Curs 5:

Clasificarea datelor (II)

Structura

- Clasificatori bazați pe reguli de clasificare
  - Modele bazate pe algoritmi de acoperire
- Clasificatori bazați pe instanțe
  - Modelul celor mai apropiați vecini
- Clasificatori bazaţi pe modele probabiliste
  - Modelul Bayesian naiv

Extragerea regulilor de clasificare

Reminder: regulile de clasificare sunt structuri de tip IF … THEN care conţin:

- In partea de antecedent (membrul stâng): condiţii privind valorile atributelor (pot fi expresii logice care implică mai multe atribute)
- In partea de consecinţă (membrul drept): eticheta clasei

Exemple:

IF outlook=sunny THEN play=no

IF outlook=rainy THEN play=no

IF outlook=overcast THEN play=yes

- Regulile pot fi extrase
  - din arbori de decizie construiți pe baza datelor sau
  - direct prin analiza datelor

Extragerea regulilor de clasificare

Obs (pt reguli extrase din arbori de decizie):

- Dacă regulile sunt extrase dintr-un arbore de decizie atunci fiecare ramură conduce la o regulă
- Condiţiile referitoare la noduri aflate pe aceaşi ramură se combină prin AND:

  IF (outlook=sunny) and (humidity=high) THEN play=no

- Regulile corespunzând unor ramuri diferite dar conducând la aceeaşi consecinţă (aceeaşi etichetă de clasă) pot fi reunite prin disjuncţie (OR) între părţile de antecedent:

  IF (outlook=sunny) OR (outlook=rainy) THEN play=no

Extragerea regulilor de clasificare

Alta variantă: Regulile de clasificare pot fi extrase direct din date printr-un proces de învăţare utilizând algoritmi de acoperire (covering algorithms)

Noţiuni:

- O regulă acoperă o dată (instanță) dacă valorile atributelor se potrivesc cu condiţiile din antecedentul regulii
- Similar, despre o dată se spune că activează o regulă dacă valorile atributelor se potrivesc cu condiţiile din antecedentul regulii

Relation: weather.symbolic

No.	outlook Nominal	temperature Nominal	humidity Nominal	windy Nominal	**play** Nominal
1	sunny	hot	high	FALSE	no
2	sunny	hot	high	TRUE	no
3	overcast	hot	high	FALSE	yes
4	rainy	mild	high	FALSE	yes
5	rainy	cool	normal	FALSE	yes
6	rainy	cool	normal	TRUE	no
7	overcast	cool	normal	TRUE	yes
8	sunny	mild	high	FALSE	no
9	sunny	cool	normal	FALSE	yes
10	rainy	mild	normal	FALSE	yes
11	sunny	mild	normal	TRUE	yes
12	overcast	mild	high	TRUE	yes
13	overcast	hot	normal	FALSE	yes
14	rainy	mild	high	TRUE	no

Exemplu:
R1: IF outlook=sunny and humidity=high THEN play=no

- R1 acoperă instanțele 1, 2, 8
- Instanțele 1, 2 și 8 activează regula R1

Extragerea regulilor de clasificare

Alta variantă: Regulile de clasificare pot fi extrase direct din date printr-un proces de învăţare utilizând algoritmi de acoperire (covering algorithms)

Noţiuni:

- Suportul unei reguli (support) = fracţiunea din setul total de date care este acoperită de către regulă şi aparţine aceleiaşi clase ca cea din regulă

  = |cover(R) ∩class(R) |/|D|

- Gradul de încredere în regulă (rule confidence) = fracţiunea din datele acoperite de regulă care au aceeaşi clasă ca cea specificată de regulă

  = |cover(R) ∩class(R)|/|cover(R)|

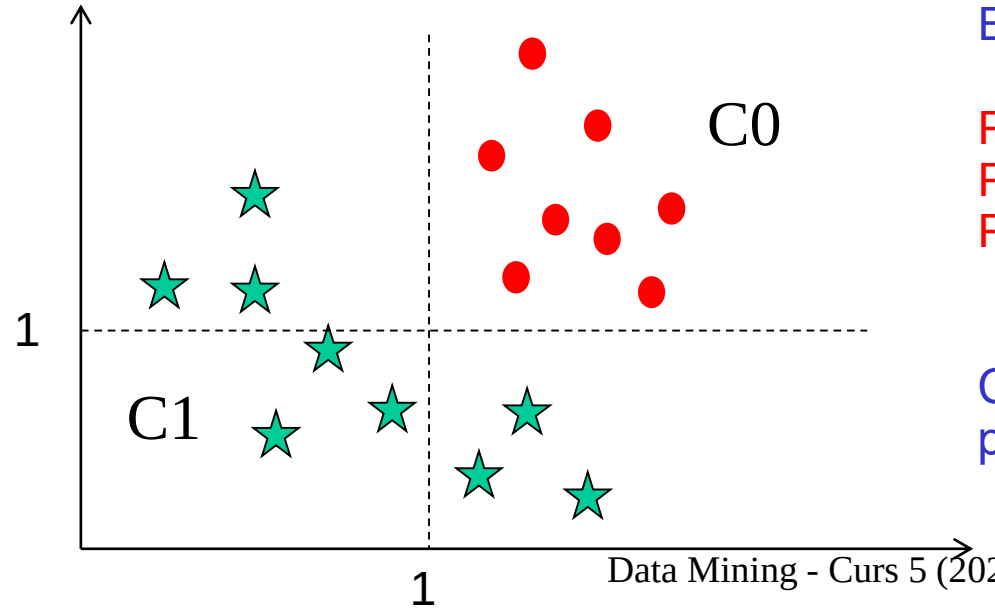
- cover(R) = subsetul de date acoperit de R
- class(R) = subsetul de date care au aceeaşi clasă cu cea specificată în R
- D= setul de date

Extragerea regulilor de clasificare

Noţiuni:

- Reguli mutual exclusive = regiunile acoperite de reguli sunt disjuncte (o instanţă activează o singură regulă)
- Set complet de reguli = fiecare instanţă activează cel puţin o regulă

Obs: dacă setul de reguli e complet şi regulile sunt mutual exclusive atunci decizia privind apartenenţa unei date la o clasă este simplu de luat



Exemplu:

R1: IF x>1 and y>1 THEN C0
R2: IF x<=1 THEN C1
R3: IF x>1 and y<=1 THEN C1

Ce se întâmplă însă dacă aceste proprietăţi nu sunt satisfăcute?

Extragerea regulilor de clasificare

Obs: dacă regulile nu sunt mutual exclusive atunci pot să apară conflicte (o instanţă poate activa reguli care au asociate clase diferite)

Conflictele pot fi rezolvate în unul dintre următoarele moduri:

- Ordonarea regulilor (pe baza unui criteriu) şi decizia se ia conform primei reguli activate (prima regulă care se potriveşte cu instanţa).

