LAPI – Laboratorul de Analiza şi Prelucrarea Imaginilor

Universitatea POLITEHNICA din Bucureşti

Facultatea de Electronică, Telecomunicaţii şi Tehnologia Informaţiei

Interfață Vizuală Om-Mașină
Analiza și recunoașterea gesturilor

Dr.ing. Ionuț Mironică

IV. Clasificarea gesturilor

- **Introducere – algoritmi de învăţare**
- **Învăţare supervizată**
- **Concluzii**

IV. Clasificarea gesturilor

Introducere - algoritmi de învăţare

Ce este Machine learning?

- Este foarte greu de scris un algoritm care recunoaşte un set de gesturi statice / dinamice sau care să rezolve problema de recunoaştere a feţei:
  - Nu ştim cum funcţionează creierul uman pentru a clasifica gesturile;
  - Chiar dacă am şti nu am avea idee cum sa programăm deoarece ar fi foarte complicat;
  - Ar trebui să scriem o funcție diferită pentru fiecare gest.

- În loc să scriem programe foarte multe, putem colecta exemple care specifică fiecare gest;

- Un algoritm de învăţare va prelua aceste exemple şi va “creea” un program care va face această clasificare în mod automat;

IV. Clasificarea gesturilor

Introducere - algoritmi de învăţare

Ce este Machine learning?

- Există mii de algoritmi de învăţare / sute dintre ei apar anual;
- Există mai multe tipuri de învăţare:

Învățare supervizată
- datele de antrenare conţin şi ieşirea dorită;

Învățare nesupervizată
- datele de antrenare nu conţin ieşirea dorită (clusterizare);
- ideea de bază este de a se găsi şabloane şi pattern-uri în date care să fie evidenţiate în mod automat.

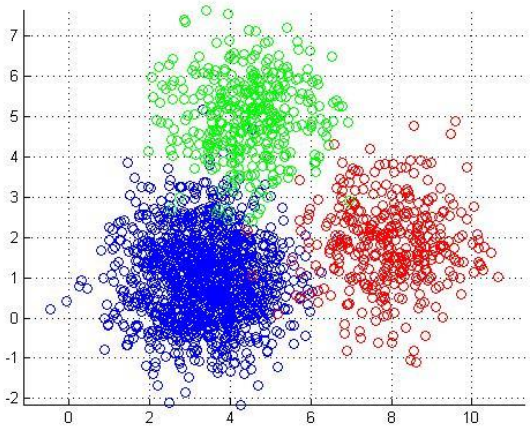
Învăţare semi-supervizată
- doar o parte din datele de antrenare conţin ieşirea dorită;

Reinforcement Learning
- se învaţă în funcţie de feedback-ul primit după ce o decizie este luată.

IV. Clasificare

Introducere - algoritmi de învăţare

Învățare nesupervizată



K-means

- Se re-asignează în mod iterativ punctele către cel mai apropiat vecin;

Clustering aglomerativ

- Fiecare punct reprezintă propriul său cluster şi în mod iterativ se unesc cei mai apropiaţi centroizi;

Clustering MeanShift

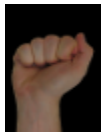
- În funcţie de funcţia de densitate de probabilitate se estimează fiecare centroid.

IV. Clasificare

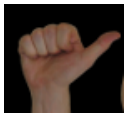
Introducere - algoritmi de învăţare

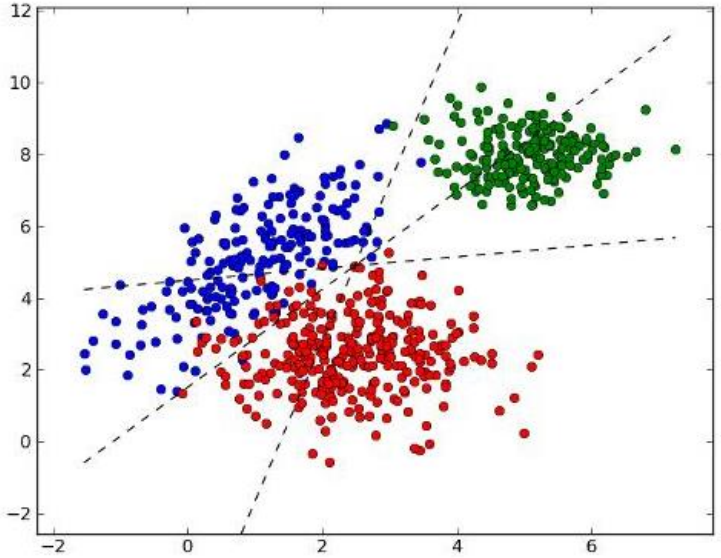
Învățare supervizată

- Se aplică o funcţie de predicţie la o trăsătură extrasă din imaginea sau documentul video iar acesta va avea ca ieşire clasa în care face parte gestul respectiv:

f() = “gest 1”

f() = “gest 2”

f() = “gest 3”

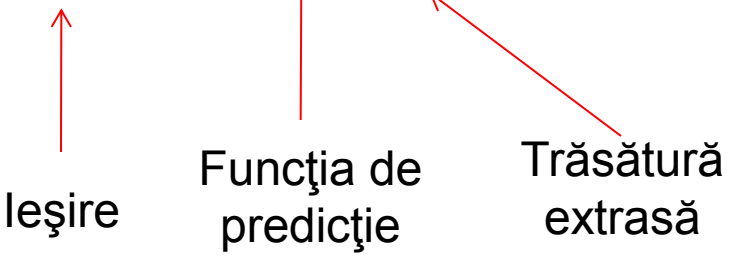


IV. Clasificare

Învăţare supervizată

Model de bază

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



Antrenare: fiind dată o mulţime de antrenare împreună cu răspunsul dorit $\{(\mathbf{x}_1,y_1), \ldots, (\mathbf{x}_N,y_N)\}$, se estimează predicţia funcţiei f prin minimizarea erorii de predicţie pe mulţimea de antrenare;

