Facultatea de Electronică, Telecomunicații și Tehnologia Informației
AI Multimedia Lab https://www.aimultimedialab.ro/
Universitatea Politehnica din București

Tehnici de analiză și clasificare automată a informației

Prof. dr. ing. Bogdan IONESCU
https://bionescu.aimultimedialab.ro/

București, 2022

1

Plan Curs

M1. Introducere (concept, aplicații)

M2. Prelucrarea și reprezentarea datelor de intrare

M3. Tehnici de clasificare ne-supervizată ("clustering")

M4. Tehnici de clasificare supervizată ("classification")

M5. Evaluarea performanței clasificatorilor

2

> M5. Evaluarea performanței clasificatorilor

5.1. [Introducere]

5.2. [Măsuri de performanță]

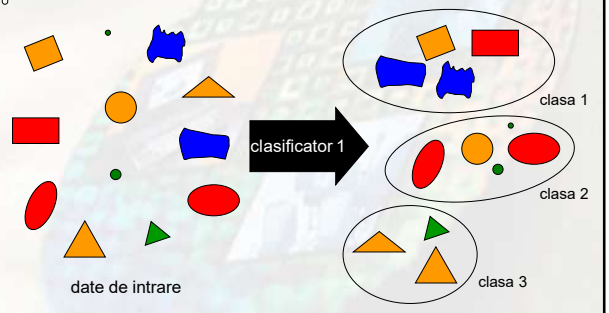
5.3. [Evaluarea performanței]

5.4. [Exemple de sisteme de clasificare]

3

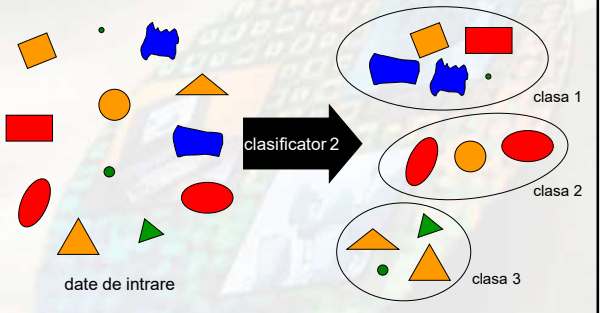
Evaluarea performanței unui sistem - principiu

Având la dispoziție un sistem de clasificare și un set de parametri de intrare, *cum putem evalua performanța acestuia?*



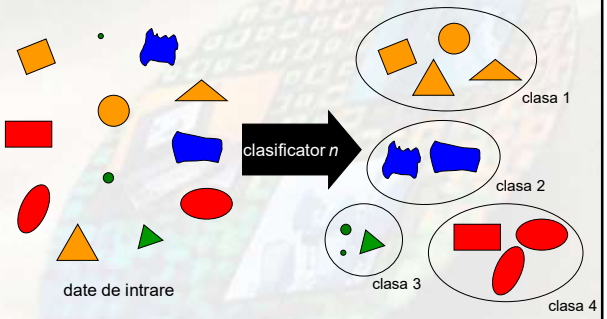
4

Evaluarea performanței unui sistem – principiu (cont.)



5

Evaluarea performanței unui sistem – principiu (cont.)



6

Evaluarea performanței unui sistem – principiu (cont.)

clasificator 1

clasificator 2

...

clasificator *n*

> *Observație*: poate fi vorba de același clasificator dar pentru diferite valori ale parametrilor, exemplu nucleu SVM, valoare *k* pentru k-NN, etc

Idee 1: pentru evaluarea rezultatelor folosesc un operator uman care analizează manual clasele; [evaluare subiectivă]

$$$

7

Evaluarea performanței unui sistem – principiu (cont.)

clasificator 1

clasificator 2

...

clasificator *n*

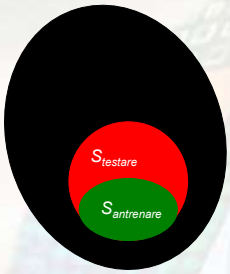
> *Observație*: poate fi vorba de același clasificator dar pentru diferite valori ale parametrilor, exemplu nucleu SVM, valoare *k* pentru k-NN, etc

Idee 2: am nevoie de o măsură matematică prin care să verific corespondența dintre apartenența reală la clase a datelor și cea determinată în mod automat de clasificator; [evaluare obiectivă]

- înseamnă că știu deja rezultatul pentru datele de clasificat?

