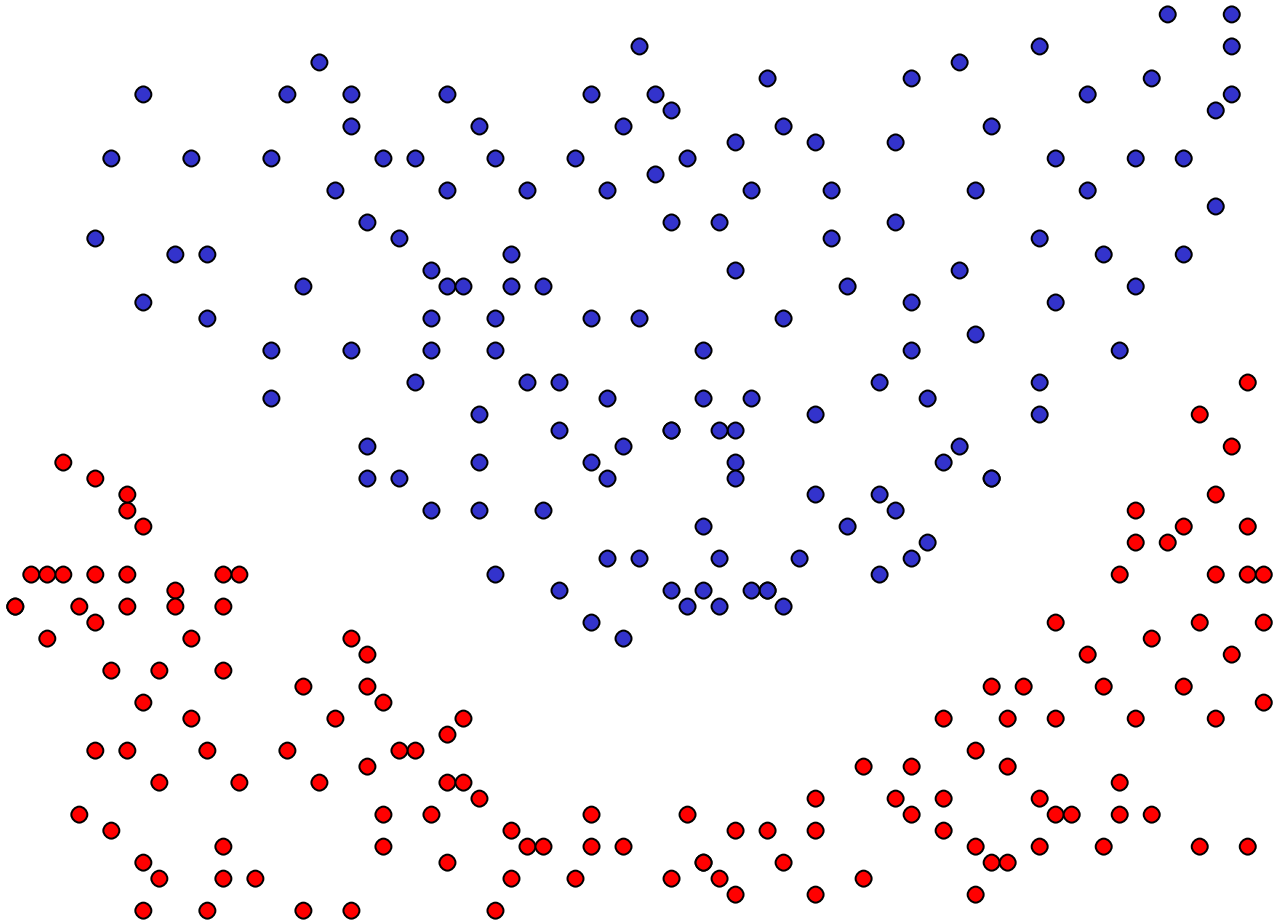
Was wissen wir jetzt?

- Funktionslernen als allgemeine Lernaufgabe
- Minimierung des empirischen Risikos als Lösungsstrategie
- Optimale Hyperebene präzisiert die ERM
- Praxis: weich trennende Hyperebene
- Berechnung mittels SVM und dualem Problem

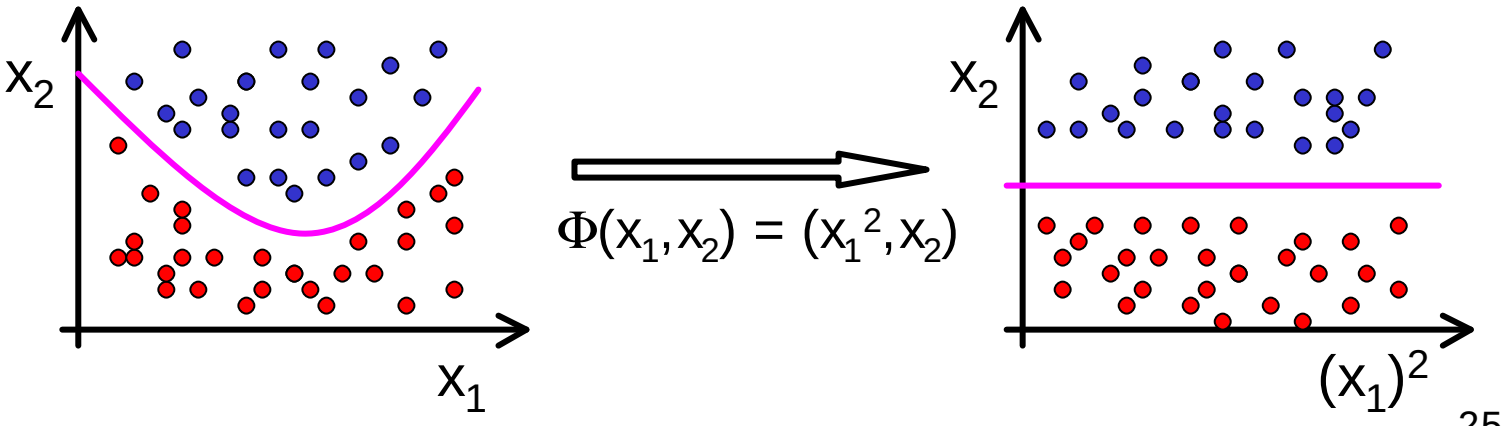
Nicht-lineare Daten



Nicht-lineare Daten

Was tun?

- Neue SVM-Theorie entwickeln? (Neeee!)
- Lineare SVM benutzen? („*I f all you've got is a hammer, every problem looks like a nail*“)
- Transformation in lineares Problem!