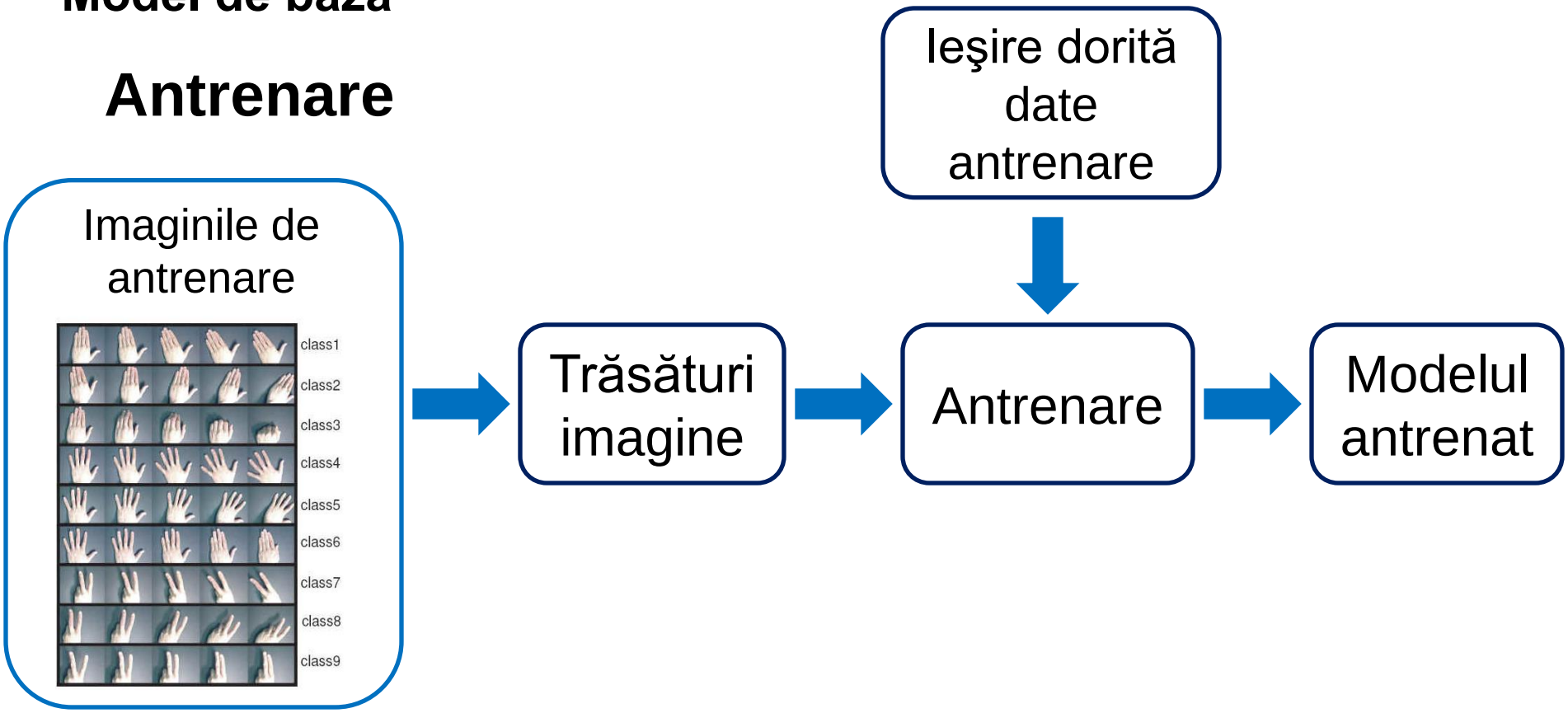
Testare: se aplică funcţia f pe un exemplu de test $\mathbf{x}$(care nu a fost folosit în procesul de antrenare) şi prezintă ieşirea funcţiei $y = f(\mathbf{x})$.