8

Evaluarea performanței unui sistem – principiu (cont.)



date de clasificat
(dependente de aplicație)

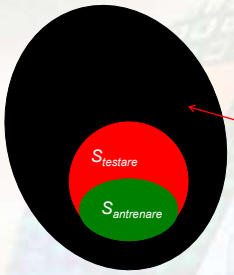
1. determin un subset de date (S) pentru care cunosc/determin apartenența la clase (*ground truth*)
   > suficient de mare cât să fie reprezentativ pentru restul datelor;

2. determin un subset $S_{antrenare}$ pe care voi antrena clasificatorul;

3. clasificatorul este testat pe $S - S_{antrenare} = S_{testare}$ (cunosc *ground truth*);

9

Evaluarea performanței unui sistem – principiu (cont.)



date de clasificat
(dependente de aplicație)

4. clasificatorul este **optimizat** (alegere parametri) folosind $S_{antrenare}$ pentru antrenare și verificare performanță pe $S_{testare}$;

5. odată clasificatorul optimizat acesta este aplicat datelor necunoscute de clasificat (sperând cel puțin să mențină performanța obținută pe setul S);

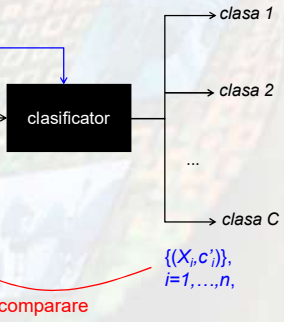
- cum evaluăm performanța la pasul 3 & 4? calculul unor erori;

10

Măsuri de performanță

- date de antrenare ($S_{antrenare}$):
  $\{(Y_j, c_j)\}$, $j=1,\ldots,m$,
  $Y_j=[y_{j,1},\ldots,y_{j,n}]$,
  $c_j \in \{1,\ldots,C\}$;

- date de clasificat ($S_{testare}$):
  $\{(X_i, c_i)\}$, $i=1,\ldots,n$,
  $X_i=[x_{i,1},\ldots,x_{i,n}]$,
  $c_i \in \{1,\ldots,C\}$;



11

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul unui clasificator binar, $c_i \in \{1,2\}$;

TP, FP, TN, FN

realitate (gound truth)

rezultat în urma clasificării	c_1^*	c_2
c_1	TP	
c_2		

TP – True Positive, clasificare corectă, în realitate data este în c_1 iar în urma clasificării am obținut aceeași clasă;

*clasa principală vizată de clasificator (ex. da vs. nu).

12

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul unui clasificator binar, $c_i \in \{1,2\}$ (cont.);

TP, FP, TN, FN (cont.)

rezultat în urma clasificării \ realitate (gound truth)	c_1*	c_2
c_1	TP	FP
c_2		

FP – False Positive, clasificare falsă, în realitate data este în c_2 iar în urma clasificării am obținut că ar fi în c_1;

*clasa principală vizată de clasificator (ex. da vs. nu).

13

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul unui clasificator binar, $c_i \in \{1,2\}$ (cont.);

TP, FP, TN, FN (cont.)

rezultat în urma clasificării \ realitate (gound truth)	c_1*	c_2
c_1	TP	FP
c_2	FN	

FN – False Negative, non detecție, în realitate data este în c_1 iar în urma clasificării am obținut că ar fi în c_2;

*clasa principală vizată de clasificator (ex. da vs. nu).

14

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul unui clasificator binar, $c_i \in \{1,2\}$ (cont.);

TP, FP, TN, FN (cont.)

rezultat în urma clasificării \ realitate (gound truth)	c_1*	c_2
c_1	TP	FP
c_2	FN	TN

TN – True Negative, clasificare corectă pentru clasa opusă, în realitate data este în c_2 iar în urma clasificării obținem tot c_2;

*clasa principală vizată de clasificator (ex. da vs. nu).