- Criteriul de ordonare poate fi corelat cu:
  - calitatea regulii (e.g. Nivel încredere) – regulile cu nivel mare de încredere sunt mai bune

  - specificitatea regulii – o regulă este considerată mai bună dacă este mai specifică (e.g. Reguli care corespund claselor rare)

  - complexitatea regulii (e.g. Numărul de condiţii din partea de antecedent a regulii) – regulile mai simple sunt mai bune

Extragerea regulilor de clasificare

Obs: aceste criterii pot fi conflictuale (o regulă cu coeficient mare de încredere nu este neapărat o regulă simplă)

- Rezultatul se obţine considerând clasa dominantă pe baza tuturor regulilor activate de către instanţă
  - Se construiește lista regulilor activate de către instanță
  - Se alege clasa cea mai frecventă

Relation: weather.symbolic

No.	outlook Nominal	temperature Nominal	humidity Nominal	windy Nominal	**play** Nominal
1	sunny	hot	high	FALSE	no
2	sunny	hot	high	TRUE	no
3	overcast	hot	high	FALSE	yes
4	rainy	mild	high	FALSE	yes
5	rainy	cool	normal	FALSE	yes
6	rainy	cool	normal	TRUE	no
7	overcast	cool	normal	TRUE	yes
8	sunny	mild	high	FALSE	no
9	sunny	cool	normal	FALSE	yes
10	rainy	mild	normal	FALSE	yes
11	sunny	mild	normal	TRUE	yes
12	overcast	mild	high	TRUE	yes
13	overcast	hot	normal	FALSE	yes
14	rainy	mild	high	TRUE	no

R1: IF outlook=sunny and humidity=high THEN play=no
R2: IF outlook=sunny and humidity=normal THEN play=yes
R3: IF outlook=overcast THEN play=yes
R4: IF outlook=rainy and windy=True THEN play=no
R5: IF outlook=rainy and windy=False THEN play=yes

Instanta: (outlook=sunny, temperature=mild, humidity = high, windy = False)

Extragerea regulilor de clasificare

Algoritm secvenţial de acoperire:

Intrare: set de date
Ieşire: set ordonat de reguli

Pas 1: se selectează una dintre clase şi se identifică cea mai “bună” regulă care acoperă datele din D care au clasa selectată. Se adaugă regula la sfârşitul listei.

Pas 2: Se elimină datele din D care activează regula adăugată. Dacă încă există clase netratate şi date în D go to Pas 1

Obs:

- Aceasta este structura generală a algoritmilor secvenţiali de acoperire
- Algoritmii pot să difere în funcţie de strategia de selecţie a claselor și de criteriul utilizat pentru evaluarea calității regulilor

Extragerea regulilor de clasificare

Exemplu: algoritmul RIPPER (Repeated Incremental Pruning to Produce Error Reduction)

Particularităţi:

- Setul de date e divizat la început în growing set (folosit pentru construirea unui set de reguli care acoperă setul de date) şi pruning set (folosit pt simplificarea regulilor, de ex. prin eliminarea unor atribute din membrul stâng al regulii - se alege varianta de simplificare care reduce cel mai mult eroarea pe pruning set).

Obs: growing set corespunde setului de antrenare, iar pruning set corespunde setului de validare

- Ordonare bazată pe clase: clasele sunt selectate crescător după dimensiune (clasele rare sunt selectate prima dată)

- Regulile corespunzătoare unei clase sunt plasate consecutiv în lista de reguli

Extragerea regulilor de clasificare

Exemplu: algoritmul RIPPER (Repeated Incremental Pruning to Produce Error Reduction)

Particularităţi:

- Adăugarea unei noi reguli corespunzătoare unei clase este stopată când:
  - regula devine prea complexă
  - 'următoarea' regulă are o eroare de clasificare (pe setul de validare) mai mare decât un prag prestabilit

- Dacă la sfârşit rămân date "neacoperite" atunci se poate defini o regulă de tipul "catch all" căreia i se asociază clasa dominantă din setul de date "neacoperite"

Clasificatori bazaţi pe instanţe

Ideea principală: datele similare aparţin aceleiaşi clase

- Modelul de clasificare constă tocmai din setul de antrenare
  - Procesul de antrenare constă doar în stocarea datelor din set

- Clasificarea unei noi date constă în:
  - Se calculează similaritatea (sau disimilaritatea) dintre noua dată şi cele din setul de antrenare şi se identifică exemplarele cele mai apropiate
  - Se alege clasa cea mai frecvent întâlnită în subsetul celor mai similare exemple

Clasificatori bazaţi pe instanţe

Ideea principală: datele similare aparţin aceleiaşi clase

Obs:

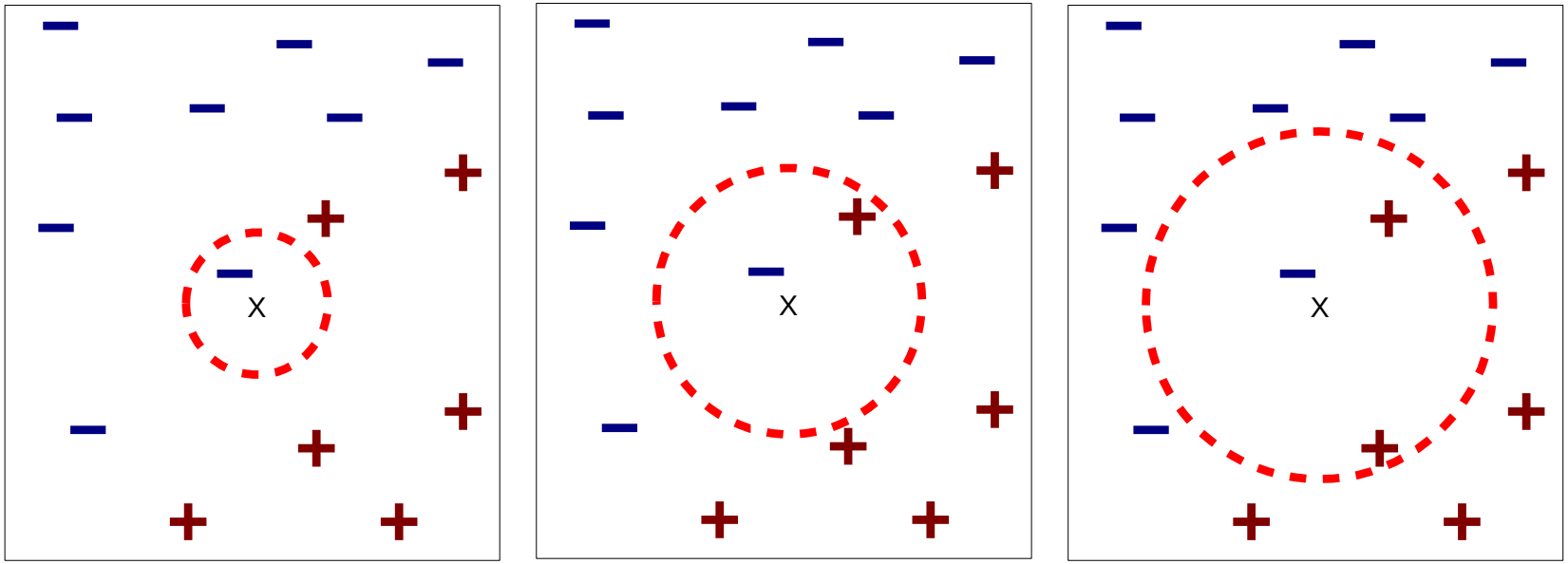
- Astfel de clasificatori sunt consideraţi leneşi (“lazy”) deoarece faza de antrenare nu presupune nici un efort de calcul (întregul efort este amânat pentru faza de clasificare)

