Support Vector Machines

André Hopfgartner & Matthias Rupp

08.06.2021

Vorarlberg University of Applied Sciences

FH 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

Intuition

Ziel: lineare Trennung zweier Klassen

Intuition

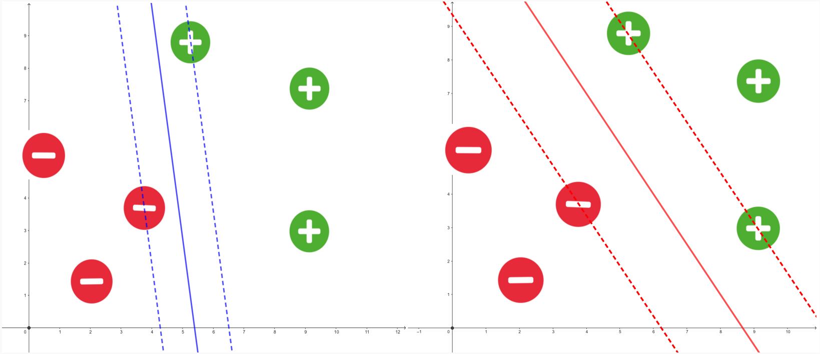
Ziel: lineare Trennung zweier Klassen
Wie?: Definition einer (Hyper-) Ebene

Intuition

Ziel: lineare Trennung zweier Klassen
Wie?: Definition einer (Hyper-) Ebene
Nebenbedingung: Möglichst großer freier Bereich

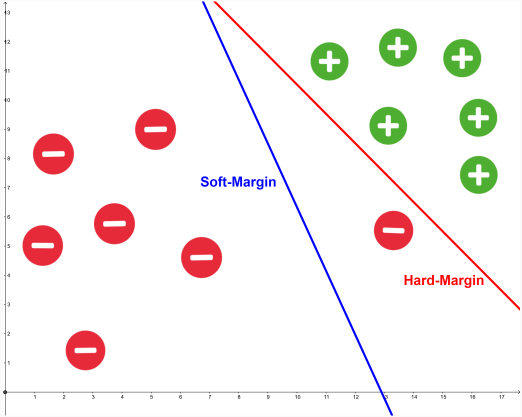
Intuition

Ziel: lineare Trennung zweier Klassen
Wie?: Definition einer (Hyper-) Ebene
Nebenbedingung: Möglichst großer freier Bereich



Arten von SVM:

- *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

Mathematische Formulierung

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

Klassifikation

Annahme: w und b bereits bekannt

Wie klassifiziert man einen Punkt x_n?

Klassifikation

Annahme: w und b bereits bekannt

Wie klassifiziert man einen Punkt x_n?

Liegt x_n über oder unter Ebene = Vorzeichen:

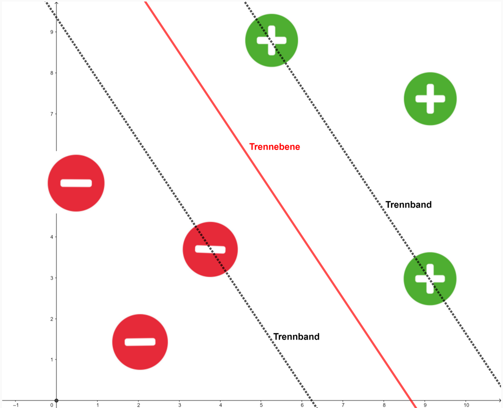
$$
\begin{aligned}
y = sign(w^T x_n + b) & \qquad \text{ist gleichbedeutend mit} \\
w^T x_n + b > 0 & \qquad \text{für } y_n = +1 \\
w^T x_n + b < 0 & \qquad \text{für } y_n = -1
\end{aligned}
$$

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

$$
\begin{aligned}
w^T x_n + b &\geq +1 \qquad \text{für } y_n = +1 \\
w^T x_n + b &\leq -1 \qquad \text{für } y_n = -1
\end{aligned}
$$



Einführung eines Trennbandes

Beidseitige Multiplikation mit y_n

$$
\begin{aligned}
y_n(w^T x_n + b) &\geq 1 \qquad \text{für } y_n = +1 \\
y_n(w^T x_n + b) &\geq 1 \qquad \text{für } y_n = -1
\end{aligned}
$$

Einführung eines Trennbandes

Beidseitige Multiplikation mit y_n

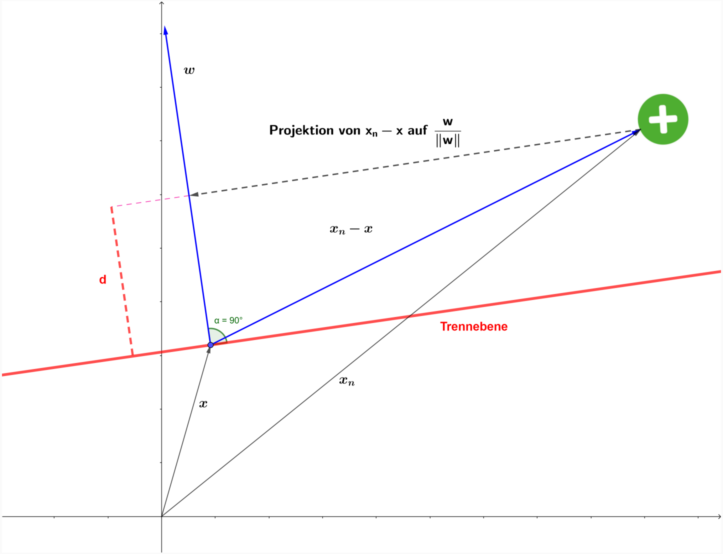
$$
\begin{aligned}
y_n(w^T x_n + b) &\geq 1 \qquad \text{für } y_n = +1 \\
y_n(w^T x_n + b) &\geq 1 \qquad \text{für } y_n = -1
\end{aligned}
$$