15

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul unui clasificator binar, $c_i \in \{1,2\}$ (cont.);

Precision/Recall

rezultat în urma clasificării \ realitate (gound truth)	c_1*	c_2
c_1	TP	FP
c_2	FN	TN

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

- măsură a falselor clasificări;
- *FP*=0 rezultă 100%.

*clasa principală vizată de clasificator (ex. da vs. nu).

16

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul unui clasificator binar, $c_i \in \{1,2\}$ (cont.);

Precision/Recall (cont.)

rezultat în urma clasificării \ realitate (gound truth)	c_1*	c_2
c_1	TP	FP
c_2	FN	TN

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- măsură a non-detecțiilor;
- *FN*=0 rezultă 100%.

*clasa principală vizată de clasificator (ex. da vs. nu).

17

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul unui clasificator binar, $c_i \in \{1,2\}$ (cont.);

Precision/Recall (cont.) $Precision = \frac{TP}{TP + FP}$, $Recall = \frac{TP}{TP + FN}$

- exemplu numeric #1 (c_1 = film, c_2 = nimic);

nr.	*vreme*	*vizită părinți*	*buget*	*decizie*	ground truth
#1	soare	da	bogat	film	film
#2	soare	nu	bogat	nimic	nimic
#3	vânt	da	bogat	nimic	film
#4	ploaie	nu	bogat	film	nimic
#5	ploaie	da	sărac	film	film
#6	vânt	nu	sărac	film	film
#7	vânt	nu	bogat	film	nimic

TP = 3 , **FP** = 2 , **FN** = 1 , *Precision* = 60% , *Recall* = 75%

18

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul unui clasificator binar, $c_i \in \{1,2\}$ (cont.);

Precision/Recall (cont.) $Precision = \frac{TP}{TP+FP}$, $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$

- exemplu numeric #2 (c_1 = film, c_2 = nimic);

nr.	vreme	vizită părinți	buget	decizie	ground truth
#1	soare	da	bogat	film	film
#2	soare	nu	bogat	film	nimic
#3	vânt	da	bogat	film	film
#4	ploaie	nu	bogat	film	nimic
#5	ploaie	da	sărac	film	film
#6	vânt	nu	sărac	film	film
#7	vânt	nu	bogat	film	nimic

TP = 4 , **FP** = 3 , **FN** = 0 , *Precision* = 57% , *Recall* = 100%

19

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul unui clasificator binar, $c_i \in \{1,2\}$ (cont.);

Precision/Recall (cont.) $Precision = \frac{TP}{TP+FP}$, $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$

- *ce este mai important, precision sau recall*?

- *ce este mai important să obținem, cât mai puține clasificări false sau cât mai puține non-detecții*?

- depinde de aplicație!

  • **web**: ex. sistem de căutare a informației; cât de important este să găsim toate datele de un anumit tip de pe tot Internet-ul?

  • **forensics**: ex. sistem de căutare a unei persoane pe baza profilului; cât de important este să găsim toate persoanele care corespund profilului căutat?

20

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul unui clasificator binar, $c_i \in \{1,2\}$ (cont.);

F-measure

- există o măsură care combină *precision* și *recall* într-un mod unitar:

$$F\text{-}measure = (1+\beta^2)\frac{Precision \cdot Recall}{\beta^2 \cdot Precision + Recall}$$

unde β este o constantă:

$\beta = 1 \Rightarrow F1 = 2\frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$ [contribuție egală, medie armonică]

$\beta = 2 \Rightarrow F2 = 5\frac{Precision \cdot Recall}{4 \cdot Precision + Recall}$ [pondere mai mare *Recall*]

21

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul unui clasificator binar, $c_i \in \{1,2\}$ (cont.);

Accuracy

- o măsură a numărului de clasificări corecte:

rezultat în urma clasificării \ realitate (gound truth)	c_1^*	c_2
c_1	TP	FP
c_2	FN	TN

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN}$$

- *TP + FP + FN + TN* = numărul total de date;

22

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul unui clasificator binar, $c_i \in \{1,2\}$ (cont.);

Mean Average Precision (MAP)