- Cei mai populari clasificatori din această categorie sunt cei bazaţi pe principiul celui/celor mai apropiat/apropiaţi vecin/vecini (k-Nearest Neighbour)

Clasificatori bazaţi pe instanţe

kNN – k Nearest Neighbour

- Pt fiecare dată de clasificat:
  - Determină cele mai apropiate (mai similare) k exemple din setul de antrenare
  - Identifică cea mai frecventă clasă



(a) 1-nearest neighbor (b) 2-nearest neighbor (c) 3-nearest neighbor

[Tan, Steinbach, Kumar; Introduction to Data Mining, slides, 2004]

Clasificatori bazaţi pe instanţe

kNN – k Nearest Neighbour

- Pt fiecare dată de clasificat:
  - Determină cele mai apropiate (mai similare) k exemple din setul de antrenare
  - Identifică cea mai frecventă clasă

Performanţa clasificatorilor de tip kNN depinde de:

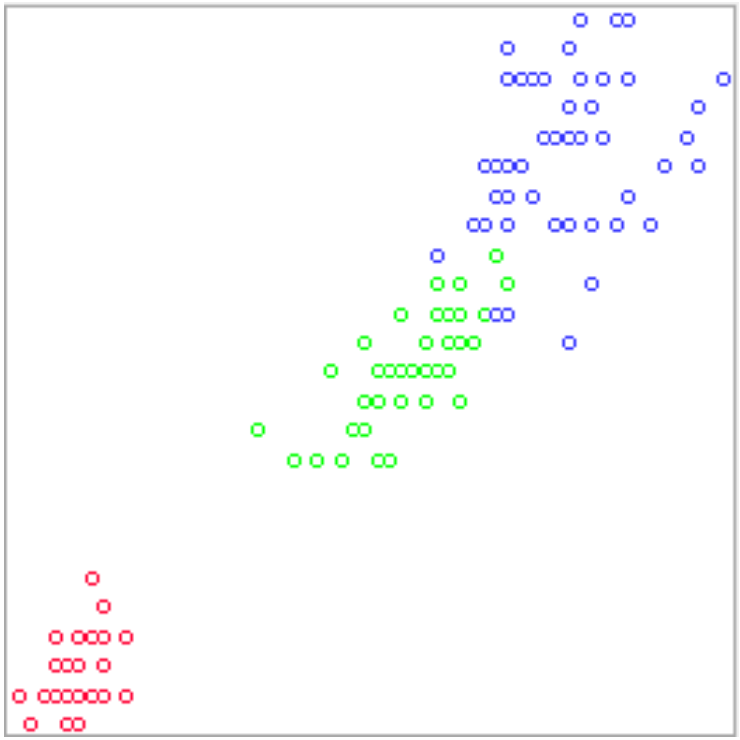
- Măsura de similaritate/ disimilaritate
  - Se alege în funcţie de tipurile atributelor şi de proprietăţile problemei
- Valoarea lui k (numărul de vecini)
  - Cazul cel mai simplu: k=1 (nu e indicat în cazul datelor afectate de zgomot)

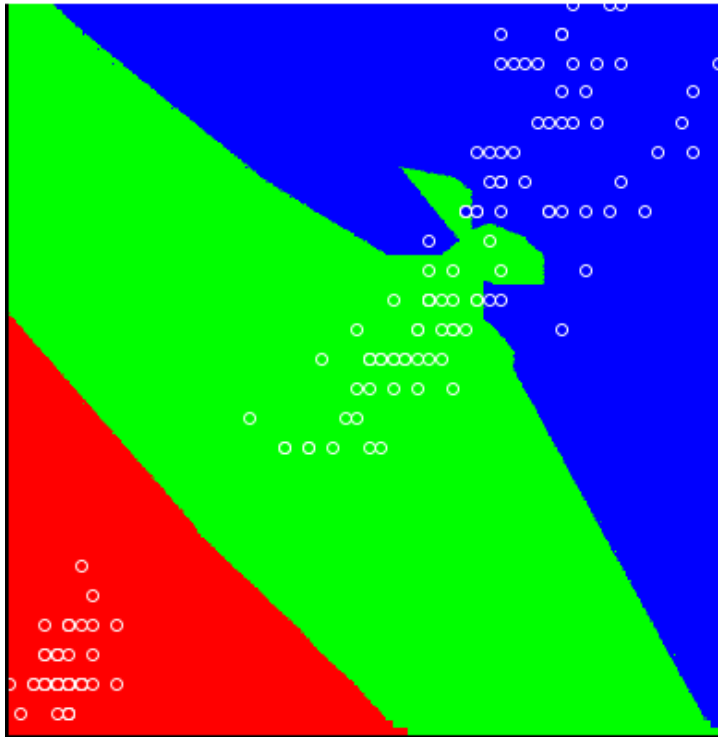
Obs: kNN induce o partiţionare în regiuni a spaţiului datelor; regiunile nu sunt calculate explicit ci sunt implicit determinate de măsura de similaritate (precum şi de valoarea lui k)

Clasificatori bazaţi pe instanţe

1NN = Nearest Neighbor bazat pe cel mai apropiat vecin (şi distanţa euclidiană)

Ilustrarea regiunilor. Dataset: iris2D (“petal length” and “petal width”).
Plot: Weka->Visualization->BoundaryVisualizer





