

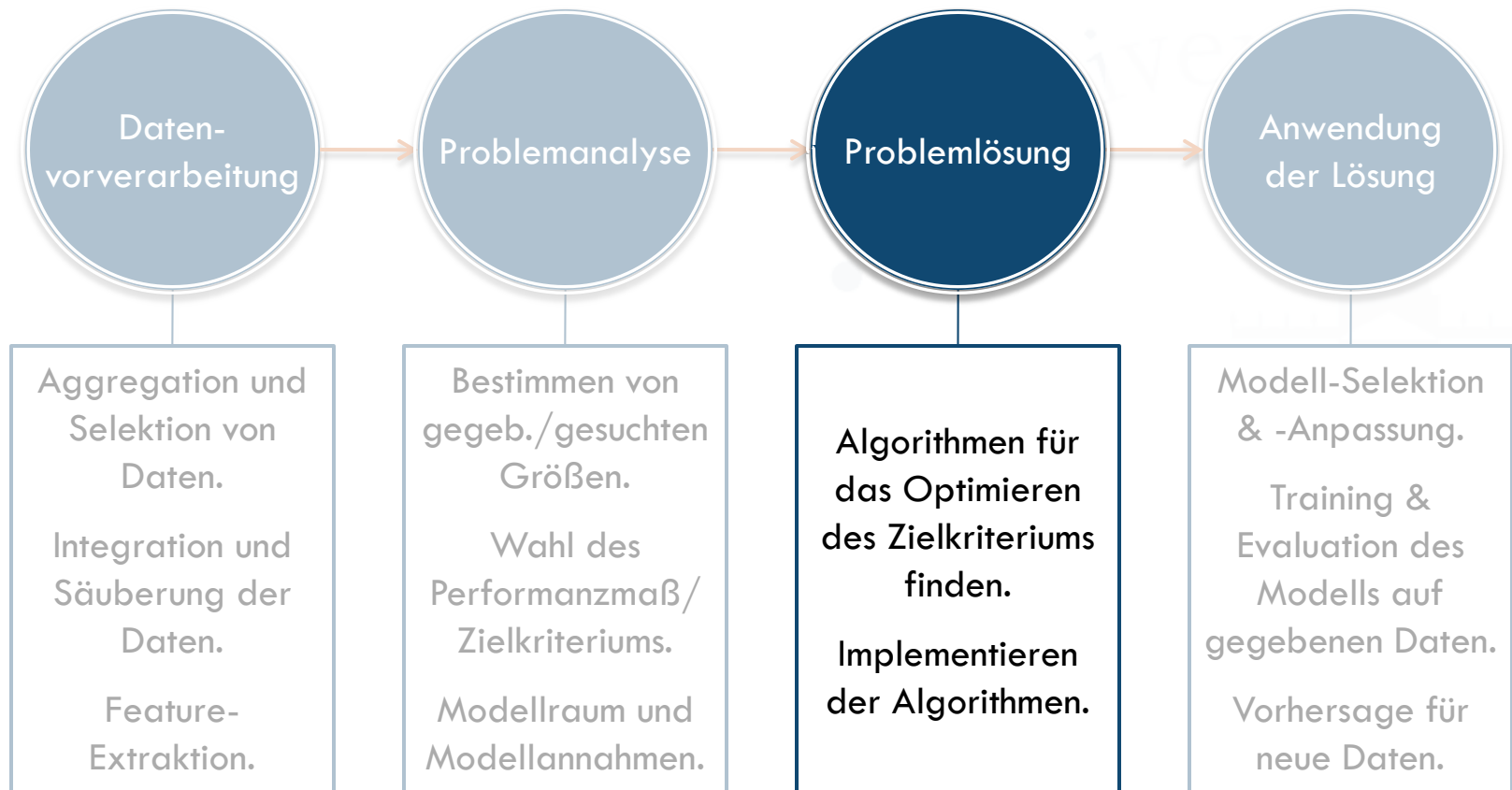


INTELLIGENTE DATENANALYSE IN MATLAB

Überwachtes Lernen: Nicht-lineare Modelle

Überblick

□ Schritte der Datenanalyse:



Überwachtes Lernen

Problemstellung



- Gegeben: Trainingsdaten mit bekanntem Zielattributen (gelabelte Daten).
- Eingabe: Instanz (Objekt, Beispiel, Datenpunkt, Merkmalsvektor) = Vektor mit Attribut-Belegungen.
- Ausgabe: Belegung des/der Zielattribut(e).
 - Klassifikation: Nominaler Wertebereich des Zielattributs.
 - Ordinale Regression: Ordinaler Wertebereich des Zielattributs.
 - Regression: Numerischer Wertebereich des Zielattributs.
- Gesucht: Modell $f : \mathbf{x} \mapsto y$.

Überwachtes Lernen

Arten von Modellen



- Entscheidungsbäume/Regelsysteme:
 - Klassifikations-, Regressions-, Modellbaum.
- Lineare Modelle:
 - Trennebenen, Regressionsgerade.
- **Nicht-lineare Modelle, linear in den Parametern:**
 - Nicht-lineare Datentransformation + lineares Modell.
 - Kernel-Modell.
 - Probabilistisches Modell.
- Nicht-lineare Modelle, nicht-linear in den Parametern:
 - Neuronales Netz.