- o măsură a *preciziei medii*; spre deosebire the *Precision* și *Recall*, MAP ține cont de ordinea în care sunt clasate datele (mai important să avem rezultate corecte în primele rezultate);

- o metrică adaptată unui scenariu de tip "*information retrieval*" în care rezultatele sunt ordonate în ordinea descrescătoare a asemănării cu datele căutate (echivalent clasă);

- *cum poate fi adaptată pentru problema clasificării?*
[reprezentăm datele clasificate în ordinea descrescătoare a măsurii de încredere ("*confidence level*") furnizată de clasificator, astfel obținem o ordonare a acestora]

23

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul unui clasificator binar, $c_i \in \{1,2\}$ (cont.);

Mean Average Precision (MAP; cont.)

$$AP = \frac{\sum_{k=1}^{n} P(k) \cdot rel(k)}{\#rel}$$

unde *#rel* reprezintă numărul de date relevante existente în clasa curentă, *n* reprezintă numărul de date de clasificat, *P(k)* reprezintă *Precision* calculat pentru primele *k* date, *rel(k)* = 1 dacă data de pe poziția *k* este relevantă pentru clasă și 0 altfel;

$$MAP = \frac{1}{Q}\sum_{q=1}^{Q} AP(q)$$

unde *q* reprezintă clasele (adoptat din notație inițială unde reprezenta "*query*") iar *Q* este numărul de clase în care clasificăm datele.

24

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul general, multiclasă, $c_i \in \{1,...,C\}$;
cum se aplică măsurile de perfomanță definite anterior?

> sunt calculate pentru fiecare clasă vizată în parte, "one-vs-all".

Confusion Matrix

rezultat în urma clasificării

realitate (gound truth)	c_1	c_2	…	c_C
c_1	5	2	…	1
c_2	0	6	…	0
…				
c_C				

câte date care erau în realitate în clasa c_2 au fost clasificate de fapt în c_1;

25

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul general, multiclasă, $c_i \in \{1,...,C\}$ (cont.);

Confusion Matrix (cont.)

rezultat în urma clasificării

realitate (gound truth)	c_1	c_2	…	c_C
c_1	5	2	…	1
c_2	0	6	…	0
…				
c_C				

câte date care erau în realitate în clasa c_2 au fost clasificate de fapt în c_2;

> *cum arată matricea de confuzie pentru un sistem de clasificare perfect?* diagonală

26

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul general, multiclasă, $c_i \in \{1,...,C\}$ (cont.);

Confusion Matrix (cont.) **c_2: $TP = 6$**

rezultat în urma clasificării

realitate (gound truth)	c_1	c_2	c_i	c_C
c_1	5	2	3	1
c_2	0	6	1	0
c_i	1	2	11	3
c_C	1	10	0	3

> *putem pe baza matricei de confuzie să estimăm valorile TP, FP, TN, FN (și astfel Precision/Recall)?* să luăm exemplu pe c_2

27

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul general, multiclasă, $c_i \in \{1,...,C\}$ (cont.);

Confusion Matrix (cont.) **c_2: $TP = 6$, $FP = 14$**

rezultat în urma clasificării

realitate (gound truth)	c_1	c_2	c_i	c_C
c_1	5	2	3	1
c_2	0	6	1	0
c_i	1	2	11	3
c_C	1	10	0	3

> *putem pe baza matricei de confuzie să estimăm valorile TP, FP, TN, FN (și astfel Precision/Recall)?* să luăm exemplu pe c_2

28

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul general, multiclasă, $c_i \in \{1,...,C\}$ (cont.);

Confusion Matrix (cont.) **c_2: $TP = 6$, $FP = 14$, $FN = 1$**

rezultat în urma clasificării

realitate (gound truth)	c_1	c_2	c_i	c_C
c_1	5	2	3	1
c_2	0	6	1	0
c_i	1	2	11	3
c_C	1	10	0	3

> *putem pe baza matricei de confuzie să estimăm valorile TP, FP, TN, FN (și astfel Precision/Recall)?* să luăm exemplu pe c_2

29

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul general, multiclasă, $c_i \in \{1,...,C\}$ (cont.);

Confusion Matrix (cont.) **c_2: $TP = 6$, $FP = 14$, $FN = 1$, $TN = 19$**

rezultat în urma clasificării

realitate (gound truth)	c_1	c_2	c_i	c_C
c_1	5	2	3	1
c_2	0	6	1	0
c_i	1	2	11	3
c_C	1	10	0	3

> *putem pe baza matricei de confuzie să estimăm valorile TP, FP, TN, FN (și astfel Precision/Recall)?* să luăm exemplu pe c_2

30

Măsuri de performanță (cont.)