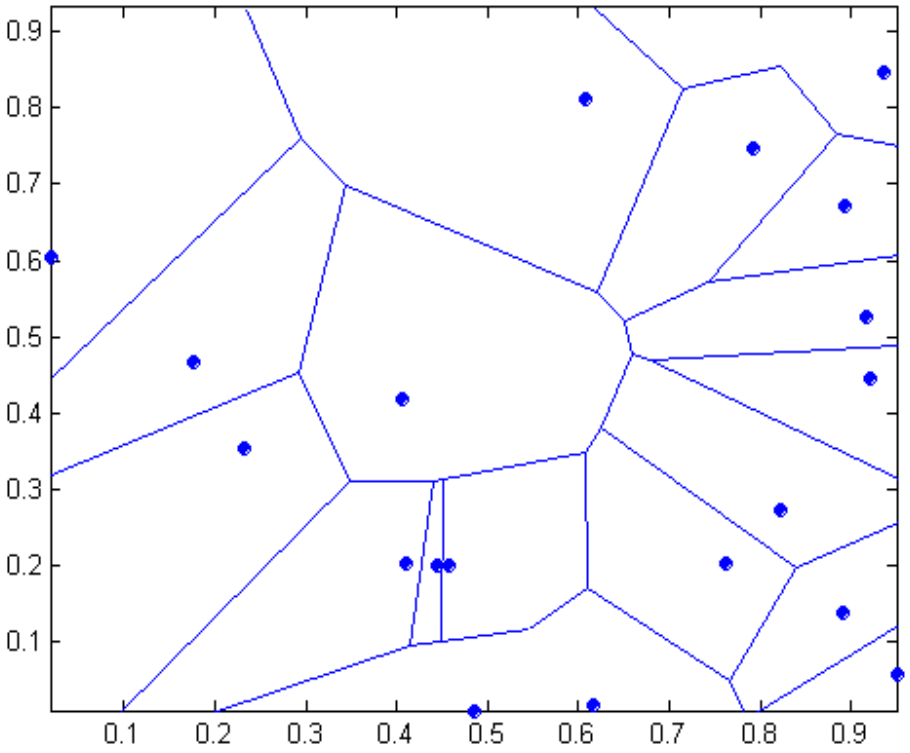
Clasificatori bazaţi pe instanţe

1NN = Nearest Neighbor bazat pe cel mai apropiat vecin (şi distanţa euclidiană)

1NN induce o partiţionare a spaţiului datelor (e.g. în 2D aceasta corespunde unei diagrame Voronoi)

Obs:

Fiecare instanţă din setul de antrenare (punctele din imagine) corespunde unei regiuni care cuprinde datele aflate în vecinătatea acelei instanţe



[Tan, Steinbach, Kumar; Introduction to Data Mining, slides, 2004]

Măsuri de similaritate/ disimilaritate

Considerăm două entităţi (e.g. vectori de date, serii de timp etc) A and B

- O măsură de similaritate, S, asociază perechii (A,B) un număr, S(A,B) , care este cu atât mai mare cu cât A şi B sunt mai similare

- O măsură de disimilaritate, D, asociază perechii (A,B) un număr, D(A,B), care este cu atât mai mare cu cât A şi B sunt mai diferite

Alegerea măsurii depinde de:

- Tipul atributelor
- Numărul de atribute
- Distribuţia datelor

Măsuri de similaritate/ disimilaritate

Atribute numerice

Cele mai populare măsuri de disimilaritate:

$$d_p(A,B) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^{n}(a_i - b_i)^p} \quad \text{(Minkowski, } L_p\text{)}$$

$$d_E(A,B) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(a_i - b_i)^2} \quad \text{(Euclidean, p = 2)}$$

$$d_M(A,B) = \sum_{i=1}^{n}|a_i - b_i| \quad \text{(Manhattan, p = 1)}$$

$$d_\infty(A,B) = \max_{i=\overline{1,n}}|a_i - b_i| \quad (p = \infty)$$

- Distanţa euclidiană
- Distanţa Manhattan

Obs:

- Distanţa euclidiană este invariantă în raport cu rotaţii
- Dacă nu toate atributele au aceeaşi importanţă (sau dacă nu sunt scalate adecvat) atunci se e indicat să se folosească varianta ponderată

  ($w_i(a_i-b_i)^2$ în loc de $(a_i-b_i)^2$)

  Ponderile se determină folosind tehnici de preprocesare

Măsuri de similaritate/ disimilaritate

Aspecte practice – problema dimensiunii (dimensionality curse):

- Puterea de discriminare a acestor distanţe scade pe măsură ce nr de atribute (n) creşte =>

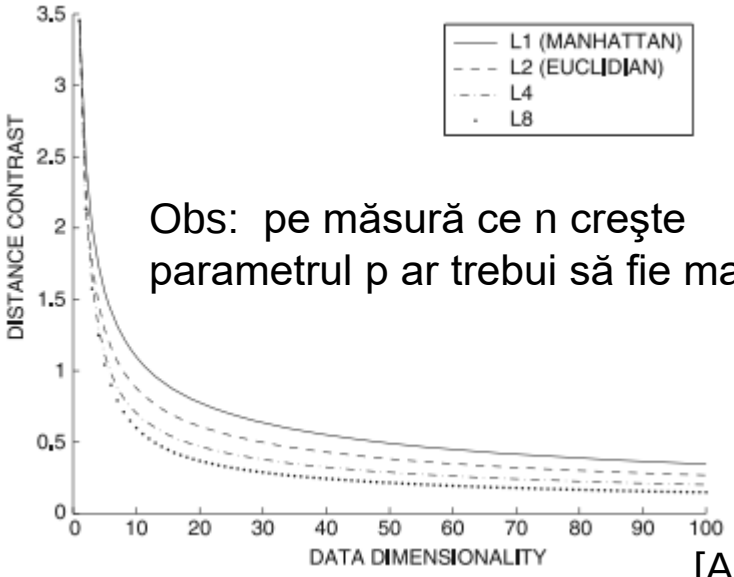
  pt date cu multe atribute clasificatorii bazaţi pe distanţe devin inefectivi

$$d_p(A,B) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^{n}(a_i - b_i)^p} \quad \text{(Minkowski, } L_p\text{)}$$

$$d_E(A,B) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(a_i - b_i)^2} \quad \text{(Euclidean, p = 2)}$$