Kernel-Modelle

Motivation

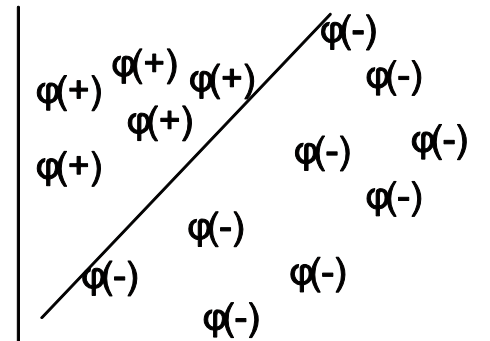
- Problem:
 - ▣ Suche nach nicht-linearen Modellen schwierig (siehe Entscheidungsbäume).
 - ▣ Lineare Modelle aber nur geeignet bei (nahezu) linear separierbaren Daten.

- Idee:
 - ▣ Beispiele in anderen Raum abbilden, in dem sie linear separierbar sind.
 - ▣ Lineares Modell in diesem Raum finden.



Eingaberaum

Featureraum



Kernel-Modelle

Ansatz

- Abbildung von m -dimensionalen Eingaberaum in k -dimensionalen Featureraum:

$$\varphi: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^k \text{ mit } \varphi(\mathbf{x}) = [\varphi_1(\mathbf{x}) \quad \varphi_2(\mathbf{x}) \quad \cdots \quad \varphi_k(\mathbf{x})]^T = \dot{\mathbf{x}}$$

Beispiel für $m=2$ und $k=4$:

$$\varphi\left(\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}\right) = \begin{bmatrix} \varphi_1(\mathbf{x}) = x_1 \\ \varphi_2(\mathbf{x}) = x_2 \\ \varphi_3(\mathbf{x}) = x_1 x_2 \\ \varphi_4(\mathbf{x}) = 1 \end{bmatrix} = \dot{\mathbf{x}}$$

Kernel-Modelle

Grundlage: lineares Modell im Featureraum

- Hyperebene $H_{\mathbf{w}}$ im Featureraum ist durch Normalenvektor \mathbf{w} gegeben:

$\varphi(\mathbf{x})$ statt \mathbf{x}

$$H_{\mathbf{w}} = \{\mathbf{x} \mid f(\mathbf{x}) = \varphi(\mathbf{x})^T \mathbf{w} = 0\}$$

- Entscheidungsfunktion für Klassifikation:

$$y(\mathbf{x}) = \text{sign}(f(\mathbf{x}))$$

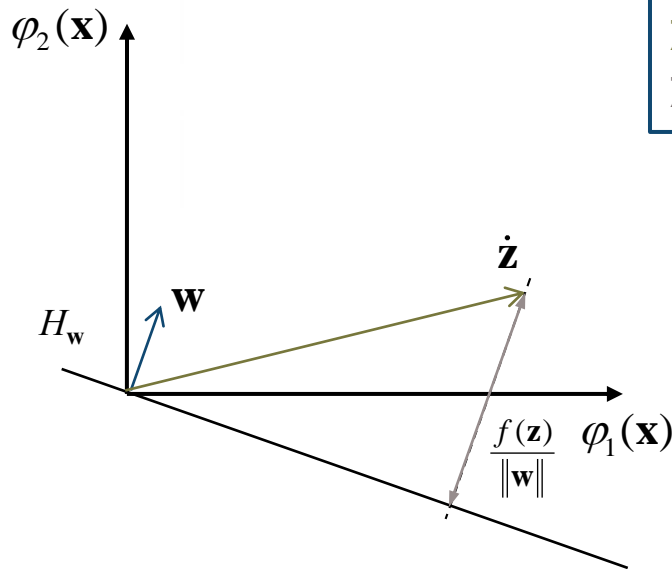
- Entscheidungsfunktion für Regression:

$$y(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x})$$

Kernel-Modelle

Grundlage: lineares Modell im Featureraum

□ Hyperebene $H_{\mathbf{w}} = \{\mathbf{x} \mid f(\mathbf{x}) = \varphi(\mathbf{x})^T \mathbf{w} = 0\}$:



Normalenvektor \mathbf{w}
 Zu klassifizierender Punkt $\varphi(\mathbf{z}) = \begin{bmatrix} \varphi_1(\mathbf{z}) \\ \varphi_2(\mathbf{z}) \end{bmatrix} = \dot{\mathbf{z}}$
 Zielfunktionswert $f(\mathbf{z})$

Kernel-Modelle

Grundlage: lineares Modell im Featureraum

- Gegeben: n Trainingsinstanzen \mathbf{x}_i mit Zielattribut y_i .

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \quad \mathbf{x}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{x}_n] = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad \mathbf{y} = [y_1 \quad y_2 \quad \cdots \quad y_n]$$

- Gesucht: Parametervektor \mathbf{w} der Klassifikations-/Regressionsfunktion $f(\mathbf{x}) = \varphi(\mathbf{x})^T \mathbf{w}$.
- Aber: Featureraum (Dimensionalität k) evtl. sehr groß
 \Rightarrow viele freie Parameter $\mathbf{w} = [w_1 \quad \cdots \quad w_k]^T \in \mathbb{R}^k$.

Kernel-Modelle

Representer Theorem

- Gemappte Datenpunkte $\varphi(\mathbf{x}_i)$ spannen Unterraum der Dimension $\leq k$ auf.
 - Hyperebene $H_{\mathbf{w}} = \{\mathbf{x} \mid f(\mathbf{x}) = \varphi(\mathbf{x})^T \mathbf{w} = 0\}$ muss in diesem Unterraum liegen.
- ⇒ Gewichtsvektor \mathbf{w} lässt sich als Linearkombination der Punkte $\varphi(\mathbf{x}_i)$ darstellen:

$$\forall \mathbf{w} \exists \boldsymbol{\alpha} \in \mathbb{R}^n \quad \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi(\mathbf{x}_i) \quad \Rightarrow \quad f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \underbrace{\varphi(\mathbf{x}_i)^T \varphi(\mathbf{x})}_{k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})}$$

Kernel-Modelle

Representer Theorem

- Skalarprodukt $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \varphi(\mathbf{x})^T \varphi(\mathbf{x}')$ misst Ähnlichkeit zwischen \mathbf{x} und \mathbf{x}' im Feature Raum.
 - Statt k -dimensionalen (primalen) Gewichtsvektor \mathbf{w} , Suche nach n -dimensionalen (dualen) Gewichtsvektor α
- ⇒ Dimensionalität des Feature Raums k kann beliebig hoch sein, theoretisch sogar $k = \infty$ möglich!