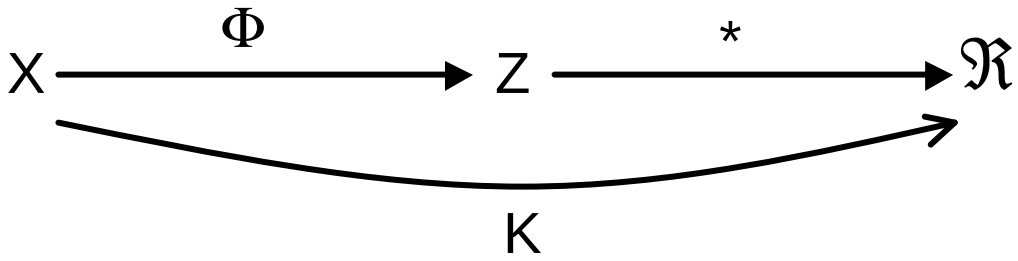


Kernfunktionen

- Erinnerung: $$L(a) = \sum_{i=1}^{n} a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} y_i y_j a_i a_j (x_i * x_j)$$

$$f(x) = \sum \alpha_i y_i (x_i * x) + b$$

- SVM hängt von x nur über Skalarprodukt x*x‘ ab.
- Ersetze Transformation Φ und Skalarprodukt * durch Kernfunktion $K(x_1,x_2) = \Phi(x_1)*\Phi(x_2)$

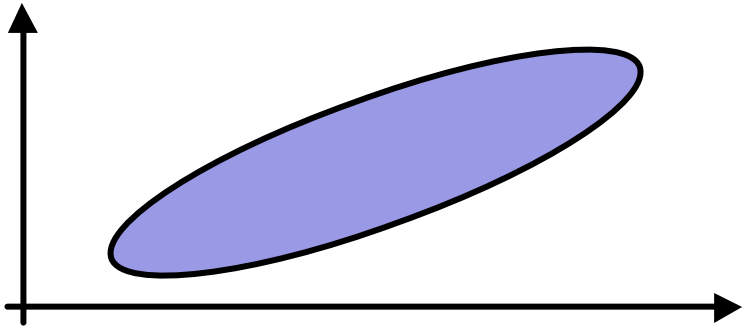


Kernfunktionen II

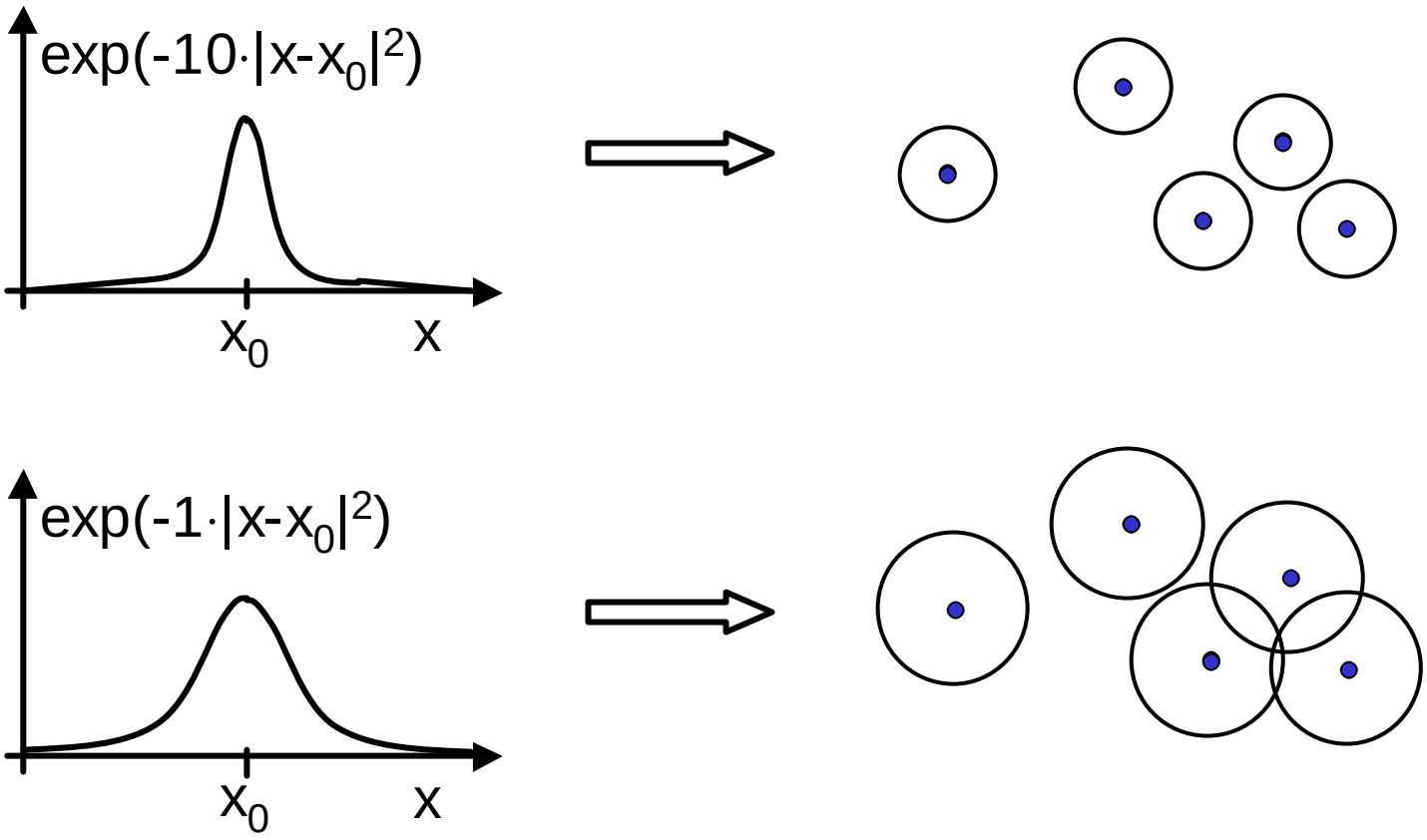
- Angabe von Φ nicht nötig, einzige Bedingung: Kernmatrix $(K(x_i,x_j))_{i,j=1...n}$ muss positiv definit sein.
- Radial-Basisfunktion: $K(x,y) = \exp(-\gamma||x-y||^2)$
- Polynom: $K(x,y) = (x*y)^d$
- Neuronale Netze: $K(x,y) = \tanh(\alpha \cdot x*y+b)$
- Konstruktion von Spezialkernen durch Summen und Produkte von Kernfunktionen, Multiplikation mit positiver Zahl, Weglassen von Attributen

Polynom-Kernfunktionen

- $K_d(x,y) = (x*y)^d$
- Beispiel: d=2, $x,y \in \Re^2$. $K_2(x,y) = (x*y)^2$
  $= ((x_1,x_2)*(y_1,y_2))^2 = (x_1y_1+x_2y_2)^2$
  $= x_1^2y_1^2+2x_1y_1x_2y_2+x_2^2y_2^2$
  $= (x_1^2,\sqrt{2}x_1x_2,x_2^2)*(y_1^2,\sqrt{2}y_1y_2,y_2^2)$
  $=: \Phi(x)*\Phi(y)$



RBF-Kernfunktion



Duales weiches Optimierungsproblem

- Maximiere

$$L(a) = \sum_{i=1}^{m} a - \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m} y_i y_j a_i a_j x_i * x_j$$

$$u.d.Bedingungen \sum_{i=1}^{m} y_i a_i = 0, \forall i : 0 \le a_i \le C$$

Optimierungsproblem mit Kern

- Erst minimierten wir w, dann maximierten wir das duale Problem, jetzt minimieren wir das duale Problem, indem wir alles mit –1 multiplizieren...
- Minimiere L'(α)

$$\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m} y_i y_j K(x_i, x_j) a_i a_j - \sum_{i=1}^{m} a_i$$

unter den Nebenbedingungen

$$0 \le a_i \le C$$

$$\sum_{i=1}^{m} y_i a_i = 0$$

Algorithmus?