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

Model de bază

Antrenare

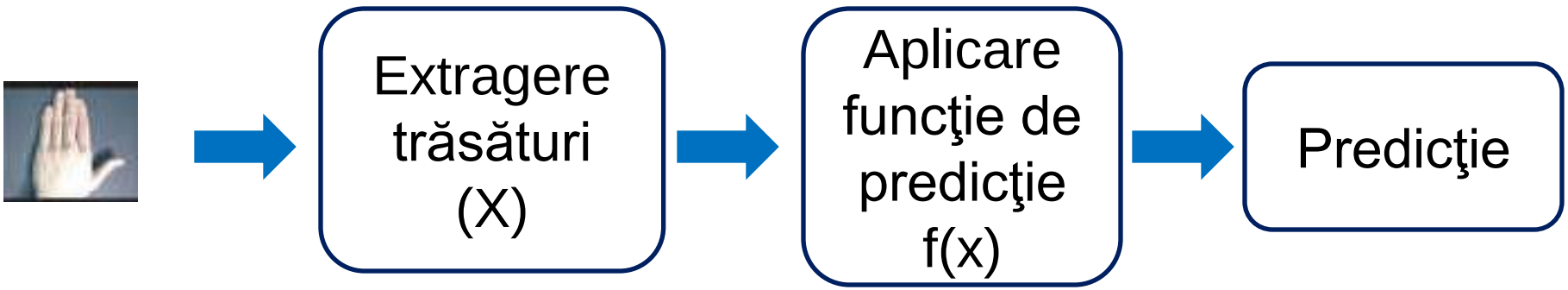


IV. Clasificare

Învăţare supervizată

Model de bază

Testare

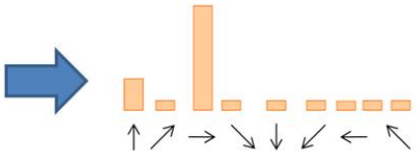


IV. Clasificare

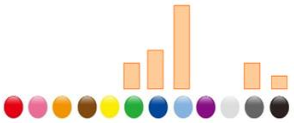
Învăţare supervizată

Trăsături extrase

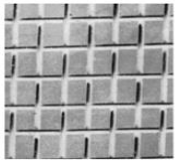
pixeli



muchii

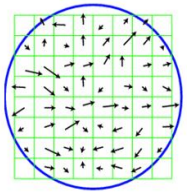


culoare



textură

formă

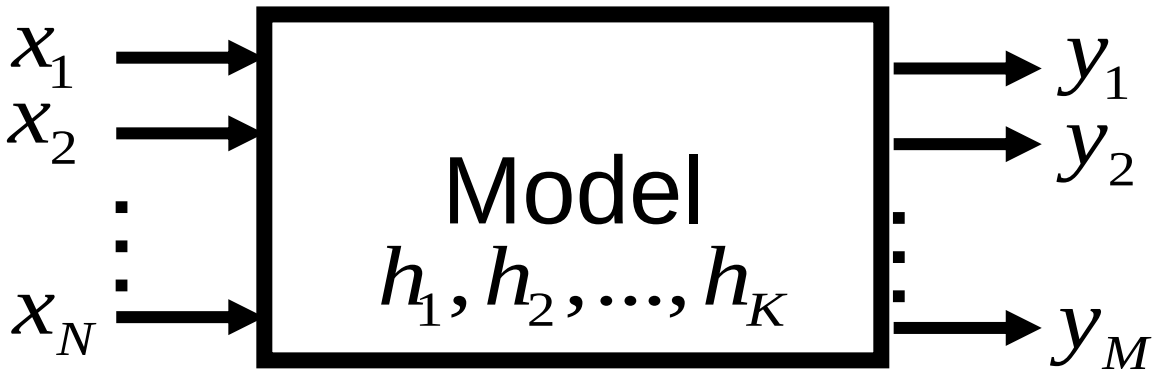


puncte de interes

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

Învățare supervizată – schemă de bază



Variabile de intrare: $\mathbf{x} = (x_1, x_2, ..., x_N)$

Variabile ascunse: $\mathbf{h} = (h_1, h_2, ..., h_K)$

Variabile de ieşire: $\mathbf{y} = (y_1, y_2, ..., y_K)$

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

Algoritmi existenţi

- Support vector machines (SVM),
- Reţele neurale,
- Naïve Bayes,
- Reţele bayesiene,
- Arbori aleatorii (Random trees),
- K-nearest neighbor (K-NN),

Etc.

Care este cel mai bun algoritm?

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

Teorema “No free lunch”

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

Puterea de generalizare

Bias: (bias = ipoteza de lucru apriori**)** cât de mult diferă modelul mediu faţă de setul de antrenare?

- În funcţie de gradul de adevăr al presupunerilor / simplificărilor pot apare diferite erori de modelare.

Varianţă: cât de mult modelele estimate pe setul de antrenare diferă de cele pe care se va face testarea.

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

Puterea de generalizare

Underfitting: modelul este prea “simplu” pentru a reprezenta toate caracteristicile relevante ale claselor:

- Bias ridicat şi variaţie scăzută;
- Eroare de antrenare ridicată şi eroare de testare scăzută.

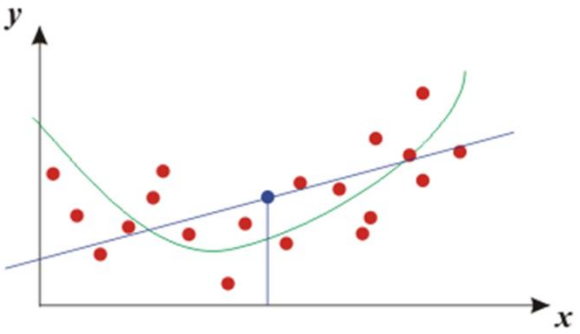
Overfitting: modelul este prea “complex” şi modelează caracteristici irelevante (zgomot):

- Bias scăzut şi varianţă mare;
- Eroare de antrenare scăzută și eroare de testare ridicată.

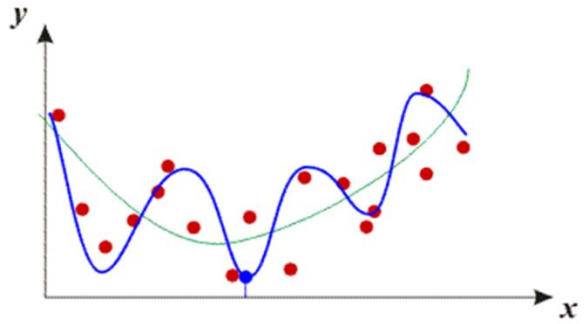
IV. Clasificare

Învăţare supervizată

Compromisul dintre bias şi varianţă



Underfitting - modelele cu prea puţini parametri sunt inexacte deoarece modelul este prea simplu (prea multă flexibilitate).



Overfitting - modelele cu prea mulţi parametri sunt inexacte (prea multă sensibilitate la datele de intrare pentru antrenare).