Kernel-Modelle

Kernel-Funktion

- Wozu Mapping $\varphi(\mathbf{x})$ explizit angeben?
 - ▣ Nahezu jedes Ähnlichkeitsmaß kann als Kernel k verwendet werden!

- Beispiele für Kernel-Funktionen:
 - ▣ Linearer Kernel: $k_{lin}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \mathbf{x}^T \mathbf{x}'$
 - ▣ Polynomieller Kernel: $k_p(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = (\mathbf{x}^T \mathbf{x}' + c)^p$
 - ▣ Radial Basis Function: $k_{rbf}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|_2^2\right)$
 - ▣ String-Kernel (z.B. Editierdistanz).
 - ▣ Graph-Kernel.

Kernel-Modelle

Kernel-Matrix

- Kernel-Matrix $K_{ij} = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_i)^\top \varphi(\mathbf{x}_j)$ definiert Ähnlichkeitsmatrix zwischen allen Trainingsbeispielen \mathbf{x}_i .

- Eigenschaften der Kernel-Matrix:

- Symmetrisch: $\mathbf{K} = \mathbf{K}^\top$

- Positiv semidefinit: $\exists \Phi \in \mathbb{R}^{m \times n} \quad \mathbf{K} = \Phi^\top \Phi$

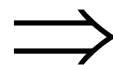
- Kernel-Komposition:

$$\mathbf{K}' = c + \mathbf{K}$$

$$\mathbf{K}' = c\mathbf{K}$$

$$\mathbf{K}' = \mathbf{K}^{(1)} + \mathbf{K}^{(2)}$$

$$\mathbf{K}' = \mathbf{K}^{(1)} \circ \mathbf{K}^{(2)}$$



$$K'_{ij} = K_{ij}^p$$

$$K'_{ij} = e^{K_{ij}}$$

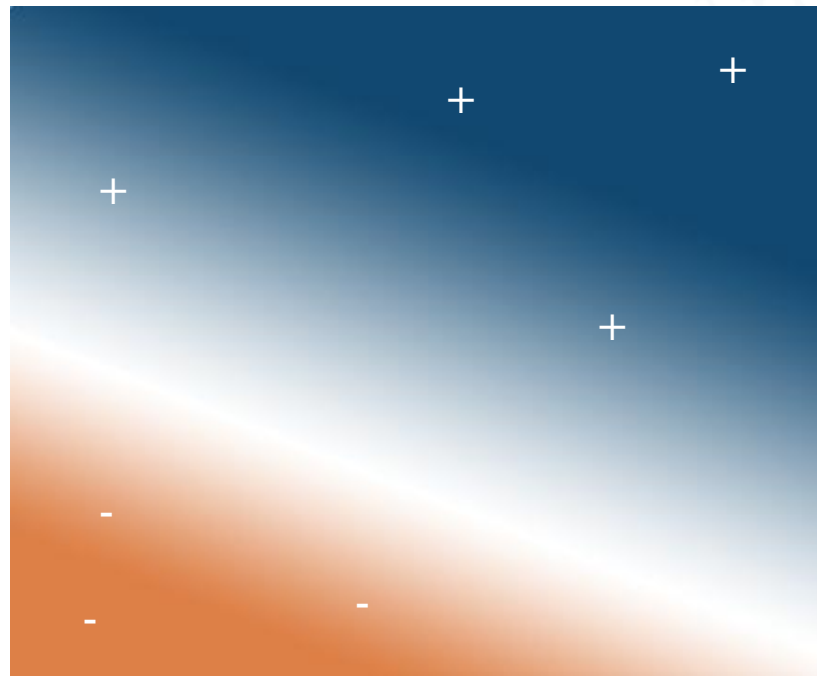
$$K'_{ij} = \frac{K_{ij}}{\sqrt{K_{ii} K_{jj}}}$$

Mercer-Bedingung

Kernel-Modelle

Beispiel: Linearer Kernel

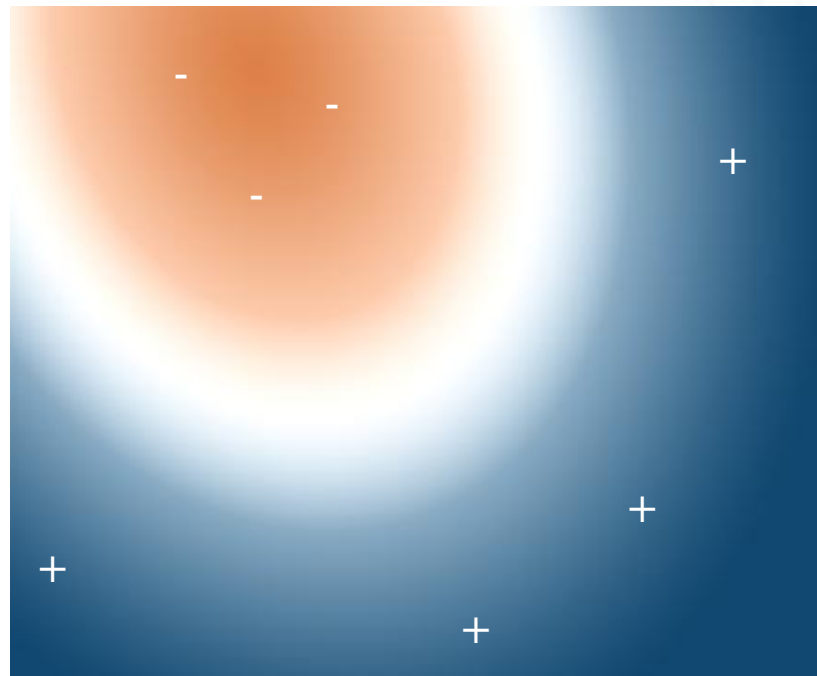
- Linearer Kernel und zwei-dimensionaler Eingaberaum:



Kernel-Modelle

Beispiel: Polynomieller Kernel

- Zwei-dimensionaler polynomieller Kernel und zwei-dimensionaler Eingaberaum:



Kernel-Modelle

Beispiel: Polynomieller Kernel

- Zwei-dimensionaler polynomieller Kernel und zwei-dimensionaler Eingaberaum:

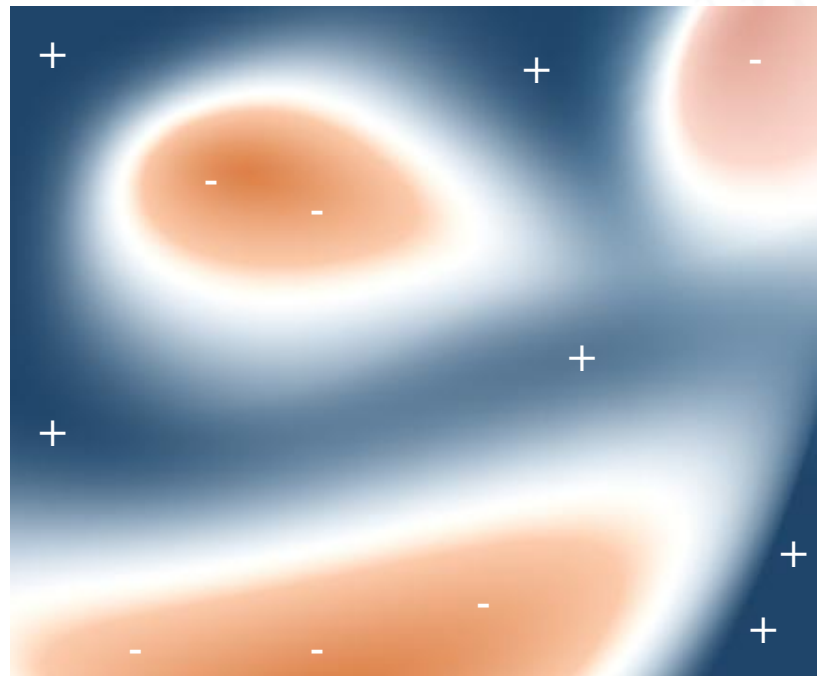
$$\begin{aligned}
 k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') &= \varphi(\mathbf{x})^T \varphi(\mathbf{x}') = (\mathbf{x}^T \mathbf{x}' + 1)^2 = \left([x_1 \quad x_2] \begin{bmatrix} x'_1 \\ x'_2 \end{bmatrix} + 1 \right)^2 \\
 &= (x_1 x'_1 + x_2 x'_2 + 1)^2 = (x_1 x'_1)^2 + (x_2 x'_2)^2 + 2x_1 x'_1 x_2 x'_2 + 2x_1 x'_1 + 2x_2 x'_2 + 1
 \end{aligned}$$

$$= \underbrace{\begin{bmatrix} x_1^2 & x_2^2 & \sqrt{2}x_1 x_2 & \sqrt{2}x_1 & \sqrt{2}x_2 & 1 \end{bmatrix}}_{\varphi(\mathbf{x})^T} \underbrace{\begin{bmatrix} x_1'^2 \\ x_2'^2 \\ \sqrt{2}x_1' x_2' \\ \sqrt{2}x_1' \\ \sqrt{2}x_2' \\ 1 \end{bmatrix}}_{\varphi(\mathbf{x}')}$$

Kernel-Modelle

Beispiel: RBF-Kernel

- RBF-Kernel und zwei-dimensionaler Eingaberaum:



Kernel-Modelle

Beispiel: RBF-Kernel

- RBF-Kernel und zwei-dimensionaler Eingaberaum:
 - Zugehörige Mapping-Funktion $\varphi(\mathbf{x})$ hat theoretisch unendlich viele Dimensionen.
 - n Trainingsdaten liegen in n -dimensionalen Unterraum des Feature-raums.
 - ⇒ Daten im Feature-raum immer linear separierbar!
 - Eine Mapping-Funktion für diesen n -dimensionalen Unterraum kann explizit angegeben werden.

Kernel-Modelle

Besonders geeignet ...

- Für kleine bis mittlere Klassifikations- & Regressionsprobleme.
- Falls Anzahl Beispiele n kleiner der Anzahl Attribute m .
- Falls Daten nicht linear separierbar bzw. Lernproblem sehr schwer.
- Falls Interpretierbarkeit der Entscheidung nicht notwendig.
- Für komplexe Daten (Strukturen, Sequenzen usw.) mit bekanntem Ähnlichkeitsmaß (Kernel).