$$d_M(A,B) = \sum_{i=1}^{n}|a_i - b_i| \quad \text{(Manhattan, p = 1)}$$

$$d_\infty(A,B) = \max_{i=\overline{1,n}}|a_i - b_i| \quad (p = \infty)$$



Obs: pe măsură ce n creşte parametrul p ar trebui să fie mai mic

$$\text{Distance contrast}: \frac{d_{\max} - d_{\min}}{\sigma}$$

$$d_{\max}, d_{\min} = \text{largest and smallest distance}$$

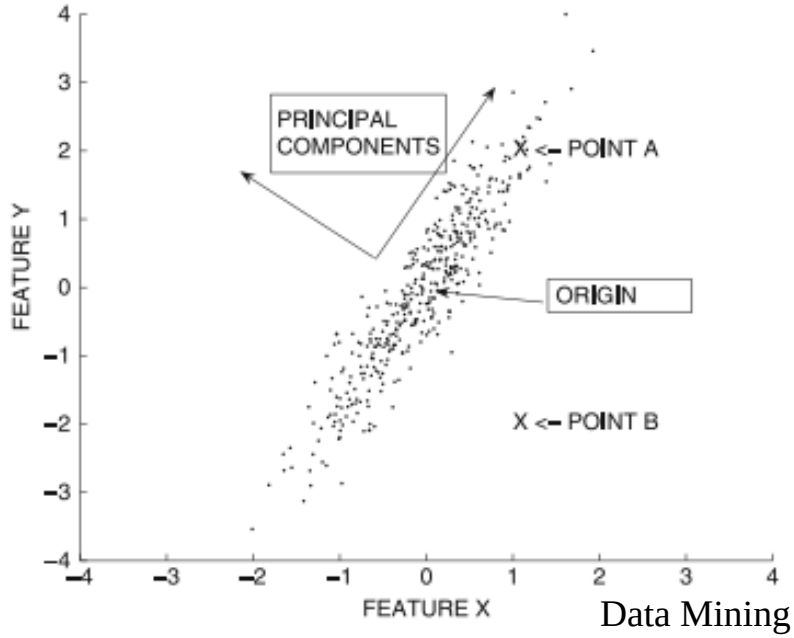
$$\sigma = \text{standard deviation of distances}$$

[Aggarwal, Data Mining Textbook, 2015]

Măsuri de similaritate/ disimilaritate

Aspecte practice – impactul distribuţiei datelor

Intrebare: Care punct e mai aproape de origine? A sau B?



Aggarwal, Data Mining Textbook, 2015

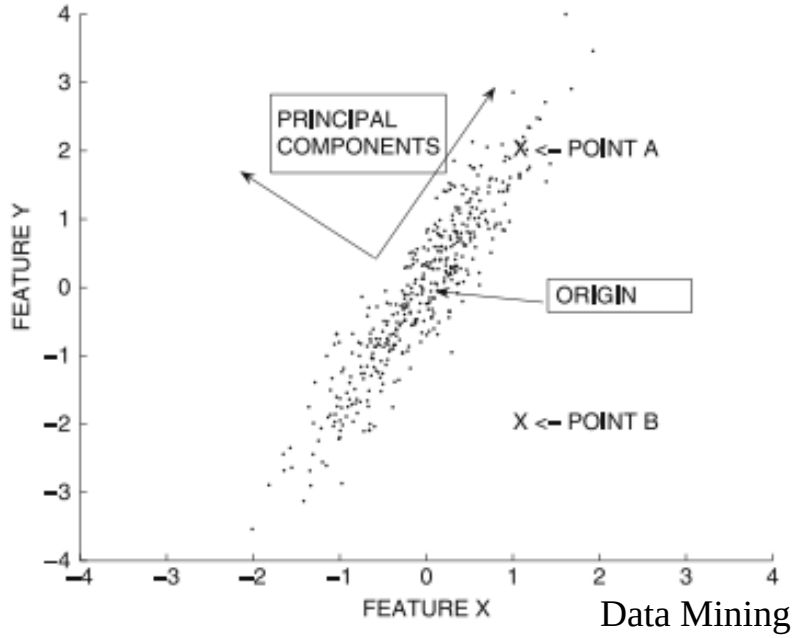
Măsuri de similaritate/ disimilaritate

Aspecte practice – impactul distribuţiei datelor

Intrebare: Care punct e mai aproape de origine? A sau B?

R: d(O,A) = d(O,B) (distanţe euclidiene egale). Luând în considerare distribuţia datelor: A este mai apropiat de O decât B

Altă întrebare: cum poate fi inclusă distribuţia datelor în calculul distanţei?



Distanta Mahalanobis

$$d_{Mah}(A,B) = \sqrt{(A-B)^T C^{-1}(A-B)}$$

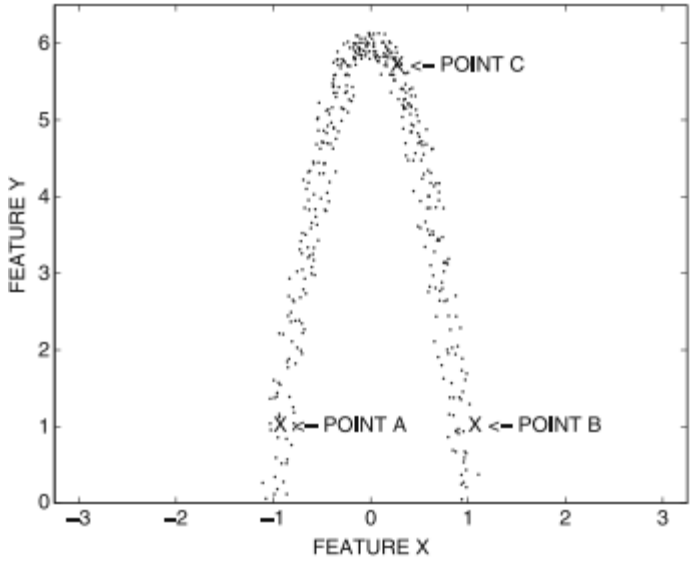
$$C^{-1} = \text{inversa matricii de covarianta}$$

Aggarwal, Data MiningTextbook, 2015

Măsuri de similaritate/ disimilaritate

Aspecte practice – impactul distribuţiei datelor

Intrebare: este distanţa dintre A şi B mai mică decât distanţa dintre B şi C?



Aggarwal, Data Mining Textbook, 2015

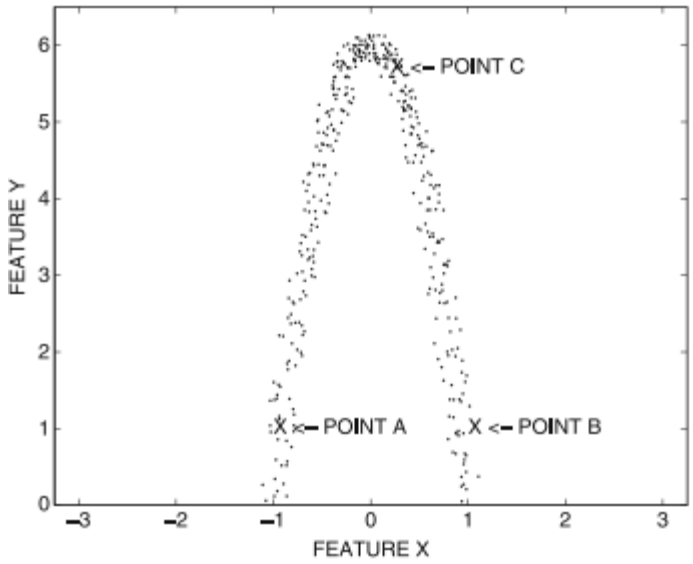
Măsuri de similaritate/ disimilaritate

Aspecte practice – impactul distribuţiei datelor

Intrebare: este distanţa dintre A şi B mai mică decât distanţa dintre B şi C?