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

Compromisul dintre bias şi variaţie

Eroare = zgomot + bias + varianţă

Erori care nu pot fi eliminate

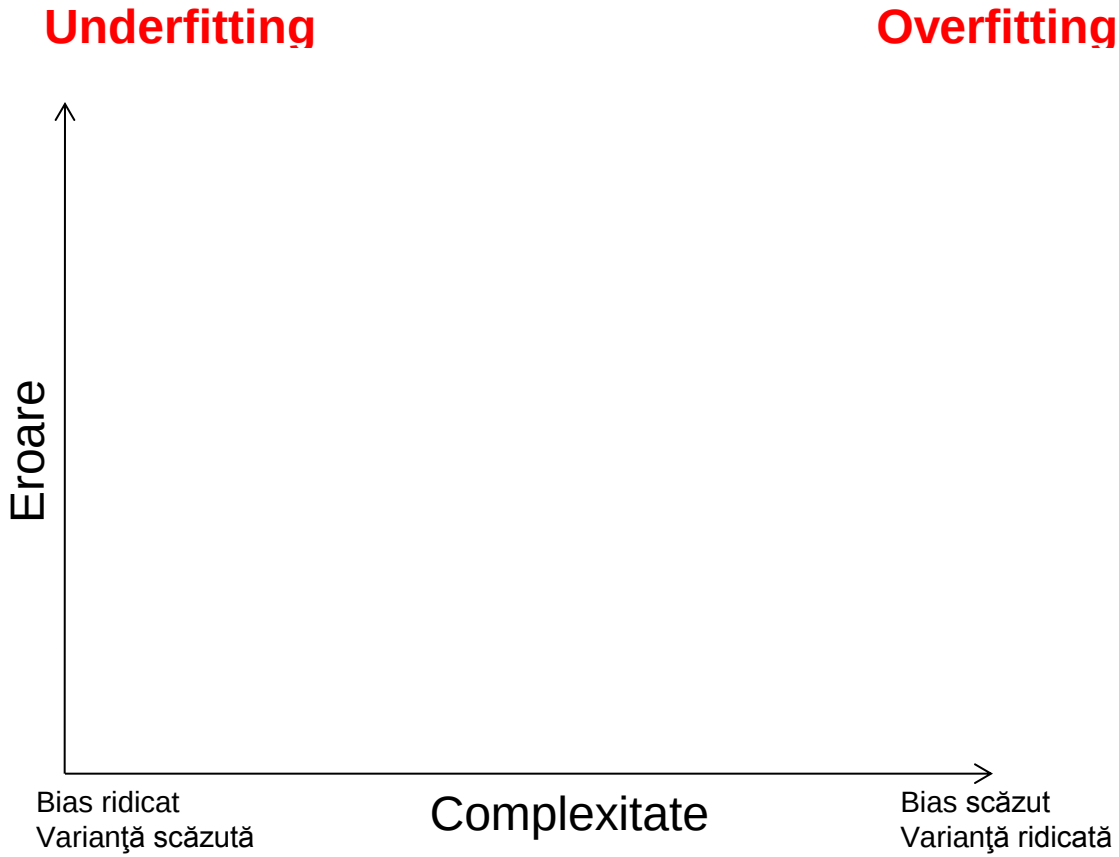
Erori datorate presupunerilor false

Erori datorate variaţiei elementelor de intrare

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

Compromisul dintre bias şi varianţă

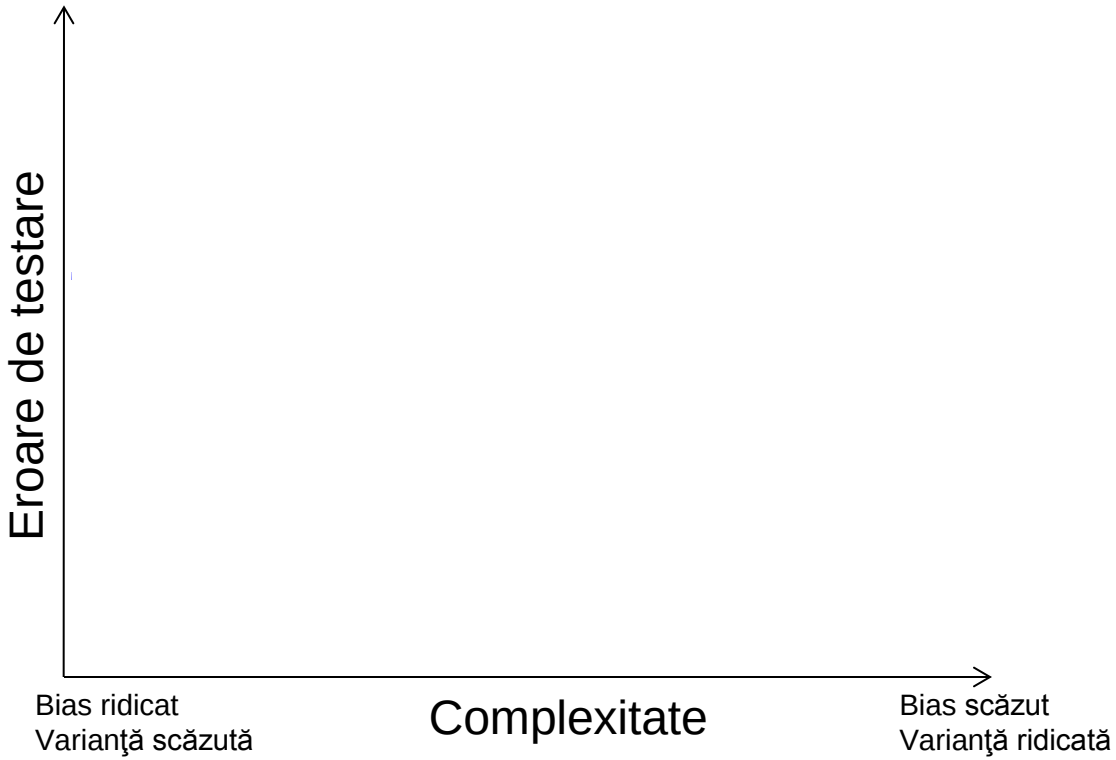


Slide: D. Hoiem

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

Compromisul dintre bias şi varianţă