Lernen von Kernel-Modellen

Problemstellung

- Ziel: Minimierung von empirischen Verlust und Regularisierer im Feature Raum:

$$L(\boldsymbol{\alpha}) = \sum_{i=1}^n l(f_{\boldsymbol{\alpha}}(\mathbf{x}_i), y_i) + \Omega(\boldsymbol{\alpha})$$

$$f_{\boldsymbol{\alpha}}(\mathbf{x}_i) = \sum_{j=1}^n \alpha_j k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{K}_i \boldsymbol{\alpha}$$

mit Kernel-Matrix $K_{ij} = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$.

i -te Zeile der Kernel-Matrix

- Lösung analog zu linearen Modellen; zwei Ansätze:
 - ▣ In Zielfunktion \mathbf{w} durch $\sum_i \alpha_i \varphi(\mathbf{x}_i)$ ersetzen und bzgl. $\boldsymbol{\alpha}$ lösen (z.B. Kernel Ridge Regression).
 - ▣ Im primalen Algorithmus \mathbf{w} durch $\sum_i \alpha_i \varphi(\mathbf{x}_i)$ ersetzen (z.B. Kernel Perceptron).

Lernen von Kernel-Modellen

Beispiel: Kernel Ridge Regression ($y_i \in \mathbb{R}$)

- Verlustfunktion: $l_s(f_{\mathbf{a}}(\mathbf{x}_i), y_i) = |\mathbf{K}_i \mathbf{a} - y_i|^2$
- Regularisierer: $\Omega_2(\mathbf{a}) = \lambda \mathbf{a}^T \mathbf{K} \mathbf{a}$
- Analytische Lösung: $L(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^n |\mathbf{K}_i \mathbf{a} - y_i|^2 + \lambda \mathbf{a}^T \mathbf{K} \mathbf{a}$

$$= \|\mathbf{K} \mathbf{a} - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda \mathbf{a}^T \mathbf{K} \mathbf{a}$$

$$= (\mathbf{K} \mathbf{a} - \mathbf{y})^T (\mathbf{K} \mathbf{a} - \mathbf{y}) + \lambda \mathbf{a}^T \mathbf{K} \mathbf{a}$$

$$= \mathbf{a}^T (\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I}) \mathbf{K} \mathbf{a} - 2 \mathbf{y}^T \mathbf{K} \mathbf{a} + \mathbf{y}^T \mathbf{y}$$

Quadratische OA ohne Nebenbedingungen

Nach α ableiten und Ableitung Null setzen

$$\nabla L(\mathbf{a}) = 2(\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I}) \mathbf{K} \mathbf{a} - 2 \mathbf{K} \mathbf{y} = ((\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I}) \mathbf{a} - \mathbf{y}) \mathbf{K} = 0$$

$$\mathbf{a} = (\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y}$$

Lernen von Kernel-Modellen

Beispiel: Kernel Perceptron ($y_i \in \{-1, +1\}$)

- Verlustfunktion: $l_p(f_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}_i), y_i) = \begin{cases} -y_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{w} & -y_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{w} > 0 \\ 0 & -y_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{w} \leq 0 \end{cases}$
- Regularisierer: *const.*
- Primaler Algorithmus:

Perceptron (Instanzen (\mathbf{x}_i, y_i))

Setze $\mathbf{w} = \mathbf{0}$

DO

FOR $i = 1 \dots n$

IF $y_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{w} < 0$ THEN

$\mathbf{w} = \mathbf{w} + y_i \mathbf{x}_i$

WHILE \mathbf{w} verändert

RETURN \mathbf{w}

$$\mathbf{w} = \sum_i \alpha_i \varphi(\mathbf{x}_i)$$

Lernen von Kernel-Modellen

Beispiel: Kernel Perceptron ($y_i \in \{-1, +1\}$)

- Verlustfunktion: $l_p(f_{\alpha}(\mathbf{x}_i), y_i) = \begin{cases} -y_i \varphi(\mathbf{x}_i)^T \sum_j \alpha_j \varphi(\mathbf{x}_j) & -y_i \varphi(\mathbf{x}_i)^T \sum_j \alpha_j \varphi(\mathbf{x}_j) > 0 \\ 0 & -y_i \varphi(\mathbf{x}_i)^T \sum_j \alpha_j \varphi(\mathbf{x}_j) \leq 0 \end{cases}$
- Regularisierer: *const.*
- Dualer Algorithmus:

KernelPerceptron (Instanzen (\mathbf{x}_i, y_i))

Setze $\alpha = \mathbf{0}$

DO

FOR $i = 1 \dots n$

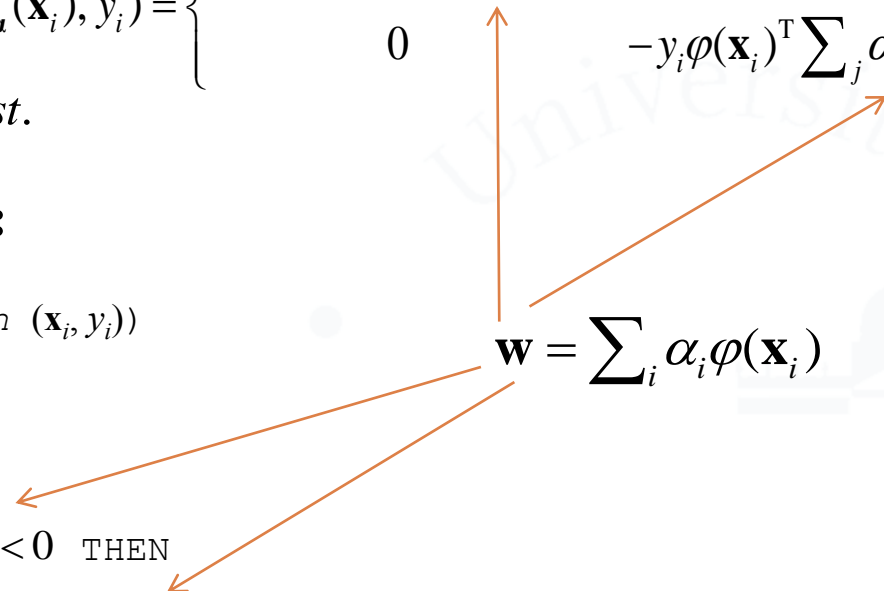
IF $y_i \varphi(\mathbf{x}_i)^T \sum_j \alpha_j \varphi(\mathbf{x}_j) < 0$ THEN

$$\sum_j \alpha_j \varphi(\mathbf{x}_j) = \sum_j \alpha_j \varphi(\mathbf{x}_j) + y_i \varphi(\mathbf{x}_i)$$