R: da, dacă ignorăm distribuţia datelor şi folosim distanţa euclidiană

Totuşi, distribuţia datelor nu poate fi ignorată întrucât este cea care furnizează contextul problemei, iar în acest context d(A,B)>d(B,C)



Distanţa geodesică:

- Se construieşte un graf ce are în noduri punctele iar muchiile unesc nodurile vecine (ex: cei mai apropiaţi k vecini)
- Calculează distanţa dintre două puncte ca fiind cea mai scurtă cale în graf

Aggarwal, Data Mining Textbook, 2015

Măsuri de similaritate/ disimilaritate

Atribute numerice – măsură de similaritate

- Măsura cosinus: $sim(A,B)=A^TB/(||A||\ ||B||)$ (produsul scalar dintre A şi B împărţit la produsul normelor)

Remarcă:

- In cazul vectorilor normalizaţi (||A||=||B||=1) similaritatea e maximă când distanţa euclidiană este minimă:

$$d_E^2(A,B) = (A-B)^T(A-B) = A^TA - 2A^TB + B^TB$$

$$= 2(1 - A^TB) = 1(1 - sim(A,B))$$

Măsuri de similaritate/ disimilaritate

Atribute nominale

Abordare 1: Transformarea atributelor nominale în atribute numerice (prin binarizare = one hot encoding) şi utilizarea măsurilor de similaritate/disimilaritate pentru vectori binari:

- Disimilaritate: distanţa Hamming = distanţa Manhattan: $d_H(A,B)=d_M(A,B)$

- Jaccard similarity:

$$J(A,B) = \frac{\sum_{i=1}^{n} a_i b_i}{\sum_{i=1}^{n} (a_i^2 + b_i^2 - a_i b_i)} = \frac{card(S_A \cap S_B)}{card(S_A \cup S_B)}$$

Obs: S_A şi S_B sunt submulţimi ale mulţimii globale cu n atribute care corespund vectorilor de apartenenţă A şi B.

Măsuri de similaritate/ disimilaritate

Atribute nominale

Abordare 2: Utilizează măsuri locale de similaritate (între valorile atributelor)

$$S(A,B) = \sum_{i=1}^{n} S(a_i, b_i)$$

$$S(a_i, b_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } a_i = b_i \\ 0 & \text{if } a_i \neq b_i \end{cases}$$

Obs: similarităţile mai puţin frecvente pot fi considerate mai relevante decât cele frecvente

$$S(a_i, b_i) = \begin{cases} 1/f^2(a_i) & \text{if } a_i = b_i \\ 0 & \text{if } a_i \neq b_i \end{cases}$$

$f(a_i) =$ frecventa valorii a_i in setul de date (pt atributul i)

Măsuri de similaritate/ disimilaritate

Atribute mixte: se combină măsurile corespunzătoare celor două tipuri de atribute (utilizând ponderi specifice)

$$S(A,B) = \lambda S_{numerical}(A,B) + (1-\lambda) S_{nominal}(A,B)$$

Alte tipuri de date:

- Siruri (e.g. text sau secvenţe biologice) – se utilizează distanţa de editare
- Concepte (e.g. noduri într-o ontologie) – distanţe bazate pe cele mai scurte căi în grafuri sau arbori
- Grafuri (e.g. reţele sociale sau biologice) – ponderea structurilor (tiparelor) similare în cele două structuri

kNN: alegerea lui k

Performanţa clasificatorilor de tip kNN depinde de numărul de vecini

Cazuri extreme:

- k=1 - clasificatorul nu este robust (erorile din setul de date influenţează răspunsul clasificatorului)

- k=N - e echivalent cu ZeroR fiind bazat doar pe modul de distribuire a datelor în clase

Cum se alege k?

- Abordare de tip trial-and-error: se încearcă diferite valori şi se alege valoarea care maximizează performanţa

kNN: cost

Clasificarea unei noi instanţe necesită calculul a N distanţe (sau măsuri de similaritate pt un set de date cu N elemente care au n atribute precum şi selecţia celor mai mici k distanţe ➔ O(Nn+kN) (costul de calcul a similarității / disimilarității poate fi diferite de Nn – depinde de structura datelor)

Dacă N e mare această prelucrare poate fi costisitoare (întrucât trebuie efectuată pentru fiecare instanţă care trebuie clasificată)

Abordări posibile:

- Crearea structuri de indexare a datelor din setul de antrenare care permite identificarea celor mai apropiaţi k vecini într-un mod eficient
- Reducerea numărului de date din setul de antrenare prin gruparea lor în clustere şi înlocuirea fiecărui cluster cu un singur prototip
- Selecţia unor prototipuri din set

Modele probabiliste de clasificare

Exemplu: Presupunem că ne interesează să estimăm probabilitatea ca un pacient care are simptomul S să aibă boala T

- Probabilitatea de estimat: P(T|S) = probabilitatea evenimentului T condiţionată de evenimentul S

- Presupunem că se cunosc:

  - P(S) – dacă simptomul este prezent se poate considera P(S)=1 (evidence)
  - P(T) – estimată pe baza unor analize preliminare (e o măsură a frecvenţei de apariţie a bolii) (prior)
  - P(S|T) – se estimează pe baza cunoştinţelor medicale (cât de frecvent este simptomul S în cazul bolii T) (likelihood)

- Regula de calcul (regula probabilităţii condiţionate – formula lui Bayes):

  $P(T|S)=P(S|T)P(T)/P(S)$

- Cum se analizează cazul în care nu e un singur simptom S, ci mai multe simptome $S_1,S_2,\ldots,S_n$?