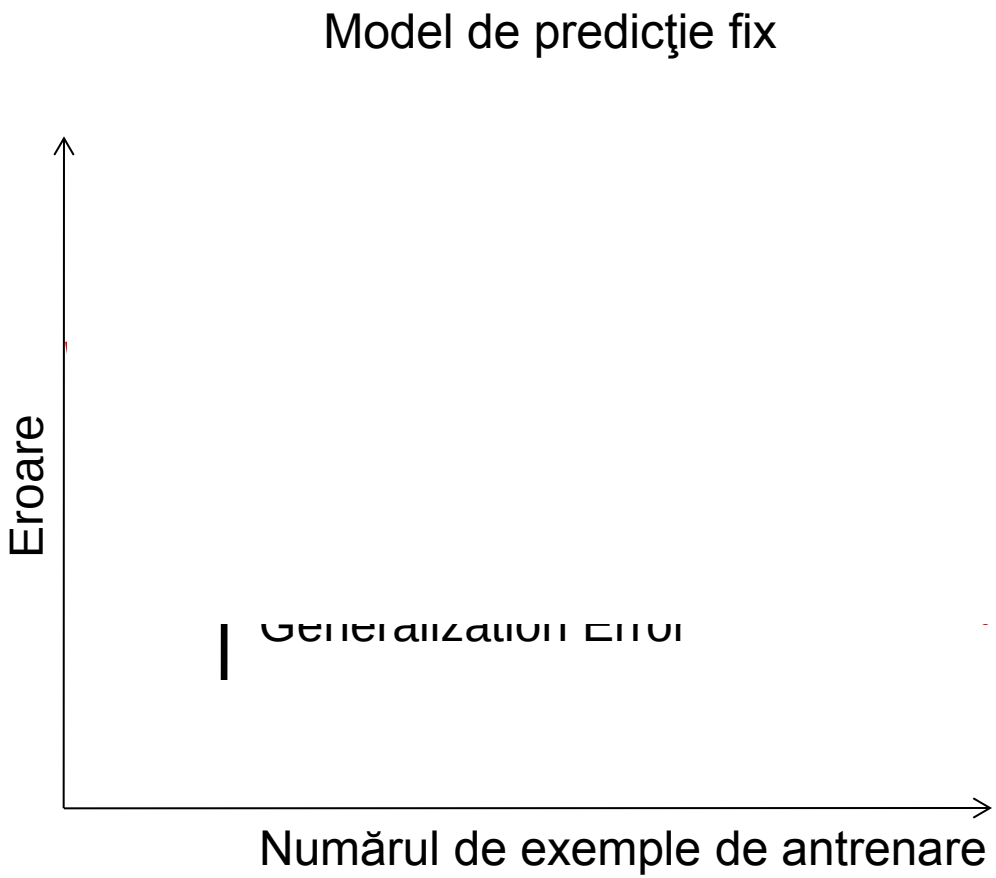


Slide: D. Hoiem

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

Compromisul dintre bias şi varianţă

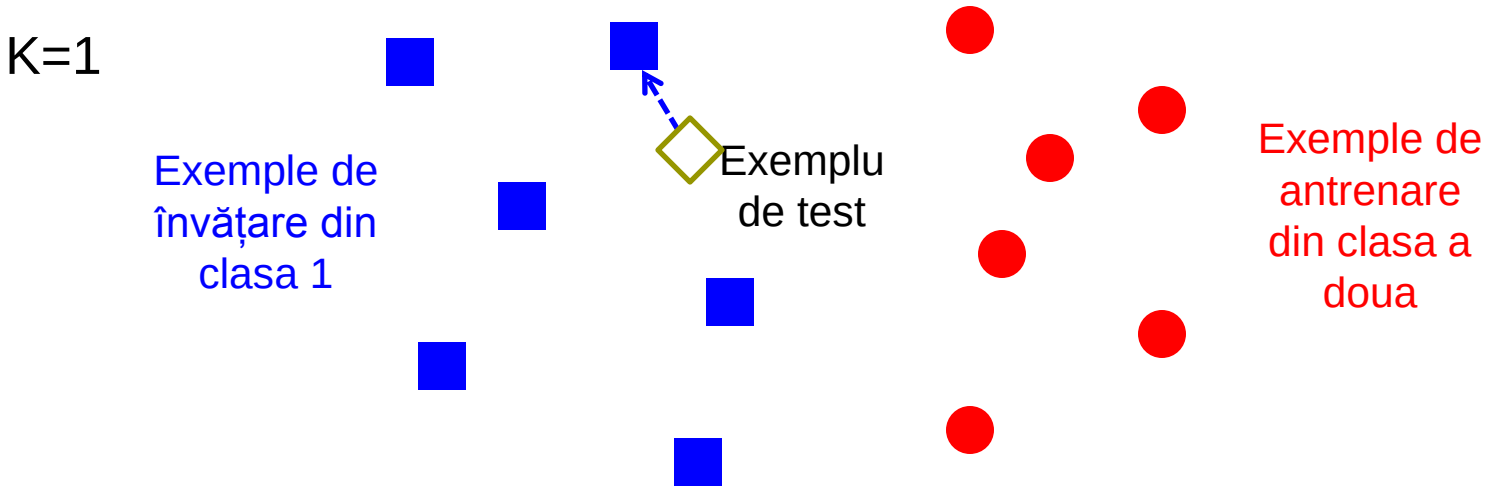


Slide: D. Hoiem

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

K-Nearest Neighbor (Cei mai apropiaţi vecini)



f(**x**) = va lua valoarea celui mai apropiat vecin a lui **x**

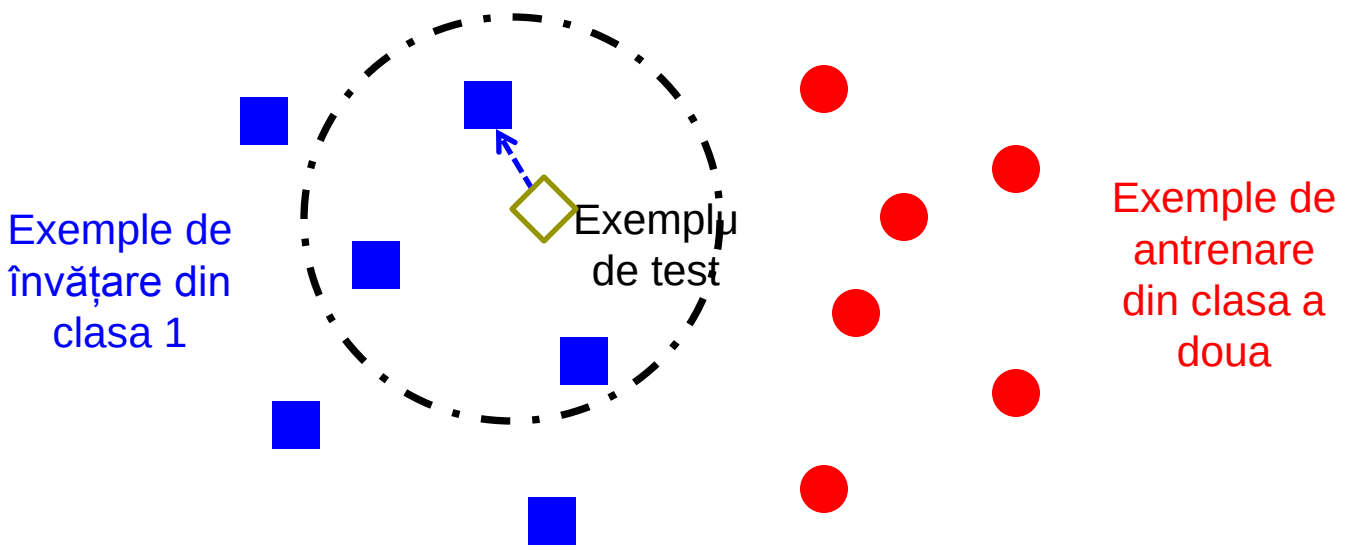
- Tot ceea ce este nevoie este distanța dintre X și toate trăsăturile din baza de antrenare;
- Nu este nevoie de un proces de antrenare.