- Berechnen wir L'(a) durch Gradientensuche!
  - Naiver Ansatz berechnet Gradienten an einem Startpunkt und sucht in angegebener Richtung ... Bis kleinster Wert gefunden ist. Dabei wird immer die Nebenbedingung eingehalten. Bei m Beispielen hat α m Komponenten, nach denen es optimiert werden muss. Alle Komponenten von α auf einmal optimieren? m^2 Terme!
  - Eine Komponente von α ändern? Nebenbedingung verletzt.
  - Zwei Komponenten α_1, α_2 im Bereich[0,C]x[0,C] verändern!

Sequential Minimal Optimization

- Wir verändern α_1, α_2 , lassen alle anderen α_i fest.
  Die Nebenbedingung wird zu:

$$a_1 y_1 + a_2 y_2 = -\sum_{i=3}^{m} a_i y_i$$

- Zulässige α_1, α_2 liegen im Bereich[0,C]x[0,C] auf der Geraden W= α_1 y_1+ α_2 y_2 äquivalent α_1+ s α_2 mit s= y_2/y_1
- Wir optimieren α_2.
- Aus dem optimalen ^α_2 können wir das optimale â$_1$ herleiten:

$$\hat{a}_1 = a_1 + y_1 y_2 (a_2 - \hat{a}_2)$$

- Dann kommen die nächsten zwei α_i dran...

a_2 optimieren

- Maximum der Funktion L'(α) entlang der Geraden s $\alpha_2 + \alpha_1 = d$.
- Wenn $y_1=y_2$ ist s=1, also steigt die Gerade. Sonst s=-1, also fällt die Gerade.
- Schnittpunkte der Geraden mit dem Bereich[0,C]x[0,C]:
  - Falls s steigt: max(0; $\alpha_2 + \alpha_1 - C$) und min(C; $\alpha_2 + \alpha_1$)
  - Sonst: max(0; $\alpha_2 - \alpha_1$) und min(C; $\alpha_2 - \alpha_1 + C$)
  - Optimales α_2 ist höchstens max-Term, mindestens min-Term.

Optimales a_2

- Sei $\alpha=(\alpha_1,\ldots,\alpha_m)$ eine Lösung des Optimierungsproblems. Wir wählen zum update:

$$\hat{a}_2 = a_2 + \frac{y_2\left(\left(f(x_1)-y_1\right)-\left(f(x_2)-y_2\right)\right)}{K(x_1,x_1)-2K(x_1,x_2)+K(x_2,x_2)}$$

- Optimales $\hat{a}_1 = a_1 + y_1 y_2 (a_2 - \hat{a}_2)$

- Prinzip des Optimierens: Nullsetzen der ersten Ableitung...

Optimierungsalgorithmus

g = Gradient von L'(α)
while(nicht konvergiert(g))

WS=working_set(g)
α'=optimiere(WS)
g=aktualisiere(g,α')

// $g_i = \sum\alpha_k y_k y_i (x_k * x_i) - 1$
// auf ε genau

// suche k „gute“ Variablen
// k neue α-Werte (update)
// g = Gradient von L'(α')

Gradientensuchverfahren

Stützvektoren allein definieren die Lösung

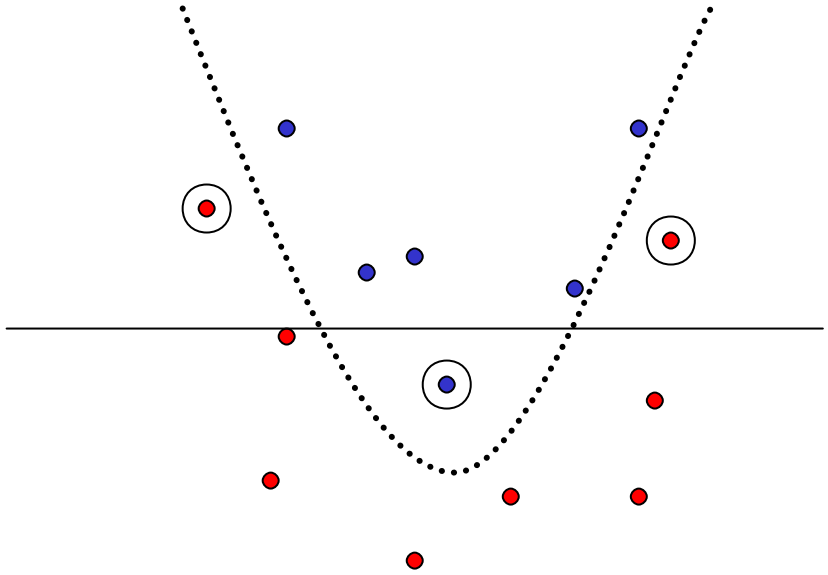
Tricks: Shrinking und Caching von $x_i * x_j$

Was ist gutes Lernen?

- Fauler Botaniker:
  "klar ist das ein Baum – ist ja grün."
  - Übergeneralisierung
  - Wenig Kapazität
  - Bias
- Botaniker mit fotografischem Gedächtnis:
  "nein, dies ist kein Baum, er hat 15 267 Blätter und kein anderer hatte genau so viele."
  - Overfitting
  - Viel Kapazität
  - Varianz
- Kontrolle der Kapazität!

Bias-Varianz-Problem

- Zu kleiner Hypothesenraum: Zielfunktion nicht gut genug approximierbar (Bias)
- Zu großer Hypothesenraum: Zuviel Einfluss zufälliger Abweichungen (Varianz)
- Lösung: Minimiere obere Schranke des Fehlers: $R(\alpha) \leq_{\eta} R_{emp}(\alpha) + Var(\alpha)$



Risikoschranke nach Vapnik

- Gegeben eine unbekannte Wahrscheinlichkeits-verteilung P(x,y) nach der Daten gezogen werden. Die Abbildungen x→f(x, α) werden dadurch gelernt, dass α bestimmt wird. Mit einer Wahrscheinlichkeit 1-μ ist das Risiko R(α) nach dem Sehen von l Beispielen beschränkt:

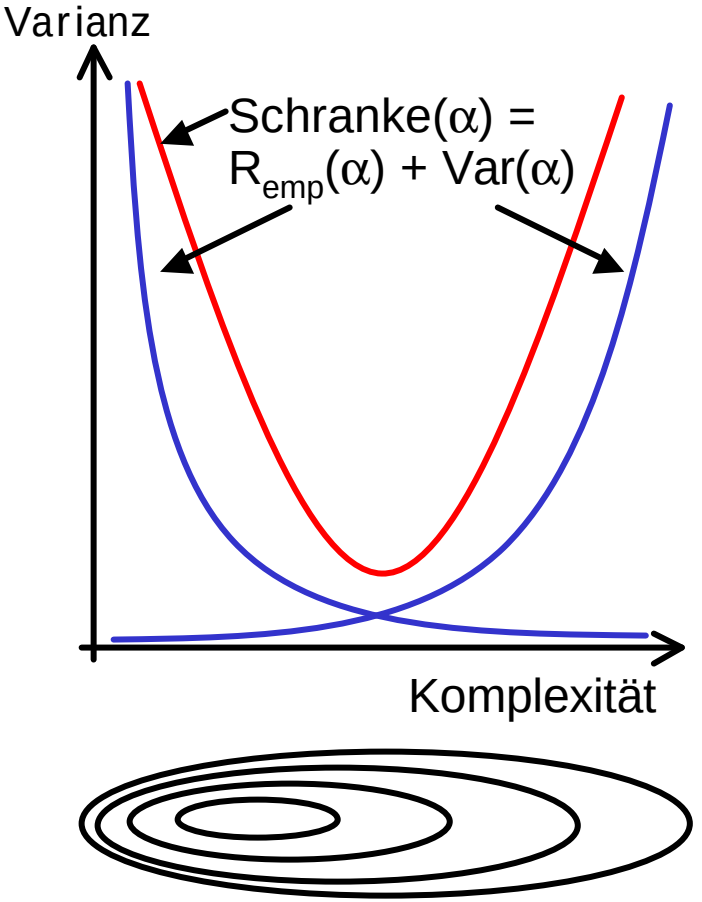
$$R(a) \le R_{emp}(a) + \underbrace{\sqrt{\frac{h\left(\log(2l/h)+1\right)-\log\left(m/4\right)}{l}}}_{\text{VC confidence}}$$

Strukturelle Risikoschranke

- Unabhängig von einer Verteilungsannahme. Alles, was die Schranke braucht, ist, dass Trainings- und Testdaten gemäß der selben Wahrscheinlichkeits-verteilung gezogen werden.
- Das tatsächliche Risiko können wir nicht berechnen.
- Die rechte Seite der Ungleichung können wir berechnen, sobald wir η kennen.
- Gegeben eine Menge Hypothesen für $f(x,\alpha)$, wähle immer die mit dem niedrigsten Wert für die rechte Seite der Schranke (R_{emp} oder VC confidence niedrig).

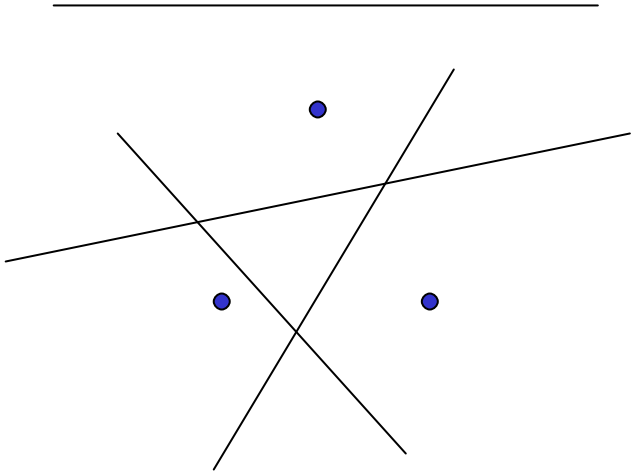
Strukturelle Risikominimierung

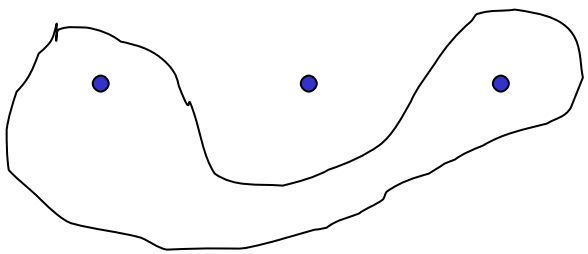
1. Ordne die Hypothesen in Teilmenge gemäß ihrer Komplexität
2. Wähle in jeder Teilmenge die Hypothese mit dem geringsten empirischen Fehler
3. Wähle insgesamt die Hypothese mit minimaler Risikoschranke



Vapnik-Chervonenkis-Dimension

- Definition: Eine Menge H von Hypothesen *zerschmettert* eine Menge E von Beispielen, wenn jede Teilmenge von E durch ein $h \in H$ abgetrennt werden kann.
- Definition: Die *VC-Dimension* einer Menge von Hypothesen H ist die maximale Anzahl von Beispielen E, die von H zerschmettert wird.
- Eine Menge von 3 Punkten kann von geraden Linien zerschmettert werden, keine Menge von 4 Punkten kann von geraden Linien zerschmettert werden.





ACHTUNG

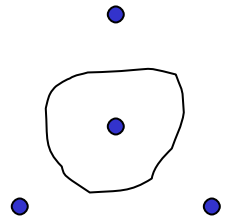
- Für eine Klasse von Lernaufgaben gibt es mindestens eine Menge E, die zerschmettert werden kann – NICHT jede Menge E kann zerschmettert werden!
- Zum Beweis der VC Dimension n muss man also zeigen:
  - Es gibt eine Menge E aus n Punkten, die von H zerschmettert werden kann. VCdim(H)≥n
  - Es kann keine Menge E' aus n+1 Punkten geben, die von H zerschmettert werden könnte. VCdim(H)≤n

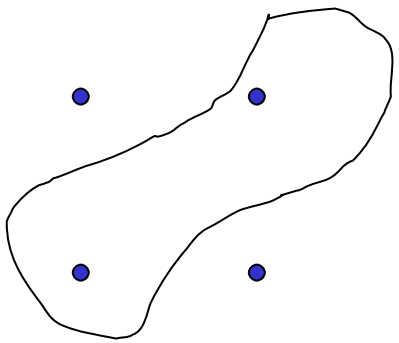
VC-Dimension von Hyperebenen

Satz: Die VC-Dimension der Hyperebenen im R^n ist n+1.

Beweis:

- VCdim(R^n) $\geq$ n+1: Wähle $x_0 = 0$ und x_i = (0,...,0,1,0,...0). Für eine beliebige Teilmenge A von $(x_0,...,x_n)$ setze $y_i = 1$, falls $x_i \in A$ und $y_i = -1$ sonst.
  Definiere $w = \sum y_k x_k$ und $b = y_0/2$. Dann gilt $wx_0+b = y_0/2$ und $wx_i+b = y_i+y_0/2$. Also: wx+b trennt A.
- VCdim(R^n) $\leq$ n+1: Zurückführen auf die beiden Fälle rechts.





VCdim misst Kapazität

- Eine Funktion mit nur 1 Parameter kann unendliche VCdim haben: H kann Mengen von n Punkten zerschmettern, egal wie groß n ist.
- H kann unendliche VCdim haben und trotzdem kann ich eine kleine Zahl von Punkten finden, die H nicht zerschmettern kann.
- VCdim ist also nicht groß, wenn die Anzahl der Parameter bei der Klasse von Funktionen H groß ist.