WHILE α verändert

RETURN α

$$\mathbf{w} = \sum_i \alpha_i \varphi(\mathbf{x}_i)$$



Lernen von Kernel-Modellen

Beispiel: Kernel Perceptron ($y_i \in \{-1, +1\}$)

- Verlustfunktion: $l_p(f_{\mathbf{a}}(\mathbf{x}_i), y_i) = \begin{cases} -y_i \mathbf{K}_i \mathbf{a} & -y_i \mathbf{K}_i \mathbf{a} > 0 \\ 0 & -y_i \mathbf{K}_i \mathbf{a} \leq 0 \end{cases}$
- Regularisierer: *const.*
- Dualer Algorithmus:

KernelPerceptron (Instanzen (\mathbf{x}_i, y_i))

Setze $\mathbf{a} = \mathbf{0}$

DO

FOR $i = 1 \dots n$

IF $y_i \mathbf{K}_i \mathbf{a} < 0$ THEN

$\alpha_i = \alpha_i + y_i$

WHILE \mathbf{a} verändert

RETURN \mathbf{a}

$$\mathbf{K}_i \mathbf{a} = \varphi(\mathbf{x}_i)^T \sum_j \alpha_j \varphi(\mathbf{x}_j)$$

Lernen von Kernel-Modellen

Beispiel: Kernel SVM ($y_i \in \{-1, +1\}$)

- Verlustfunktion: $l_h(f_{\alpha}(\mathbf{x}_i), y_i) = \begin{cases} 1 - y_i \mathbf{K}_i \alpha & 1 - y_i \mathbf{K}_i \alpha > 0 \\ 0 & 1 - y_i \mathbf{K}_i \alpha \leq 0 \end{cases}$
- Regularisierer: $\Omega_2(\alpha) = \frac{1}{2\lambda} \alpha^T \mathbf{K} \alpha$
- Numerische Lösung des dualen Problems:

$$L(\alpha) = \alpha^T \mathbf{K} \alpha - \mathbf{y}^T \alpha \quad \text{mit } \mathbf{1}^T \alpha = 0, \quad 0 \leq y_i \alpha_i \leq \lambda$$

- Lösen der dualen (quadratischen) OA mittels QP-Solver.

Lernen von Kernel-Modellen

Allgemein: Kernel RegERM

Gegeben:

- Konvexe, ableitbare Verlustfunktion l mit Ableitung $l' = \frac{\partial l(z, y)}{\partial z}$.
- Konvexer Regularisierer $\Omega(\mathbf{w}) = \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{w}\|^2$ mit Ableitung $\Omega'(\mathbf{w}) = \lambda \mathbf{w}$.

Primaler Algorithmus:

RegERM (Instanzen (\mathbf{x}_i, y_i))

Setze $k=0, \mu^0=1, \mathbf{w}^0=\mathbf{0}$

DO

$$\mathbf{g}^k = \sum_{i=1}^n l'(\mathbf{x}_i^T \mathbf{w}^k, y_i) \mathbf{x}_i + \lambda \mathbf{w}^k$$

IF $k > 0$ THEN

$$\mu^k = \mu^{k-1} (\mathbf{g}^{k-1T} \mathbf{g}^{k-1}) / ((\mathbf{g}^{k-1} - \mathbf{g}^k)^T \mathbf{g}^{k-1})$$

$$\mathbf{w}^{k+1} = \mathbf{w}^k - \mu^k \mathbf{g}^k$$

$k = k + 1$

WHILE $\|\mathbf{w}^k - \mathbf{w}^{k-1}\| > \varepsilon$

RETURN \mathbf{w}^k

$$\mathbf{g}^k = \sum_i v_i^k \varphi(\mathbf{x}_i)$$

$$\mathbf{w}^k = \sum_i \alpha_i^k \varphi(\mathbf{x}_i)$$

Lernen von Kernel-Modellen

Allgemein: Kernel RegERM

□ Gegebenen:

- Konvexe, ableitbare Verlustfunktion l mit Ableitung $l' = \frac{\partial l(z, y)}{\partial z}$.
- Konvexer Regularisierer $\Omega(\mathbf{w}) = \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{w}\|^2$ mit Ableitung $\Omega'(\mathbf{w}) = \lambda \mathbf{w}$.