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

K-Nearest Neighbor (Cei mai apropiaţi vecini)

K=3

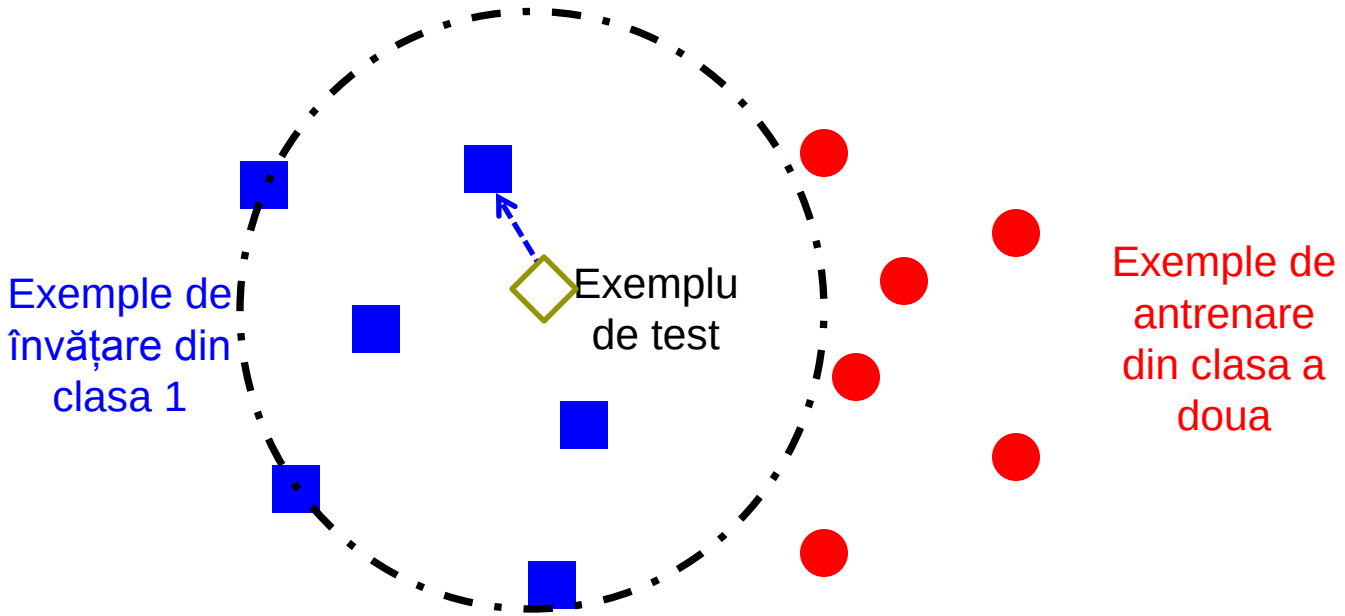


IV. Clasificare

Învăţare supervizată

K-Nearest Neighbor (Cei mai apropiaţi vecini)

K=5



IV. Clasificare

Învăţare supervizată

K-Nearest Neighbor (Cei mai apropiaţi vecini)

Avantaje

- Simplu (ușor de implementat pentru o primă încercare);
- Erori mari de clasificare (nu are rezultate bune pentru probleme complexe);

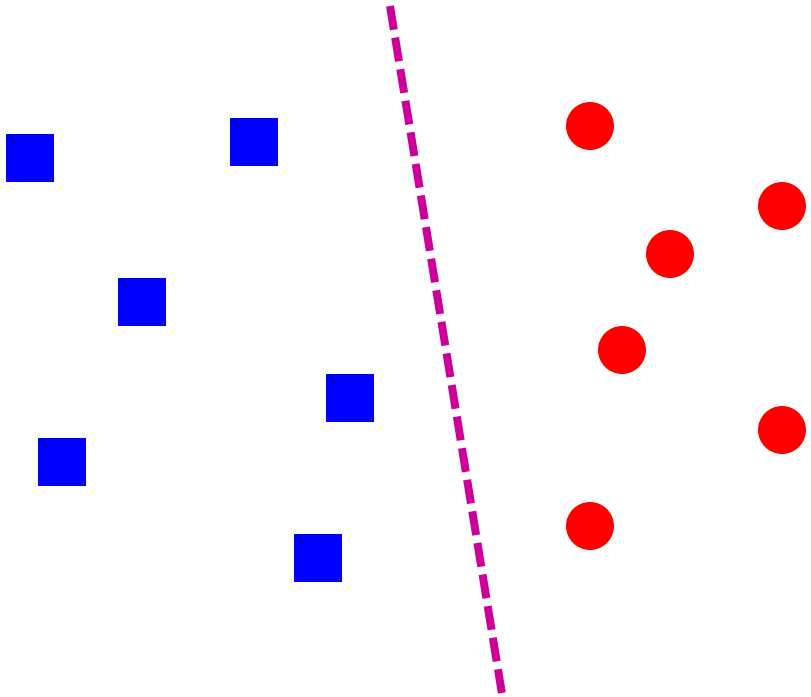
Dezavantaje

- Ocupă foarte multă memorie (se reține în memorie toată baza de antrenare);
- Lent – este nevoie să se compare elementul de clasificat cu toate trăsăturile din baza de date;
- Dependent de tipul de metrică utilizat.

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

Clasificator liniar



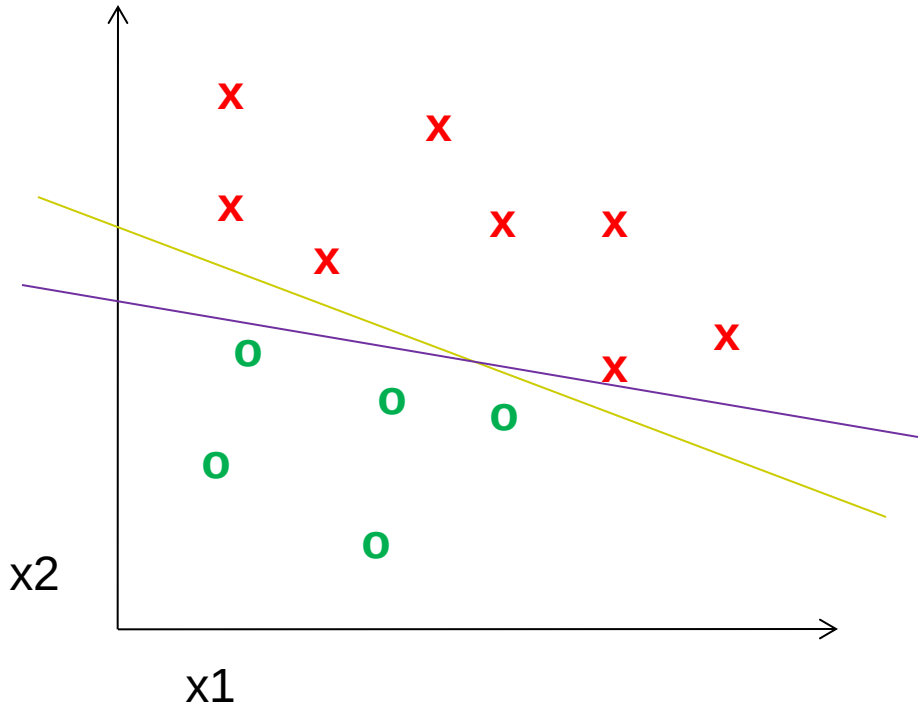
Caută o funcție liniară care separă clasele