VC-Dim. und Anzahl der Parameter

- Setze $f_\alpha(x) = \cos(\alpha x)$ und $x_i = 10^{-i}$, i=1...l, beliebiges l. Wähle $y_i \in \{-1,1\}$. Dann gilt für $\alpha = \pi(\sum 1/2 (1-y_i)10^i)$:

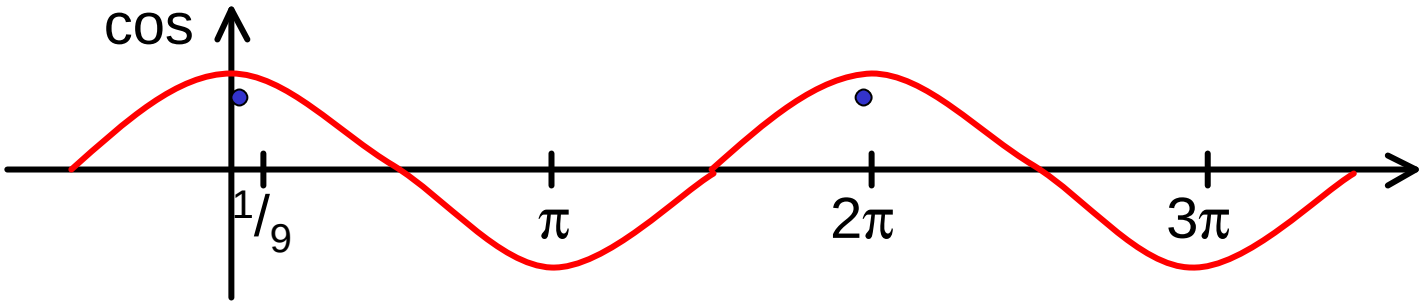
$$ax_k = p\left(\sum_{i=1}^{l} \tfrac{1}{2}(1-y_i)10^i\right)10^{-k} = p\left(\sum_{i=1}^{l} \tfrac{1}{2}(1-y_i)10^{i-k}\right)$$

$$= p\left(\underbrace{\sum_{i=1}^{k-1} \tfrac{1}{2}(1-y_i)10^{i-k}}_{0 \le \sum\ldots \le 10^{-1}+10^{-2}+\ldots = 1/9} + \tfrac{1}{2}(1-y_k) + \underbrace{\sum_{i=k+1}^{l} \tfrac{1}{2}(1-y_i)10^{i-k}}_{\text{Vielfaches von 2}}\right)$$

(geometrische Reihe)

VC-Dim. und Anzahl der Parameter

⇒ $\cos(\alpha x_k)=\cos(\pi z)$ mit $z \in [0,{}^{1}/_{9}]$ für $y_k=1$ und $z \in [1,{}^{10}/_{9}]$ für $y_k=-1$



⇒ $\cos(\alpha x)$ zerschmettert $x_1,\ldots x_l$

⇒ $\cos(\alpha x)$ hat unendliche VC-Dimension

⇒ Die VC-Dimension ist unabhängig von der Anzahl der Parameter!

VC-Dimension der SVM

- Gegeben seien Beispiele $x_1,...,x_l \in \Re^n$ mit $||x_i|| < D$ für alle i. Für die VC-Dimension der durch den Vektor w gegebenen optimalen Hyperebene h gilt:
  $$VCdim(h) \leq \min\{D^2 ||w||^2, n\}+1$$
- Die Komplexität einer SVM ist nicht nur durch die Struktur der Daten beschränkt (Fluch der hohen Dimension), sondern auch durch die Struktur der Lösung!

Zusicherungen

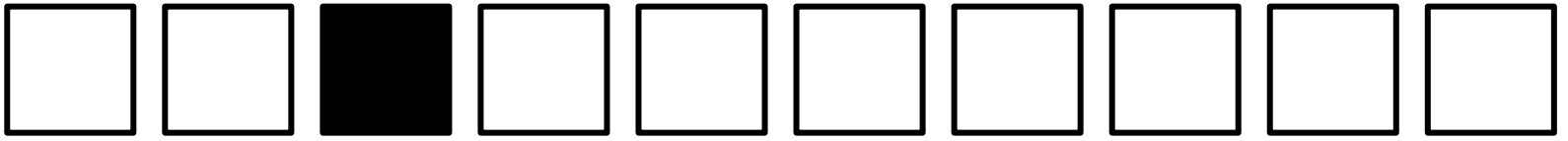
- Strukturelle Risikominimierung garantiert, dass die einfachste Hypothese gewählt wird, die noch an die Daten anpassbar ist.
- Strukturelle Risikominimierung kontrolliert die Kapazität des Lernens (weder fauler noch fotografischer Botaniker).
- Die Strukturen von Klassen von Funktionen werden durch die VCdim ausgedrückt. Große VCdim → große VC-confidence.

Was wissen wir jetzt?

- Kernfunktionen – eine Transformation, die man nicht erst durchführen und dann mit ihr rechnen muss, sondern bei der nur das Skalarprodukt gerechnet wird.
- Idee der strukturellen Risikominimierung:
  - obere Schranke für das Risiko
  - Schrittweise Steigerung der Komplexität
- Formalisierung der Komplexität: VC-Dimension
- SRM als Prinzip der SVM
- Garantie für die Korrektheit der Lernstrategie

Performanzschätzer

- Welches erwartete Risiko R(α) erreicht SVM?
- R(α) selbst nicht berechenbar
- Trainingsfehler (zu optimistisch – Overfitting)
- Obere Schranke mittels VC-Dimension (zu locker)
- Kreuzvalidierung / Leave-One-Out-Schätzer (ineffizient)

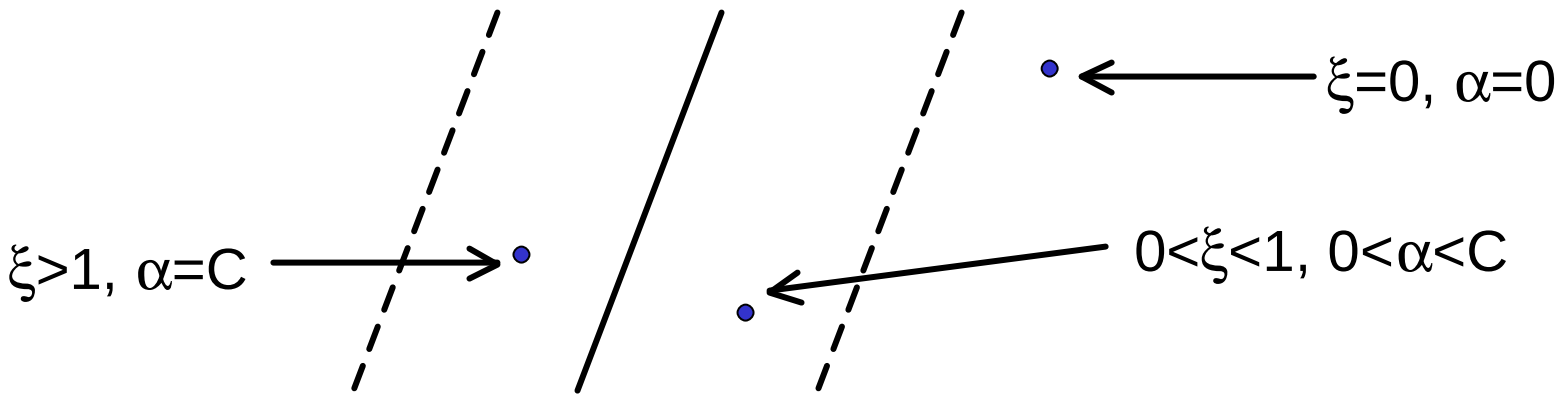


Performanzschätzer II

- Satz: Der Leave-One-Out-Fehler einer SVM ist beschränkt durch $R_{l1o} \leq |SV| / n$
- Beweis: Falsch klassifizierte Beispiele werden Stützvektoren. Also: Nicht-Stützvektoren werden korrekt klassifiziert. Weglassen eines Nicht-Stützvektors ändert die Hyperebene nicht, daher wird es auch beim l1o-Test richtig klassifiziert.

