nabla_w \mathcal{L} \stackrel{!}{=} \vec{0}$$

$$\frac{\partial}{\partial b} \mathcal{L} \stackrel{!}{=} 0$$

Lösen der Lagrange Gleichung

Nach w :

$$\nabla_w \mathcal{L} = w - \sum_{n=1}^N \alpha_n y_n x_n \stackrel{!}{=} \vec{0}$$

$$w = \sum_{n=1}^N \alpha_n y_n x_n$$

Nach b :

$$\frac{\partial}{\partial b} \mathcal{L} = - \sum_{n=1}^N \alpha_n y_n \stackrel{!}{=} 0$$

$$\sum_{n=1}^N \alpha_n y_n = 0$$

Rücksubstitution in Lagrange Gleichung

Aufteilen der Summe:

$$\begin{aligned}\mathcal{L}(w, b, \alpha) &= \frac{1}{2} w^T w - \sum_{n=1}^N \alpha_n (y_n (w^T x_n + b) - 1) = \\ &= \frac{1}{2} w^T w - \left[\sum_{n=1}^N \alpha_n y_n b - \sum_{n=1}^N \alpha_n + \sum_{n=1}^N \alpha_n y_n w^T x_n \right]\end{aligned}$$

Aus Ableitung nach b wissen wir $\sum_{n=1}^N \alpha_n y_n = 0$:

$$\mathcal{L}(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w^T w - \left[- \sum_{n=1}^N \alpha_n + \sum_{n=1}^N \alpha_n y_n w^T x_n \right]$$

Rücksubstitution in Lagrange Gleichung

Vergleicht man den Term $\sum_{n=1}^N \alpha_n y_n w^T x_n$ mit dem Ergebnis der partiellen Ableitung nach w ($w = \sum_{n=1}^N \alpha_n y_n x_n$) erkennt man, dass gilt:

$$\sum_{n=1}^N \alpha_n y_n w^T x_n = w^T w$$

Eingesetzt in Lagrange Gleichung:

$$\mathcal{L}(\alpha) = \sum_{n=1}^N \alpha_n - \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M y_n y_m \alpha_n \alpha_m x_n^T x_m$$

Maximierung ohne Nebenbedingung

Quadratic Programming Problem ($x_n^T x_m$):

$$\max_{\alpha} \quad \mathcal{L}(\alpha) = \sum_{n=1}^N \alpha_n - \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M y_n y_m \alpha_n \alpha_m x_n^T x_m$$

$$\text{mit} \quad \alpha_n \geq 0 \text{ für } n = 1..N$$

$$\sum_{n=1}^N \alpha_n y_n = 0 \text{ für } n = 1..N$$

Lösung mittels QP-Solver

Ergebnis: α Vektor mit α_n Lagrange-Multiplikatoren

α Vektor mit α_n Faktoren ist bekannt aus QP-Solver

Bestimmen von w :

$$w = \sum_{n=1}^N \alpha_n y_n x_n$$

A test with images

- Some
- text
- on left side of slide here..
- Abb. 1 zeigt blabla.

A test with images

- Some
- text
- on left side of slide here..
- Abb. 1 zeigt blabla.

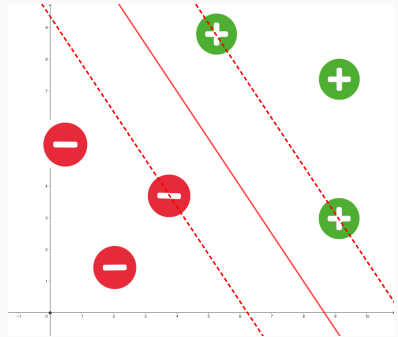


Abbildung 1: Abhängig von der Lage der Trennebene entstehen schmale (blau) oder breite (rot) Trennbänder. Ziel ist die Maximierung der Breite des Trennbands durch die Ermittlung der optimalen Lage der Trennebene.

$$y = \text{sign}(w^T x + b) \quad \text{gleichbedeutend mit} \quad (11a)$$

$$w^T x + b > 0 \quad \text{für } y = +1 \quad (11b)$$

$$w^T x + b < 0 \quad \text{für } y = -1 \quad (11c)$$

In Gleichung (11) wird ..

Footcite example¹

burges_tutorial_1998

¹platt_sequential_1998.

Soft-Margin Support Vector Machine

Vergleich Hard- & Soft-Margin Support Vector Machine

Nichtlineare Trennung

Fragen?