> să considerăm cazul general, multiclasă, $c_i \epsilon \{1,...,C\}$ (cont.);

Confusion Matrix (cont.)

rezultat în urma clasificării

realitate (gound truth)

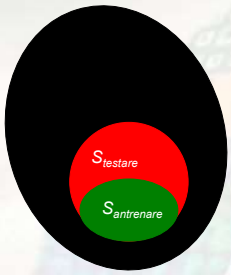
	c_1	c_2	c_i	c_C
c_1	5	2	3	1
c_2	0	6	1	0
c_i	1	2	11	3
c_C	1	10	0	3

> *cum determinăm Accuracy?* =

(5 + 6 + 11 + 3) / (5 + 2 + 3 + 1 + 6 + 1 + 1 + 2 + 11 + 3 + 1 + 10 + 3)

31

Evaluarea performanței



date de clasificat
(dependente de aplicație)

> clasificatorul este antrenat/optimizat pe date cunoscute;

= antrenăm pe $S_{antrenare}$, testăm performanță pe $S_{testare}$, modificăm clasificator/parametri până obținem cele mai bune rezultate;

> *cum alegem partiționarea setului cunoscut astfel încât să asigurăm* ***generalizarea maximă*** *pentru rezultatele obținute*?

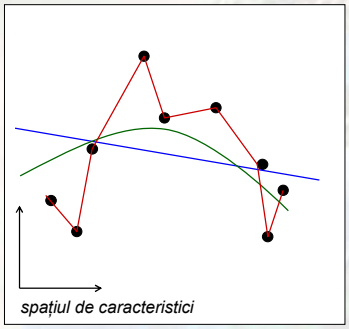
= clasificatorul se "va descurca" cu performanțe cel puțin superioare celor obținute pe datele cunoscute, pe datele reale, necunoscute.

32

Evaluarea performanței (cont.)

[Andrew W. Moore]

> să considerăm un exemplu particular: regresia;



[având la dispoziție un set de date, trebuie să determinăm ecuația care se potrivește cel mai bine acestora; "prezicem" astfel comportamentul datelor]

- regresie liniară;
- regresie pătratică;
- unim punctele;

care variantă este cea mai bună?

33

Evaluarea performanței (cont.)

[Andrew W. Moore]

% Split

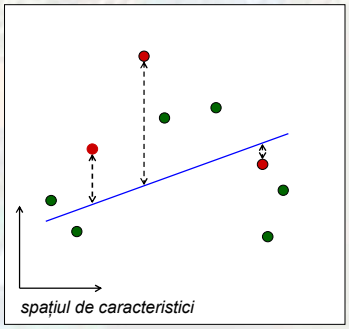
ex. 70% - $S_{antrenare}$ / 30% - $S_{testare}$

> datele sunt împărțite în mod aleator în *x*% pentru $S_{antrenare}$ și (100-*x*)% pentru $S_{testare}$;

> să reluăm exemplul anterior al regresiei;

> regresie liniară:

eroare pătratică medie = 2.4



34

Evaluarea performanței (cont.)

[Andrew W. Moore]

% Split (cont.)

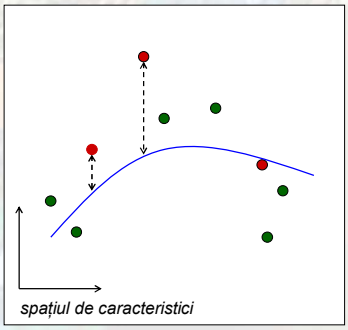
ex. 70% - $S_{antrenare}$ / 30% - $S_{testare}$

> datele sunt împărțite în mod aleator în *x*% pentru $S_{antrenare}$ și (100-*x*)% pentru $S_{testare}$;

> să reluăm exemplul anterior al regresiei (cont.);

> regresie pătratică:

eroare pătratică medie = 0.9



35

Evaluarea performanței (cont.)