$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b)$

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

SVM liniar



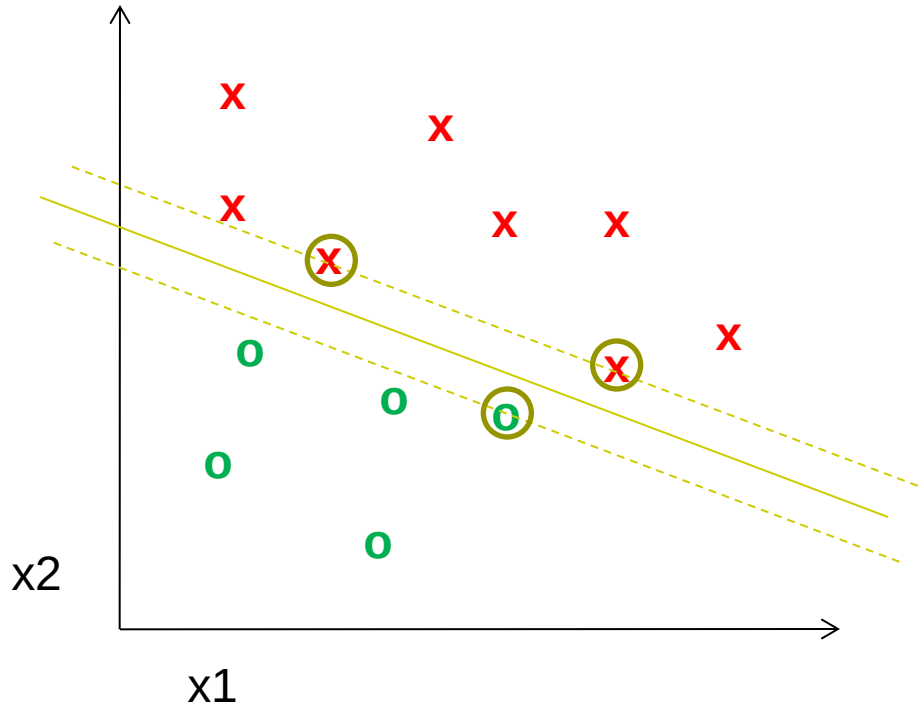
- Caută o funcţie ce separă două clase în mod optim:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b)$$

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

SVM liniar



- Caută o funcţie ce separă două clase în mod optim:

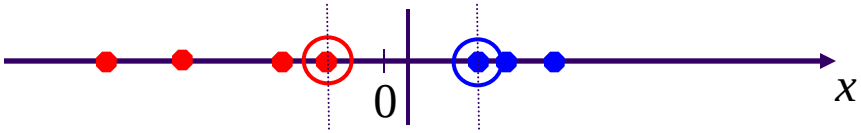
$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b)$$

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

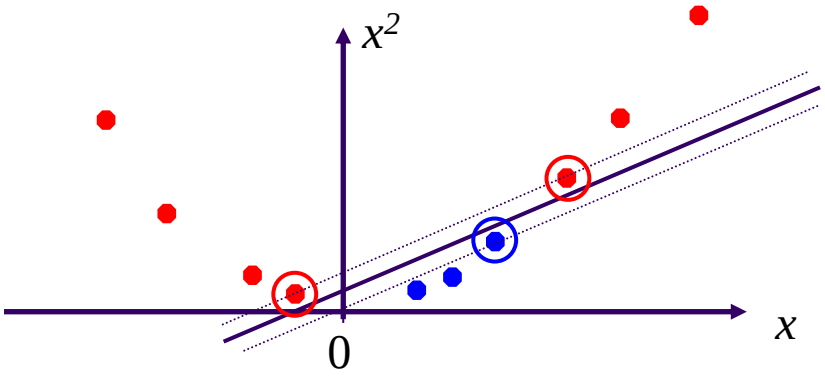
SVM liniar

- Dacă clasele sunt liniar separabile, SVM liniar funcţionea:



- Dar ce se întâmplă dacă baza de date este mai complicată?

- Soluţie – se poate mapa pe un spaţiu cu o dimensiune mai mare:

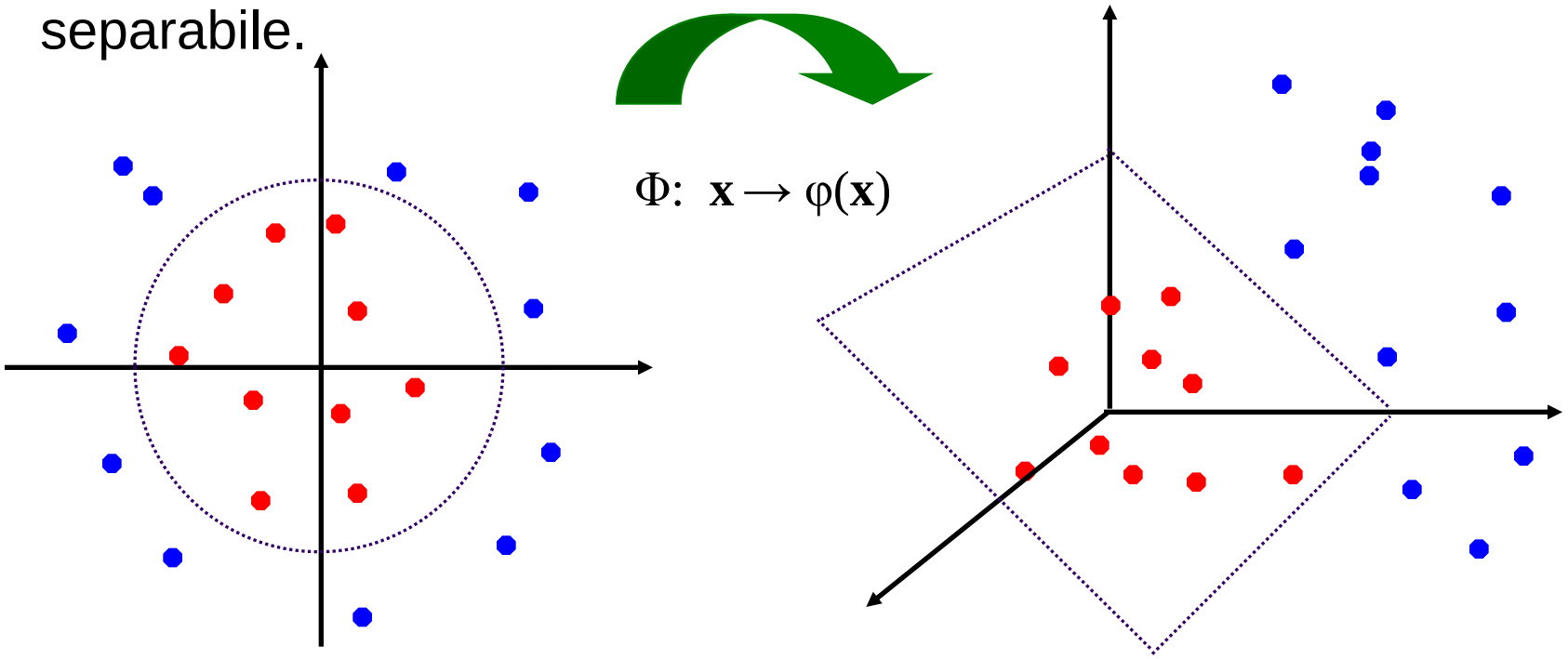


IV. Clasificare

Învăţare supervizată

SVM neliniar

- Idee de bază: spaţiul iniţial poate fi mapat către un spaţiu multidimensional în care trăsăturile de antrenare devin liniar separabile.

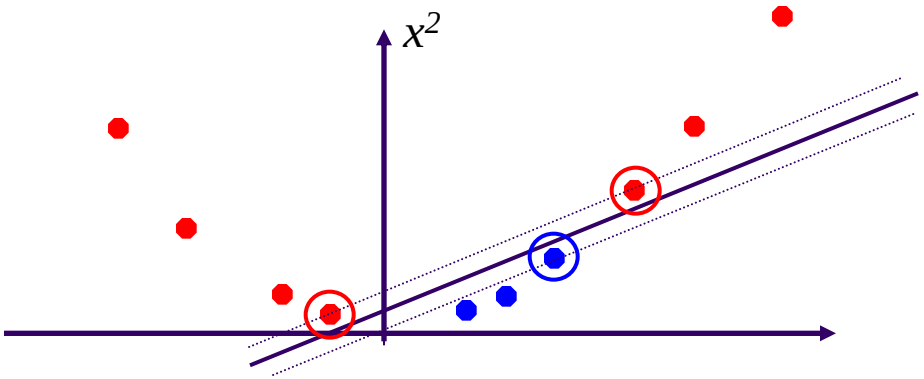


IV. Clasificare

Învăţare supervizată

SVM neliniar - exemplu

Dacă se mapează funcţia $\varphi(x) = (x, x^2)$



$$\varphi(x) \cdot \varphi(y) = (x, x^2) \cdot (y, y^2) = xy + x^2 y^2$$

$$K(x, y) = xy + x^2 y^2$$

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

SVM neliniar – exemple de nuclee

- Nucleul de intersecţie de histogrmă:

$$I(h_1, h_2) = \sum_{i=1}^{N} \min(h_1(i), h_2(i))$$

- Nucleu gausian:

$$K(h_1, h_2) = \exp\left(-\frac{1}{A} D(h_1, h_2)^2 \right)$$

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

SVM multiclasă

- Din păcate, nu există un algoritm SVM adaptat pentru clasificarea de multiclasă;

- În practică, se poate obţine un algoritm SVM prin combinarea mai multor modele SVM:
  1. Unu vs. alţii,
  2. Unu vs. unu.

IV. Clasificare
Învăţare supervizată

SVM multiclasă

- **Unu vs. alţii**
  - Antrenare: se antrenează câte un model SVM pentru fiecare clasă vs celalalte;
  - Testare: se aplică fiecare model SVM şi se alocă clasa care returnează cea mai mare valoare de încredere.
- **Unu vs. unu**
  - Antrenare: se antrenează un model SVM pentru fiecare pereche de clase;
  - Testare: fiecare SVM antrenat votează pentru o clasă, iar clasa desemnată va fi cea cu scorul cel mai mare.

IV. Clasificare

Învăţare supervizată

SVM

Avantaje

- Multe implementări:

  OpenCV, LibSVM, http://www.kernel-machines.org/software etc,
- SVM nonlinear are o putere de clasificare şi generalizare foarte mare, fiind foarte flexibil;
- SVM lucrează bine chiar şi cu o bază de antrenare foarte mică.

Dezavantaje

- Nu există SVM multiclasă (trebuie combinate mai multe modele SVM);
- Variantele nelineare sunt costisitoare din punct de vedere computaţional (nu pot fi folosite pentru aplicaţii large-scale).

IV. Clasificare
Concluzii

- No free lunch: algoritmii de machine learning sunt unelte cu avantaje şi dezavantaje;
- Mai întâi trebuie încercaţi clasificatorii mai simpli dacă se mapează suficient de bine pe aplicație și abia apoi cei mai complicați;
- Este mai bine să avem trăsături mai inteligente şi clasificatori mai simpli decât clasificatori foarte complicaţi şi trăsături simple;
- Să se folosească clasificatori mai complicaţi atunci când avem un set foarte divers şi mare de antrenare (pentru un bun compromis bias-varianţă).

IV. Clasificare
Concluzii

- Nici un clasificator nu este cel mai bun decât ceilalți: este nevoie de a face presupuneri pentru a generaliza problema.

- Sunt trei tipuri de erori, generate de:

  - Zgomot: inerente și nu care nu pot fi total înlăturate;

  - Bias: datorită presupunerilor și simplificărilor făcute;

  - Varianță: datorită inabilității de a estima perfect parametrii datorită volumului limitat al datelor de antrenare.

Întrebări?


V
A


M
U
L
T
U
M
E
S
C