Performanzschätzer III

- Satz: Der Leave-One-Out-Fehler einer SVM ist beschränkt durch $R_{l1o} \leq |\{i : (2\alpha_i D^2+\xi_i)\geq 1\}| \ / \ n$
  (D = Radius des Umkreises um die Beispiele im transformierten Raum).
- Beweis: Betrachte folgende drei Fälle:



Fallstudie Intensivmedizin

- Städtische Kliniken Dortmund, Intensivmedizin 16 Betten, Priv.-Doz. Dr. Michael Imhoff
- Hämodynamisches Monitoring, minütliche Messungen
  - Diastolischer, systolischer, mittlerer arterieller Druck
  - Diastolischer, systolischer, mittlerer pulmonarer Druck
  - Herzrate
  - Zentralvenöser Druck
- Therapeutie, Medikamente:
  - Dobutamine, adrenaline, glycerol trinitrate, noradrenaline, dopamine, nifedipine

Wann wird Medikament gegeben?

- Mehrklassenproblem in mehrere 2Klassen-Probleme umwandeln:
  - Für jedes Medikament entscheide, ob es gegeben werden soll oder nicht.
  - Positive Beispiele: alle Minuten, in denen das Medikament gegeben wurde
  - Negative Beispiele: alle Minuten, in denen das Medikament nicht gegeben wurde

Parameter: Kosten falscher Positiver = Kosten falscher Negativer

Ergebnis: Gewichte der Vitalwerte so dass positive und negative Beispiele maximal getrennt werden (SVM).

Beispiel: Intensivmedizin

$$f(x) = \left[\begin{pmatrix} 0.014 \\ 0.019 \\ -0.001 \\ -0.015 \\ -0.016 \\ 0.026 \\ 0.134 \\ -0.177 \\ \vdots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} artsys = 174.00 \\ artdia = 86.00 \\ artmn = 121.00 \\ cvp = 8.00 \\ hr = 79.00 \\ papsys = 26.00 \\ papdia = 13.00 \\ papmn = 15.00 \\ \vdots \end{pmatrix} - 4.368 \right]$$

- Vitalzeichen von Intensivpatienten
- Hohe Genauigkeit
- Verständlichkeit?

Wie wird Medikament dosiert ?

- Mehrklassenproblem in mehrere 2Klassenprobleme umwandeln: für jedes Medikament und jede Richtung (increase, decrease, equal), 2 Mengen von Patienten-daten:
  - Positive Beispiele: alle Minuten, in denen die Dosierung in der betreffenden Richtung geändert wurde
  - Negative Beispiele: alle Minuten, in denen die Dosierung nicht in der betreffenden Richtung geändert wurde.

Steigern von Dobutamine

ARTEREN: -0.05108108119
SUPRA: 0.0089280753865797 3
DOBUTREX: -0.100650806786886
WEIGHT: -0.039353180104626 5
AGE: -0.00378828681071417
ARTSYS: -0.323407537252192
ARTDIA: -0.039456533301949 3
ARTMN: -0.180425080906375
HR: -0.10010405264306
PAPSYS: -0.025264118853173 1
PAPDIA: 0.045484333711276 5
PAPMN: 0.004295049637365 22
PULS: -0.031350123639988 1

Vektor w für k Attribute

Anwendung des Gelernten

- Patientwerte
  pat46, artmn 95, min. 2231
  ...
  pat46, artmn 90, min. 2619

- Gelernte Gewichte für Dobutamin
  artmn -0,18
  ...

$$svm\_calc = \sum_{i=1}^{k} w_i x_i \qquad decision = sign(svm\_calc + b)$$

svm_calc (pat46, dobutrex, up,min.2231,39)
svm_calc (pat46, dobutrex, up,min.2619, 25)

b=-26, i.e. increase in minute 2231,
not increase in minute 2619.

Steigern von Glyceroltrinitrat

$$sign\left[\begin{array}{cc} 0.014 & artsys174.00 \\ 0.019 & artdia86.00 \\ -0.001 & artmn121.00 \\ -0.015 & cvp8.00 \\ -0.016 & hr79.00 \\ 0.026 & papsys26.00 \\ 0.134 & papdia13.00 \\ -0.177 & papmn15.00 \\ -9.543 & nifedipine0 \\ -1.047 & noradrenaline0 \\ -0.185 & dobutamie0 \\ 0.542 & dopamie0 \\ -0.017 & glyceroltrinitrate0 \\ 2.391 & adrenaline0 \\ 0.033 & age77.91 \\ 0.334 & emergency0 \\ 0.784 & bsa1.79 \\ 0.015 & hreas1.02 \end{array} - 4.368\right]$$

Jedes Medikament hat einen Dosierungsschritt.
Für Glyceroltrinitrat ist es 1,
für Suprarenin (adrenalin) 0.01.
Die Dosis wird um einen Schritt erhöht oder gesenkt.

Vorhersage:
pred_interv(pat49, min.32,nitro, 1.0

Evaluierung

- Blind test über 95 noch nicht gesehener Patientendaten.
  - Experte stimmte überein mit tatsächlichen Medikamentengaben in 52 Fällen
  - SVM Ergebnis stimmte überein mit tatsächlichen Medikamentengaben in 58 Fällen

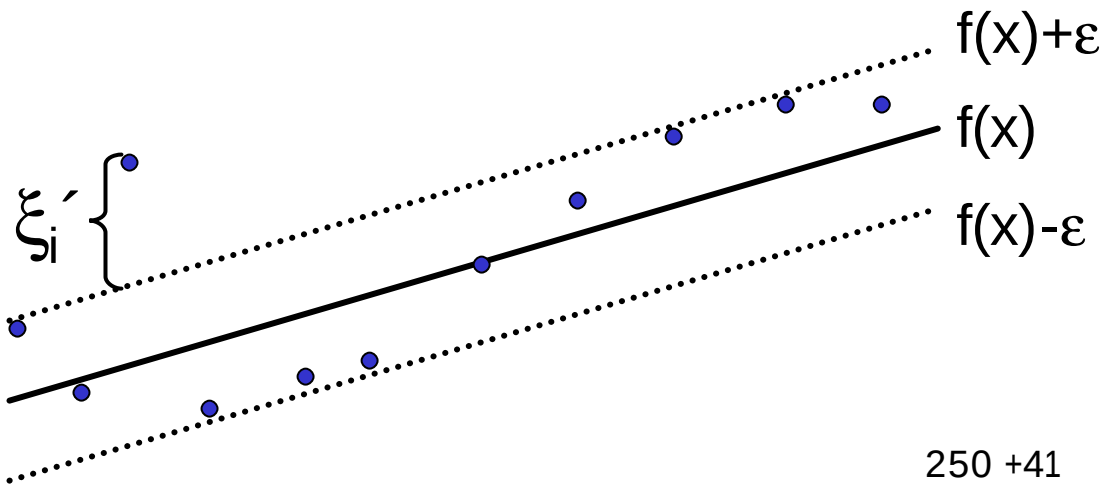
Dobutamine	Actual up	Actual equal	Actual down
Predicted up	**10 (9)**	12 (8)	0 (0)
Predicted equal	7 (9)	**35 (31)**	9 (9)
Predicted down	2 (1)	7 (15)	**13 (12)**