[Andrew W. Moore]

% Split (cont.)

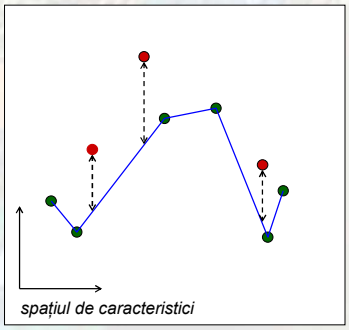
ex. 70% - $S_{antrenare}$ / 30% - $S_{testare}$

> datele sunt împărțite în mod aleator în *x*% pentru $S_{antrenare}$ și (100-*x*)% pentru $S_{testare}$;

> să reluăm exemplul anterior al regresiei (cont.);

> unire puncte:

eroare pătratică medie = 2.2



36

Evaluarea performanței (cont.)

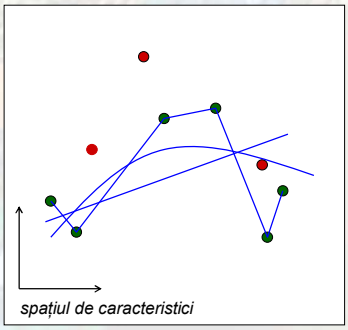
% Split (cont.)

ex. 70% - $S_{antrenare}$ / 30% - $S_{testare}$

> să reluăm exemplul anterior al regresiei (cont.);

> *care dintre variante oferă eroarea cea mai mică?*

> "**overfitting**" = clasificatorul învață să se adapteze perfect datelor de antrenare; generalizare limitată.



37

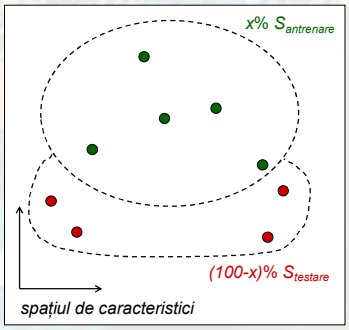
Evaluarea performanței (cont.)

% Split (cont.)

> cum alegem *x*% date?

> statistic, nu este suficient să testăm doar pentru o posibilă repartiție în *x*% ("*do you feel lucky?*");

> *soluție*: pentru *x*% fixat, alegem în mod aleator un anumit număr de repartiții $S_{antrenare}$ - $S_{testare}$; mediere performanță.



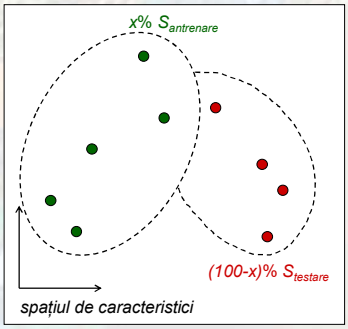
38

Evaluarea performanței (cont.)

% Split (cont.)

> cum alegem *x*% date? (cont.)

> *soluție*: pentru *x*% fixat, alegem în mod aleator un anumit număr de repartiții $S_{antrenare}$ - $S_{testare}$; mediere performanță (cont.).



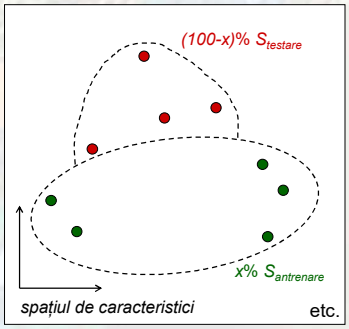
39

Evaluarea performanței (cont.)

% Split (cont.)

> cum alegem *x*% date? (cont.)

> *soluție*: pentru *x*% fixat, alegem în mod aleator un anumit număr de repartiții $S_{antrenare}$ - $S_{testare}$; mediere performanță (cont.).



40

Evaluarea performanței (cont.)