Modele probabiliste de clasificare

Exemplu: Presupunem că ne interesează să estimăm probabilitatea ca un pacient care are simptomele $S_1,S_2,\ldots,S_n$ să aibă boala T

- Probabilitatea de estimat: $P(T| S_1,S_2,\ldots,S_n)$
- Se foloseşte regula Bayes:
  - $P(T| S_1,S_2,\ldots,S_n)=P(S_1,S_2,\ldots,S_n|T)P(T)/P(S_1,S_2,\ldots,S_n)$
- Ipoteză simplificatoare: simptomele $(S_1,S_2,\ldots,S_n)$ corespund unor evenimente independente (această ipoteză nu este întotdeauna adevărată însă poate fi acceptată în anumite situaţii practice)
- Considerând că $P(S_1,S_2,\ldots,S_n)=1$ (simptomele sunt prezente)

$$P(T| S_1,S_2,\ldots,S_n)=P(S_1|T)\,P(S_2|T)\ldots P(S_n|T)P(T)$$

Clasificatorul Naïve Bayes

Problema de clasificare:

- Pentru o dată $D_i=(a_{i1},a_{i2},\ldots,a_{in})$ se pune problemă determinării clasei căreia îi aparţine

Ideea principală

- Estimează $P(C_k|\ D_i\ )=P(a_{i1},a_{i2},\ldots,a_{in}|C_k\ )P(C_k)/\ P(a_{i1},a_{i2},\ldots,a_{in})$ pt fiecare k din {1,2,…,K} şi selectează probabilitatea maximă; aceasta va indica cărei clase îi aparţine, cel mai probabil, data; întrucât $P(a_{i1},a_{i2},\ldots,a_{in})$ este aceeași indiferent de clasă, probabilitatea de la numitor nu influențează decizia – se consideră egală cu 1

- Ipoteză simplificatoare: atributele sunt independente (acesta este motivul pentru care clasificatorul este denumit "naiv")

- $P(C_k|\ D_i\ )= P(a_{i1}|C_k)\ P(a_{i2}|C_k)\ldots P(a_{in}|C_k)P(C_k)$

- Estimarea probabilităţii de clasificare necesită cunoaşterea lui $P(a_{i1}|C_k)$, $P(a_{i2}|C_k)$, …, $P(a_{in}|C_k)$ şi $P(C_k)$
- Aceste probabilităţi pot estimate pe baza setului de date (ca frecvenţe relative) – această estimare corespunde procesului de învăţare specific clasificatorului Naïve Bayes

Clasificatorul Naïve Bayes

Exemplu:

Relation: weather.symbolic

No.	outlook Nominal	temperature Nominal	humidity Nominal	windy Nominal	**play** Nominal
1	sunny	hot	high	FALSE	no
2	sunny	hot	high	TRUE	no
3	overcast	hot	high	FALSE	yes
4	rainy	mild	high	FALSE	yes
5	rainy	cool	normal	FALSE	yes
6	rainy	cool	normal	TRUE	no
7	overcast	cool	normal	TRUE	yes
8	sunny	mild	high	FALSE	no
9	sunny	cool	normal	FALSE	yes
10	rainy	mild	normal	FALSE	yes
11	sunny	mild	normal	TRUE	yes
12	overcast	mild	high	TRUE	yes
13	overcast	hot	normal	FALSE	yes
14	rainy	mild	high	TRUE	no

P(C1)=P(no)=5/14 P(C2)= P(yes)=9/14

A1: outlook

P(sunny|C1)=P(sunny,C1)/P(C1)
=(3/14)/(5/14)=3/5

P(sunny|C2)=P(sunny,C2)/P(C2)
=(2/14)/(9/14)=2/9

P(overcast|C1)=P(overcast,C1)/P(C1)
=0

P(overcast|C2)=P(overcast,C2)/P(C2)
=(4/14)/(9/14)=4/9

P(rainy|C1)=P(rainy,C1)/P(C1)
=(2/14)/(5/14)=2/5

P(rainy|C2)=P(rainy,C2)/P(C2)
=(3/14)/(9/14)=3/9

Clasificatorul Naïve Bayes

Exemplu:

Relation: weather.symbolic

No.	outlook Nominal	temperature Nominal	humidity Nominal	windy Nominal	**play** Nominal
1	sunny	hot	high	FALSE	no
2	sunny	hot	high	TRUE	no
3	overcast	hot	high	FALSE	yes
4	rainy	mild	high	FALSE	yes
5	rainy	cool	normal	FALSE	yes
6	rainy	cool	normal	TRUE	no
7	overcast	cool	normal	TRUE	yes
8	sunny	mild	high	FALSE	no
9	sunny	cool	normal	FALSE	yes
10	rainy	mild	normal	FALSE	yes
11	sunny	mild	normal	TRUE	yes
12	overcast	mild	high	TRUE	yes
13	overcast	hot	normal	FALSE	yes
14	rainy	mild	high	TRUE	no

P(C1)=P(no)=5/14 P(C2)= P(yes)=9/14

A2: temperature

P(hot|C1)=P(hot,C1)/P(C1)=2/5

P(hot|C2)=P(hot,C2)/P(C2)=2/9

P(mild|C1)=P(mild,C1)/P(C1)=2/5

P(mild|C2)=P(mild,C2)/P(C2)=4/9

P(cool|C1)=P(cool,C1)/P(C1)
=(2/14)/(5/14)=1/5

P(cool|C2)=P(cool,C2)/P(C2)=2/9

Clasificatorul Naïve Bayes

Exemplu:

Relation: weather.symbolic

No.	outlook Nominal	temperature Nominal	humidity Nominal	windy Nominal	**play** Nominal
1	sunny	hot	high	FALSE	no
2	sunny	hot	high	TRUE	no
3	overcast	hot	high	FALSE	yes
4	rainy	mild	high	FALSE	yes
5	rainy	cool	normal	FALSE	yes
6	rainy	cool	normal	TRUE	no
7	overcast	cool	normal	TRUE	yes
8	sunny	mild	high	FALSE	no
9	sunny	cool	normal	FALSE	yes
10	rainy	mild	normal	FALSE	yes
11	sunny	mild	normal	TRUE	yes
12	overcast	mild	high	TRUE	yes
13	overcast	hot	normal	FALSE	yes
14	rainy	mild	high	TRUE	no

P(C1)=P(no)=5/14 P(C2)= P(yes)=9/14

A3: humidity

P(high|C1)=P(high,C1)/P(C1)=4/5

P(high|C2)=P(high,C2)/P(C2)=3/9

P(normal|C1)=P(normal,C1)/P(C1)=1/5

P(normal|C2)=P(normal,C2)/P(C2)=6/9

Clasificatorul Naïve Bayes

Exemplu:

Relation: weather.symbolic

No.	outlook Nominal	temperature Nominal	humidity Nominal	windy Nominal	**play** Nominal
1	sunny	hot	high	FALSE	no
2	sunny	hot	high	TRUE	no
3	overcast	hot	high	FALSE	yes
4	rainy	mild	high	FALSE	yes
5	rainy	cool	normal	FALSE	yes
6	rainy	cool	normal	TRUE	no
7	overcast	cool	normal	TRUE	yes
8	sunny	mild	high	FALSE	no
9	sunny	cool	normal	FALSE	yes
10	rainy	mild	normal	FALSE	yes
11	sunny	mild	normal	TRUE	yes
12	overcast	mild	high	TRUE	yes
13	overcast	hot	normal	FALSE	yes
14	rainy	mild	high	TRUE	no