SVMs für Regression

- Minimiere $\|w\|^2 + C\left(\sum_{i=1}^{n} x_i + \sum_{i=1}^{n} x_i'\right)$
- so dass für alle i gilt:

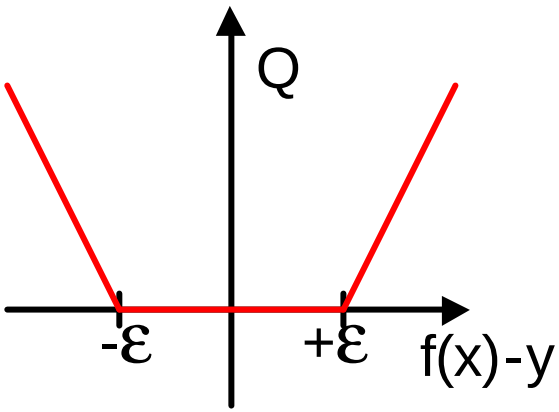
  $f(x_i) = w^*x_i+b \leq y_i +\varepsilon +\xi_i'$ und

  $f(x_i) = w^*x_i+b \geq y_i - \varepsilon - \xi_i$

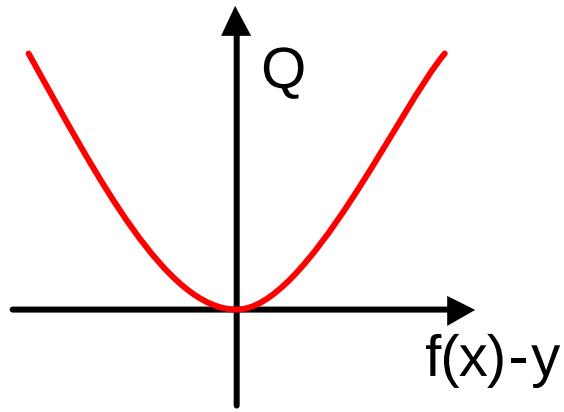


Verlustfunktion

lineare Verlustfunktion



quadratische Verlustfunktion



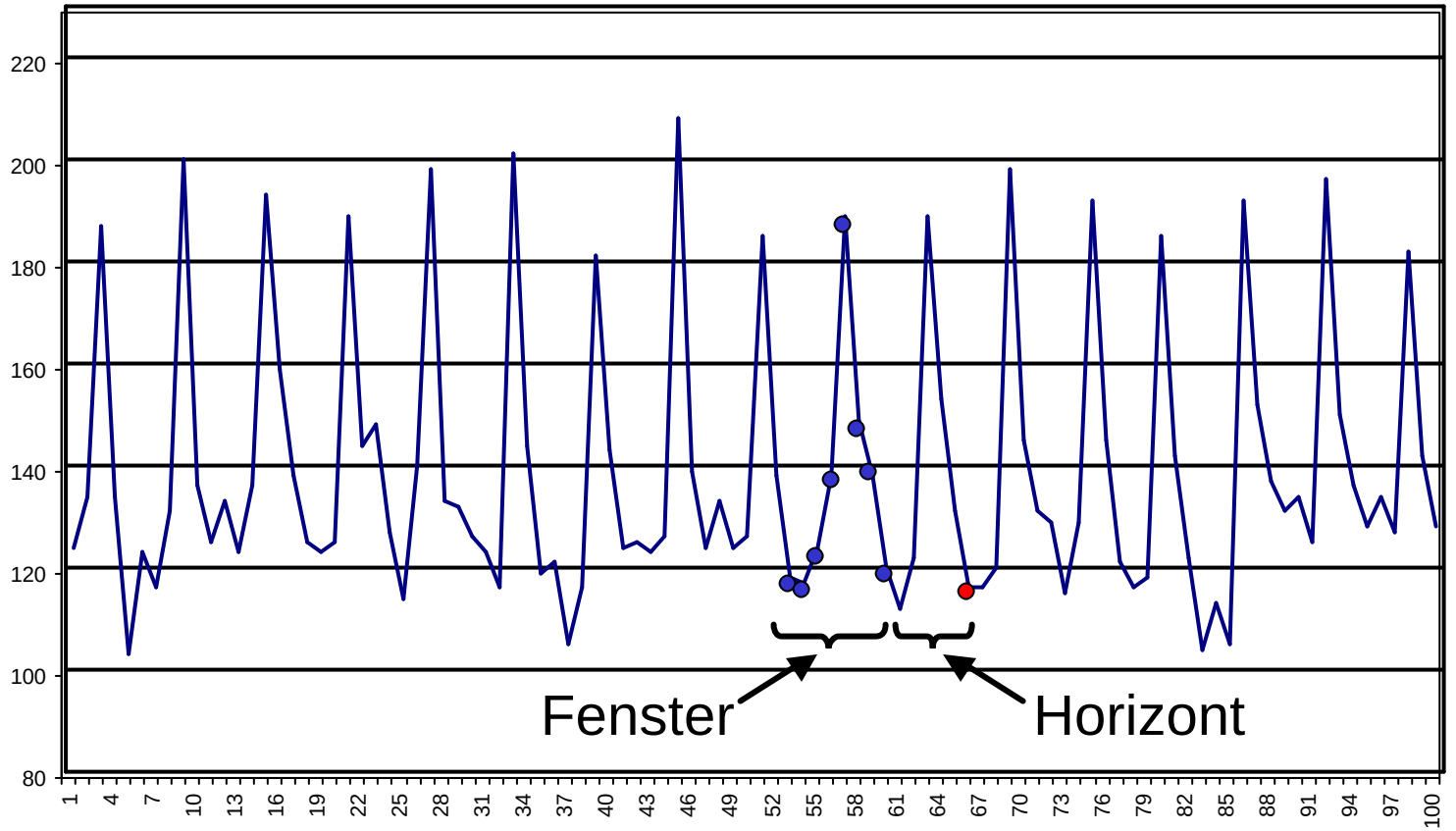
Duales Optimierungsproblem

- Maximiere

$$W(a) = \sum_{i=1}^{n} y_i (a_i' - a_i) - e \sum_{i=1}^{n} (a_i' + a_i) - \tfrac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{n} (a_i' - a_i)(a_j' - a_j) K(x_i, x_j)$$

- unter $0 \leq \alpha_i, \alpha_i' \leq C$ für alle i und
  $\sum \alpha_i' = \sum \alpha_i$
- Mit $y_i \in \{-1,+1\}$, $\varepsilon=0$ und $\alpha_i=0$ für $y_i=1$ und $\alpha_i'=0$ für $y_i=-1$ erhält man die Klassifikations-SVM!