Leave-one-out

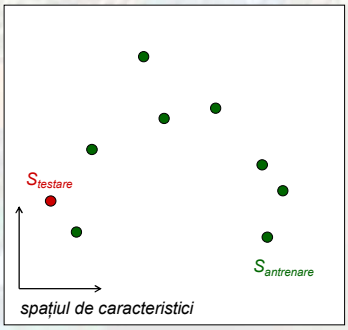
> algoritm:

p1: parcurgem toate datele din setul cunoscut;

p2: eliminăm din set data curentă;

p3: antrenăm clasificator pe datele rămase;

p4: testăm pe data curentă (eliminată).



41

Evaluarea performanței (cont.)

Leave-one-out (cont.)

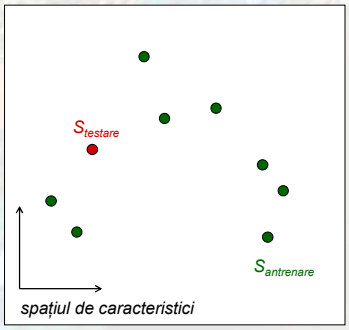
> algoritm (cont.):

p1: parcurgem toate datele din setul cunoscut;

p2: eliminăm din set data curentă;

p3: antrenăm clasificator pe datele rămase;

p4: testăm pe data curentă (eliminată).



42

Evaluarea performanței (cont.)

Leave-one-out (cont.)

raportăm valoarea medie de performanță

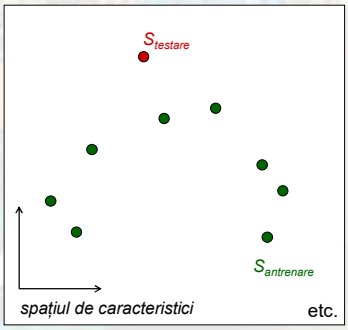
> algoritm (cont.):

p1: parcurgem toate datele din setul cunoscut;

p2: eliminăm din set data curentă;

p3: antrenăm clasificator pe datele rămase;

p4: testăm pe data curentă (eliminată).



43

Evaluarea performanței (cont.)

k-fold

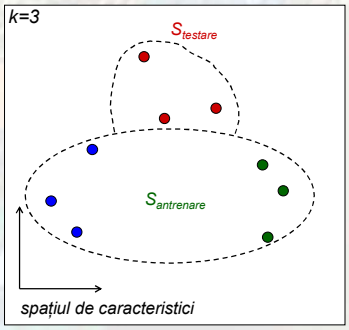
> algoritm:

p1: se alege *k*;

p2: datele se împart în *k* partiții (~egale);

p3: se parcurg partițiile;

p4: pentru partiția curentă, clasificatorul este antrenat pe celelalte date și testat pe această partiție.



44

Evaluarea performanței (cont.)

k-fold (cont.)

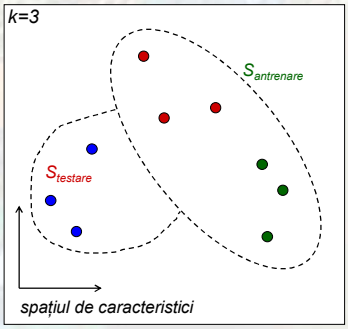
> algoritm (cont.):

p1: se alege *k*;

p2: datele se împart în *k* partiții (~egale);

p3: se parcurg partițiile;

p4: pentru partiția curentă, clasificatorul este antrenat pe celelalte date și testat pe această partiție.



45

Evaluarea performanței (cont.)

k-fold (cont.)

raportăm valoarea medie de performanță

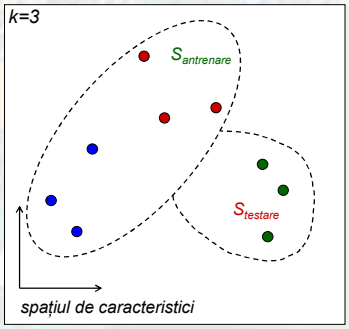
> algoritm (cont.):

p1: se alege *k*;

p2: datele se împart în *k* partiții (~egale);

p3: se parcurg partițiile;

p4: pentru partiția curentă, clasificatorul este antrenat pe celelalte date și testat pe această partiție.