P(C1)=P(no)=5/14 P(C2)= P(yes)=9/14

A4: windy

P(FALSE|C1)=P(FALSE,C1)/P(C1)=2/5

P(FALSE|C2)=P(FALSE,C2)/P(C2)=6/9

P(TRUE|C1)=P(TRUE,C1)/P(C1)=3/5

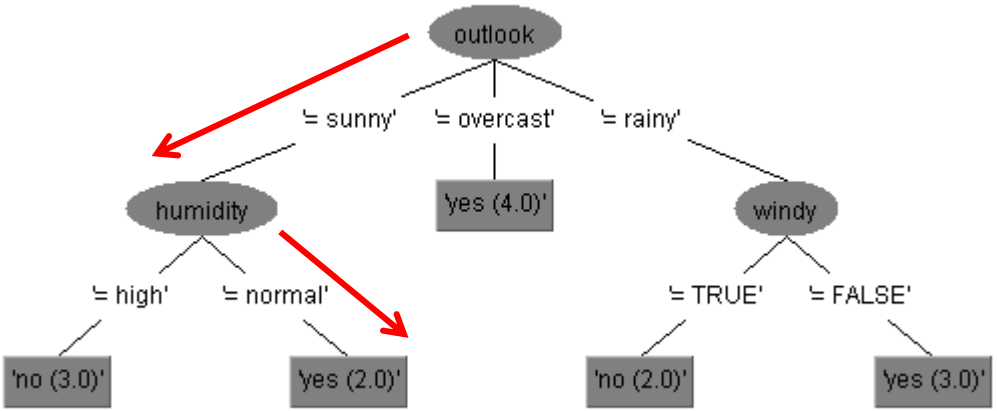
P(TRUE|C2)=P(TRUE,C2)/P(C2)=3/9

Clasificatorul Naïve Bayes

Exemplu:

Relation: weather.symbolic

No.	outlook Nominal	temperature Nominal	humidity Nominal	windy Nominal	**play** Nominal
1	sunny	hot	high	FALSE	no
2	sunny	hot	high	TRUE	no
3	overcast	hot	high	FALSE	yes
4	rainy	mild	high	FALSE	yes
5	rainy	cool	normal	FALSE	yes
6	rainy	cool	normal	TRUE	no
7	overcast	cool	normal	TRUE	yes
8	sunny	mild	high	FALSE	no
9	sunny	cool	normal	FALSE	yes
10	rainy	mild	normal	FALSE	yes
11	sunny	mild	normal	TRUE	yes
12	overcast	mild	high	TRUE	yes
13	overcast	hot	normal	FALSE	yes
14	rainy	mild	high	TRUE	no



D=(outlook=sunny, temperature=mild, humidity=normal, windy=False)
P(C1|D)=P(sunny|C1)*P(mild|C1)*P(normal|C1)*P(FALSE|C1)*P(C1)/P(D)=
=3/5*2/5*1/5*2/5*5/14/P(D)=60/8750/P(D) = 0.006875/P(D)

P(C2|D)=P(sunny|C2)*P(mild|C2)*P(normal|C2)*P(FALSE|C2)*P(C2)/P(D)=
=2/9*4/9*6/9*6/9*9/14/P(D)=2592/91854=0.028219/P(D) ➔ yes

Clasificatorul Naïve Bayes

Exemplu:

Relation: weather.symbolic

No.	outlook Nominal	temperature Nominal	humidity Nominal	windy Nominal	**play** Nominal
1	sunny	hot	high	FALSE	no
2	sunny	hot	high	TRUE	no
3	overcast	hot	high	FALSE	yes
4	rainy	mild	high	FALSE	yes
5	rainy	cool	normal	FALSE	yes
6	rainy	cool	normal	TRUE	no
7	overcast	cool	normal	TRUE	yes
8	sunny	mild	high	FALSE	no
9	sunny	cool	normal	FALSE	yes
10	rainy	mild	normal	FALSE	yes
11	sunny	mild	normal	TRUE	yes
12	overcast	mild	high	TRUE	yes
13	overcast	hot	normal	FALSE	yes
14	rainy	mild	high	TRUE	no

Obs: dacă pt o anumită valoare de atribut (a_{ij}) şi o anumită clasă C_k nu există exemplu în setul de antrenare, atunci $P(a_{ij}| C_k)=0$ şi (datorită ipotezei de independenţă) pt orice instanţă având valoarea a_{ij} pt atributul A_i , probabilitatea să aparţină clasei C_k este 0.

Această situaţie poate să apară în special în cazul claselor mici.

Tratarea acestor situaţii prin regula de “netezire de tip Laplace”:

$P(a_{ij}| C_k)=(count(a_{ij},C_k)+alpha)/(count(C_k)+m_i*alpha)$

alpha = parametru de netezire Laplace

m_i= nr de valori distincte ale atributului A_i

Clasificatorul Naïve Bayes

Obs:

- Acest model poate fi aplicat direct atributelor discrete şi se bazează pe unul din următoarele modele probabiliste:
  - Binomial
  - Multinomial
- In cazul atributelor numerice care iau valori într-un domeniu continuu există două abordări principale:
  - Atributele sunt discretizate înainte de utilizarea clasificatorului (performanţa acestuia depinde de procesul de discretizare)
  - Se folosesc modele probabiliste continue (e.g. Gaussian) cu parametri estimaţi pe baza setului de antrenare

Sumar

- Clasificatorii bazați pe reguli
  - Avantaj: regulile sunt interpretabile
  - Dezavantaj:
    - setul de reguli poate să devină mare
    - Poate fi dificil de tratat inconsistențele (aceeași instanță activează mai multe reguli care sunt asociate cu clase diferite)

- Clasificatori bazați pe instanțe (k-Nearest Neighbour)
  - Avantaj: Proces de antrenare simplu (doar stocarea exemplelor)
  - Dezavantaj:
    - Costul clasificării poate fi mare dacă nu sunt utilizate structuri eficiente de căutare
    - Performanța depinde de măsura de similaritate și de valoarea lui k

Sumar

- Clasificatori de tip Naive Bayes
  - Avantaj:
    - Ușor de construit (se bazează doar pe calcule de frecvențe)
    - Nu necesită un volum mare de date de antrenate
    - Sunt eficienți în faza de clasificare
  - Dezavantaj:
    - In varianta naivă nu țin cont de interacțiunile dintre atribute
    - Valorile estimate ale probabilităților trebuie tratate cu grijă (nu este recomandat să fie utilizate ca atare ci doar în contextul deciziei legat de clasă și care este bazată doar pe compararea valorilor)

Curs următor

Modele funcționale (bazate pe transformări ale datelor folosind diverse funcții)

- Rețele neuronale (Feedforward Neural Networks)
- Modele bazate pe vectori suport (Support Vector Machines)