□ Dualer Algorithmus:

KernelRegERM(*Instanzen* (\mathbf{x}_i, y_i))

Setze $k=0, \mu^0 = 1, \boldsymbol{\alpha}^0 = \mathbf{0}$

DO

$$\sum_i v_i^k \varphi(\mathbf{x}_i) = \sum_i l'(\mathbf{K}_i \boldsymbol{\alpha}^k, y_i) \varphi(\mathbf{x}_i) + \lambda \sum_i \alpha_i^k \varphi(\mathbf{x}_i)$$

IF $k > 0$ THEN

$$\mu^k = \mu^{k-1} (\mathbf{v}^{k-1T} \mathbf{K} \mathbf{v}^{k-1}) / ((\mathbf{v}^{k-1} - \mathbf{v}^k)^T \mathbf{K} \mathbf{v}^{k-1})$$

$$\sum_i \alpha_i^{k+1} \varphi(\mathbf{x}_i) = \sum_i \alpha_i^k \varphi(\mathbf{x}_i) - \mu^k \sum_i v_i^k \varphi(\mathbf{x}_i)$$

$k = k + 1$

WHILE $\|\boldsymbol{\alpha}^k - \boldsymbol{\alpha}^{k-1}\| > \varepsilon$

RETURN $\boldsymbol{\alpha}^k$

$$\mathbf{g}^k = \sum_i v_i^k \varphi(\mathbf{x}_i)$$

$$\mathbf{w}^k = \sum_i \alpha_i^k \varphi(\mathbf{x}_i)$$

Lernen von Kernel-Modellen

Allgemein: Kernel RegERM

□ Gegebenen:

- Konvexe, ableitbare Verlustfunktion l mit Ableitung $l' = \frac{\partial l(z, y)}{\partial z}$.
- Konvexer Regularisierer $\Omega(\mathbf{w}) = \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{w}\|^2$ mit Ableitung $\Omega'(\mathbf{w}) = \lambda \mathbf{w}$.

□ Dualer Algorithmus:

KernelRegERM(*Instanzen* (\mathbf{x}_i, y_i))

Setze $k=0, \mu^0=1, \boldsymbol{\alpha}^0=\mathbf{0}$

DO

$$v_i^k = l'(\mathbf{K}_i \boldsymbol{\alpha}^k, y_i) + \lambda \alpha_i^k \quad \forall i$$

IF $k > 0$ THEN

$$\mu^k = \mu^{k-1} (\mathbf{v}^{k-1\top} \mathbf{K} \mathbf{v}^{k-1}) / ((\mathbf{v}^{k-1} - \mathbf{v}^k)^\top \mathbf{K} \mathbf{v}^{k-1})$$

$$\boldsymbol{\alpha}^{k+1} = \boldsymbol{\alpha}^k - \mu^k \mathbf{v}^k$$

$k = k + 1$

WHILE $\|\boldsymbol{\alpha}^k - \boldsymbol{\alpha}^{k-1}\| > \varepsilon$

RETURN $\boldsymbol{\alpha}^k$

$$\mathbf{g}^k = \sum_i v_i^k \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i)$$

$$\mathbf{w}^k = \sum_i \alpha_i^k \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i)$$

Probabilistische Modelle

- Idee: Annahme über theoretische Verteilung (Generierungsprozess) der Daten.
- Ziel: Verteilungsparameter aus Daten schätzen.
- Möglicher Ansatz:
 - ▣ MAP-Schätzer für Modell-Parameter θ .

$$\theta_{MAP} = \arg \max_{\theta} p(\theta | \mathbf{X}, \mathbf{y}) = \arg \max_{\theta} p(\theta) p(\mathbf{X}, \mathbf{y} | \theta)$$

- Beispiele:
 - ▣ Naive Bayes.
 - ▣ Logistische Regression.
 - ▣ Ridge Regression.

Probabilistische Modelle

Besonders geeignet ...

- Für kleine bis sehr große Klassifikations- & Regressionsprobleme.
- Falls echte Wahrscheinlichkeiten benötigt werden.
- Falls (eingeschränkte) Interpretierbarkeit der Entscheidung notwendig.
- Falls Attributbelegungen fehlen.
- Falls Vorwissen über Datengenerierungsmodell vorhanden ist.

Lernen von Probabilistischen Modelle

Beispiel: Naive Bayes

□ Verteilungsannahmen:

Suchen: $\theta_{MAP} = \arg \max_{\theta} p(\theta) p(\mathbf{X}, \mathbf{y} | \theta)$

- n unabhängig verteilte Datenvektoren \mathbf{x}_i .

$$p(\mathbf{X}, \mathbf{y} | \theta) = \prod_{i=1}^n p(\mathbf{x}_i, y_i | \theta) = \prod_{i=1}^n p(\mathbf{x}_i | y_i, \theta) p(y_i | \theta)$$

- m unabhängig verteilte Attribute x_{ij} je Datenvektor \mathbf{x}_i .

$$p(\mathbf{x}_i | y_i, \theta) = \prod_{j=1}^m p(x_{ij} | y_i, \theta)$$

- Modellierung der bedingten Wahrscheinlichkeiten durch theoretische Wahrscheinlichkeiten.

Lernen von Probabilistischen Modelle

Beispiel: Naive Bayes

□ MAP-Schätzer für Naive Bayes:

Suchen: $\theta_{MAP} = \arg \max_{\theta} p(\theta) p(\mathbf{X}, \mathbf{y} | \theta)$

$$\theta_{MAP} = \arg \max_{\theta} p(\theta) p(\mathbf{X}, \mathbf{y} | \theta)$$

$$= \arg \max_{\theta} p(\theta) \prod_{i=1}^n \left(p(y_i | \theta) \prod_{j=1}^m p(x_{ij} | y_i, \theta) \right)$$

$$= \arg \max_{\theta} p(\theta) \left(\prod_{i=1}^n p(y_i | \theta) \right) \left(\prod_{j=1}^m \prod_{i=1}^n p(x_{ij} | y_i, \theta) \right)$$

$$= \arg \max_{\theta} \left(p(\theta^y) \prod_{i=1}^n p(y_i | \theta^y) \right) \left(\prod_{j=1}^m p(\theta^{x_j|y}) \prod_{i=1}^n p(x_{ij} | y_i, \theta^{x_j|y_i}) \right)$$