Beispiel: Prognose von Zeitreihen

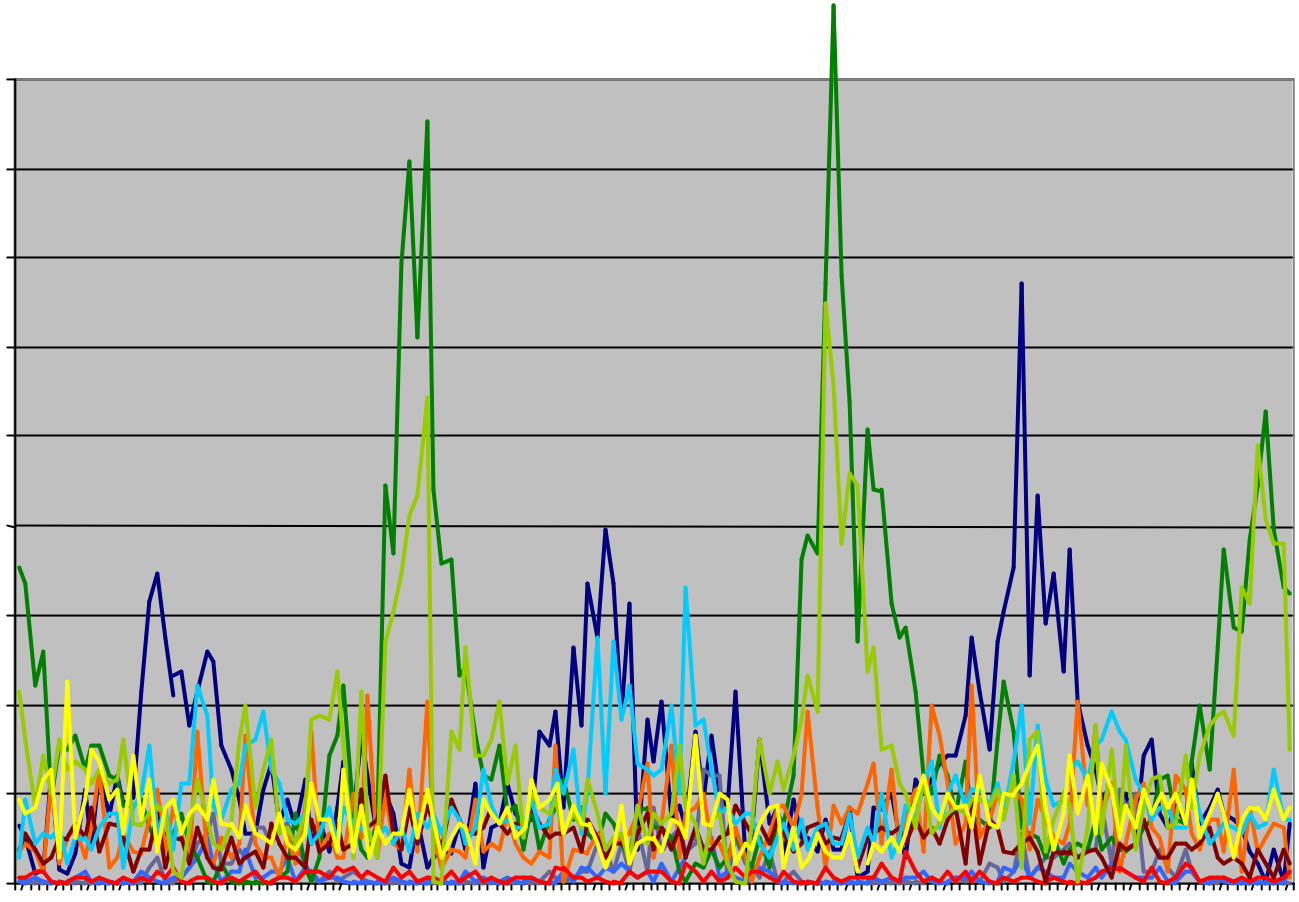


250 +44

Prognose von Zeitreihen

- Trend
- Zyklen
- Besondere Ereignisse (Weihnachten, Werbung, ...)
- Wieviel vergangene Beobachtungen?
- Ausreißer

Abverkauf Drogerieartikel



Insect killers 1
Insect killers 2
Sun milk
Candles 1
Baby food 1
Beauty
Sweets
Self-tanning cream
Candles 2
Baby food 2

Week

250 +46

Vorhersage Abverkauf

Gegeben Verkaufsdaten von 50 Artikeln in 20 Läden über 104 Wochen

Vorhersage Verkäufe eines Artikels, so dass

- Die Vorhersage niemals den Verkauf unterschätzt,
- Die Vorhersage überschätzt weniger als eine Faustregel.

Beobachtung: 90% der Artikel werden weniger als 10 mal pro Woche verkauft.

Anforderung: Vorhersagehorizont von mehr als 4 Wochen.

Verkaufsdaten

Shop	Week	Item1	...	Item50
Dm1	1	4	...	12
Dm1	...	...	...	...
Dm1	104	9	...	16
Dm2	1	3	...	19
...	...	...	...	...
Dm20	104	12	...	16

LE $_{DB1}$: I: T_1 A_1 ... A_{50}; Menge multivariater Zeitreihen

Vorverarbeitung

- Multivariat nach univariat

$L_{E1'}$: i:t_1 a_1 ... t_k a_k

For all shops for all items:
Create view Univariate as
Select shop, week, $item_i$
Where shop="dm_j"
From Source;

- Multiples Lernen

Dm1_Item1	1	4 ...	104	9
...				
Dm1_Item50	1	12..	104	16

....

Dm20_Item50	1	14...	104	16

Vorverarbeitung II

- Viele Vektoren aus einer Reihe gewinnen durch Fenster

L_{H5} i:t_1 a_1 ... t_w a_w

bewege Fenster der Größe w um m Zeitpunkte

Dm1_Item1_1	1	4...	5	7
Dm1_Item1_2	2	4...	6	8
...				
Dm1_Item1_100	100	6...	104	9
...				
...				
Dm20_Item50_100	100	12..	104	16

SVM im Regressionfall

- Multiples Lernen:
  für jeden Laden und jeden Artikel, wende die SVM an.
  Die gelernte Regressionsfunktion wird zur Vorhersage genutzt.
- Asymmetrische Verlustfunktion :
  - Unterschätzung wird mit 20 multipliziert,
    d.h. 3 Verkäufe zu wenig vorhergesagt -- 60 Verlust
  - Überschätzung zählt unverändert,
    d.h. 3 Verkäufe zu viel vorhergesagt -- 3 Verlust

(Stefan Rüping 1999)

Vergleich mit Exponential Smoothing

Horizont	SVM	exp. smoothing
1	56.764	52.40
2	57.044	59.04
3	57.855	65.62
4	58.670	71.21
8	60.286	88.44
13	59.475	102.24

Verlust

Was wissen wir jetzt?

- Anwendung der SVM für die Medikamentenverordnung
- Idee der Regressions-SVM
- Anwendung der SVM für die Verkaufsvorhersage
  - Umwandlung multivariater Zeitreihen in mehrere univariate
  - Gewinnung vieler Vektoren durch gleitende Fenster
  - Asymmetrische Verlustfunktion