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

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

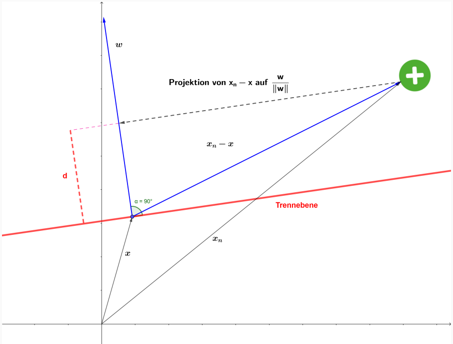
Normalabstand eines Punktes zur Ebene

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



Normalabstand eines Punktes zur Ebene

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



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:

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

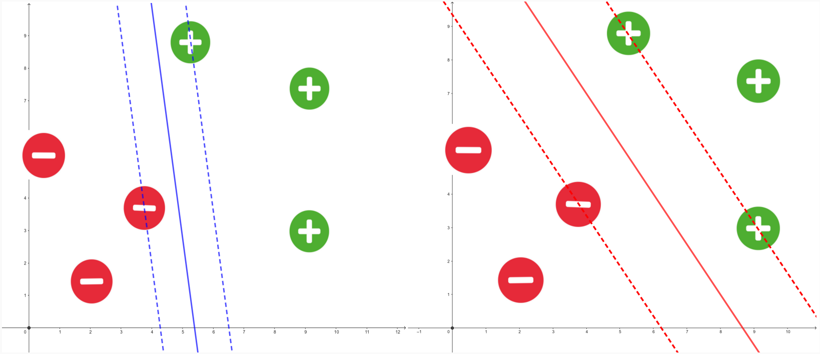
Weil D der minimale Normalabstand zur Ebene ist, ist $2D$ die Breite des freien Trennbands.

Reminder

Ziel: lineare Trennung mit möglichst breitem, freien Trennband

Entspricht Maximierung:

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



Optimierungsproblem

$$\max_{w} \quad \frac{1}{\|w\|}$$
$$\text{mit} \quad \min_{n=1..N} |w^T x_n + b| = 1$$

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

Beidseitige Multiplikation mit y_n zur Vermeidung des Betrags:

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

Optimierungsproblem

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

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

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

Lagrange Optimierung

Optimierungsproblem mit Ungleichung als Nebenbedingung

Umformen der Nebenbedingung:

$$\begin{aligned} \min_{w} \quad & \frac{1}{2} w^T w \\ \text{mit} \quad & y_n(w^T x_n + b) - 1 \geq 0 \text{ für } n = 1..N \end{aligned}$$

Aufstellen der Lagrange Gleichung

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

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

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

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:

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

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

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

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:

$$\sum_{n=1}^{N} \alpha_n y_n w^T x_n = w^T w =$$
$$= \sum_{n=1}^{N} \sum_{m=1}^{M} y_n y_m \alpha_n \alpha_m x_n^T x_m$$

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 ($x_n^T x_m$):

$$
\begin{aligned}
\max_{\alpha} \qquad & \mathcal{L}(\alpha) = \sum_{n=1}^{N} \alpha_n - \frac{1}{2} \sum_{n=1}^{N} \sum_{m=1}^{M} y_n y_m \alpha_n \alpha_m x_n^T x_m \\
\text{mit} \qquad & \alpha_n \geq 0 \text{ für } n = 1..N \\
& \sum_{n=1}^{N} \alpha_n y_n = 0 \text{ für } n = 1..N
\end{aligned}
$$

Lösung mittels QP-Solver

Ergebnis: α Vektor mit α_n Lagrange-Multiplikatoren

Bestimmung Gewichtsvektor

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.

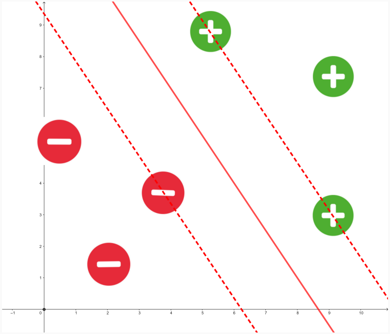


Abbildung 1: Abhängig von der Lage der Trennebene entstehen schmale (blau) oder breite (rot) Trennbänder. Ziel ist die Maximierung der Breite des Trennbands durch die Ermittlung der optimalen Lage der Trennebene.

citation tests

$$
\begin{aligned}
y = sign(w^T x + b) &\qquad \text{gleichbedeutend mit} \qquad (11a)\\
w^T x + b > 0 &\qquad \text{für } y = +1 \qquad (11b)\\
w^T x + b < 0 &\qquad \text{für } y = -1 \qquad (11c)
\end{aligned}
$$

In Gleichung (11) wird ..

Footcite example[1]

burges_tutorial_1998

[1]**platt_sequential_1998**.

Soft-Margin Support Vector Machine

Vergleich Hard- & Soft-Margin Support Vector Machine

Nichtlineare Trennung

Fragen?