Lernen von Probabilistischen Modelle

Beispiel: Logistische Regression

□ Verteilungsannahmen:

Suchen: $\theta_{MAP} = \arg \max_{\theta} p(\theta) p(\mathbf{X}, \mathbf{y} | \theta)$

- n unabhängig verteilte Datenvektoren \mathbf{x}_i .

$$p(\mathbf{X}, \mathbf{y} | \theta) = \prod_{i=1}^n p(\mathbf{x}_i, y_i | \theta) = \prod_{i=1}^n p(\mathbf{x}_i | y_i, \theta) p(y_i | \theta)$$

- m (multivariat) normal-verteilte Attribute x_{ij} mit $\theta = \{\boldsymbol{\mu}^y, \boldsymbol{\Sigma}\}$.

$$p(\mathbf{x}_i | y_i, \theta) = \mathcal{N}(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}^y, \boldsymbol{\Sigma})$$

- Umformung ergibt

$$p(y_i | \mathbf{x}_i, \theta) = \frac{1}{1 + \exp(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + w_0)} = \sigma(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + w_0)$$

Logistische Funktion

mit $\mathbf{w} = \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_+ - \boldsymbol{\mu}_-)$ und $w_0 = \log \frac{n_+}{n_-} - \frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}_+^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_+ + \frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}_-^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_-$.

Lernen von Probabilistischen Modelle

Beispiel: Logistische Regression

MAP-Schätzer für log. Reg.:

Suchen: $\theta_{MAP} = \arg \max_{\theta} p(\theta) p(\mathbf{X}, \mathbf{y} | \theta)$

$$\theta_{MAP} = \arg \max_{\theta} p(\theta) p(\mathbf{X}, \mathbf{y} | \theta)$$

$$= \arg \max_{\theta} p(\theta) \prod_{i=1}^n p(y_i = 1 | \mathbf{x}_i, \theta)^{y_i=1} p(y_i = -1 | \mathbf{x}_i, \theta)^{y_i=-1}$$

$$= \arg \max_{\theta} p(\mathbf{w}, w_0) \prod_{i=1}^n \sigma(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + w_0)^{y_i=1} (1 - \sigma(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + w_0))^{y_i=-1}$$

$$= \arg \max_{\theta} p(\mathbf{w}, w_0) \prod_{i=1}^n \sigma(y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + w_0)$$

$$= \arg \min_{\theta} \underbrace{\sum_{i=1}^n \log \frac{1}{\sigma(y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + w_0)}}_{\text{Konvexes Logistic Loss}} + \underbrace{\Omega(\mathbf{w}, w_0)}_{\text{Regularisierer}}$$

Konvexes
Logistic Loss

Regularisierer

Lernen von Probabilistischen Modelle

Beispiel: Ridge Regression

□ Verteilungsannahmen:

Suchen: $\theta_{MAP} = \arg \max_{\theta} p(\theta) p(\mathbf{X}, \mathbf{y} | \theta)$

- n unabhängig verteilte Datenvektoren \mathbf{x}_i .

$$p(\mathbf{X}, \mathbf{y} | \theta) = \prod_{i=1}^n p(\mathbf{x}_i, y_i | \theta) = \prod_{i=1}^n p(y_i | \mathbf{x}_i, \theta) p(\mathbf{x}_i | \theta)$$

- n normal-verteilte Klassenlabel y_i mit $\theta = \{\mathbf{w}, \sigma\}$.

$$p(y_i | \mathbf{x}_i, \theta) = \mathcal{N}(y_i | \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i, \sigma)$$

- Attributbelegung ist unabhängig von Modell-Parametern.

$$p(\mathbf{x}_i | \theta) = \text{const.}$$

- (Multivariat) normal-verteilter Prior über Modell-Parameter.

$$p(\theta) = \mathcal{N}(\mathbf{w} | \mathbf{0}, \Sigma)$$

Lernen von Probabilistischen Modelle

Beispiel: Ridge Regression



□ MAP-Schätzer für Ridge Reg.:

Suchen: $\theta_{MAP} = \arg \max_{\theta} p(\theta) p(\mathbf{X}, \mathbf{y} | \theta)$

$$\begin{aligned}\theta_{MAP} &= \arg \max_{\theta} p(\theta) p(\mathbf{X}, \mathbf{y} | \theta) \\ &= \arg \max_{\theta} p(\theta) \prod_{i=1}^n p(y_i | \mathbf{x}_i, \theta) \\ &= \arg \max_{\theta} N(\mathbf{w} | \mathbf{0}, \Sigma) \prod_{i=1}^n N(y_i | \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i, \sigma^2) \\ &= \arg \max_{\theta} N(\mathbf{w} | \boldsymbol{\mu}_w, \Sigma_w) = \boldsymbol{\mu}_w = \mathbf{w}_{MAP}\end{aligned}$$

$$\text{mit } \boldsymbol{\mu}_w = \frac{1}{\sigma^2} \Sigma_w \mathbf{X} \mathbf{y} \text{ und } \Sigma_w = \left(\frac{1}{\sigma^2} \mathbf{X} \mathbf{X}^T + \Sigma^{-1} \right)^{-1}.$$

Zusammenfassung

- Kernel-Modelle geeignet für sehr schwere Klassifikations- & Regressionsprobleme.
 - Besonders geeignet falls viel mehr Attribute als Beispiele.
 - Falls Ähnlichkeitsmaß zwischen Beispielen bekannt.
- Lernen von Kernel-Modelle analog zu linearen Modellen:
 - Für viele lineare Modelle existieren Kernelisierte Varianten.
- Probabilistische Modelle liefern Wahrscheinlichkeiten, verlangen aber einschränkende Verteilungsannahmen.