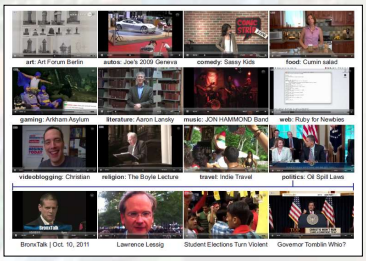
46

Exemple de sisteme de clasificare

determinare automată gen video

> *obiectiv*: realizarea unui sistem capabil să catalogheze automat genul video;

> experimentare date platformă *blip.tv*, 5.127 secvențe catalogate în 26 de genuri, ex. artă, auto, jurnalism, comedie, documentare, politică, religie, educație, sporturi, tehnologie, etc;



sursă blip.tv

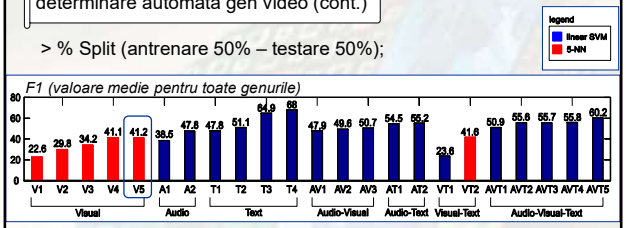
[B. Ionescu et al., MediaEval 2012]

47

Exemple de sisteme de clasificare (cont.)

determinare automată gen video (cont.)

> % Split (antrenare 50% – testare 50%);



- capabilitate descriptori vizuali: 30%±10%;

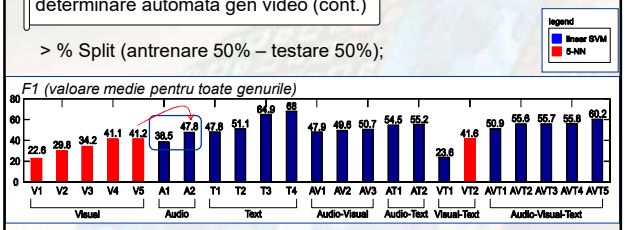
- ce mai bună performanță este obținută pentru: LBP + Color Coherence Vector + histogram (*F1=41.2%*).

48

Exemple de sisteme de clasificare (cont.)

determinare automată gen video (cont.)

> % Split (antrenare 50% – testare 50%);



- folosirea informației audio se dovedește mai eficientă decât informația vizuală (creștere de ~6%);

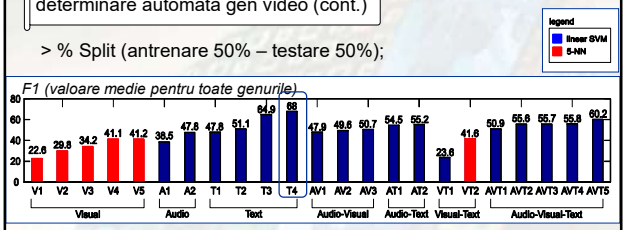
- folosire descriptor audio bazat pe blocuri conduce la cele mai bune rezultate (cu ~10% > decât audio standard).

49

Exemple de sisteme de clasificare (cont.)

determinare automată gen video (cont.)

> % Split (antrenare 50% – testare 50%);



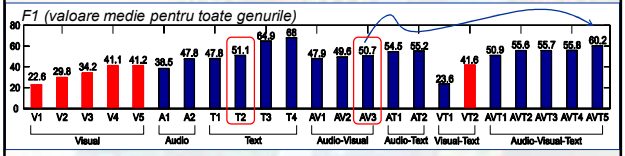
- la nivel de descriptori textuali, cea mai bună performanță pentru folosire ASR și metadate blip.tv (*F1=68%*).

50

Exemple de sisteme de clasificare (cont.)

determinare automată gen video (cont.)

> % Split (antrenare 50% – testare 50%);



- folosirea de descriptori audio-vizuali conduce la performanță apropiată de descriptori textuali (ASR);

- crescând numărul de modalități folosite conduce la creșterea semnificativă a performanței.

51

Exemple de sisteme de clasificare (cont.)

[J. Schlüter et al., MediaEval 2012]

determinare automată conținut violență

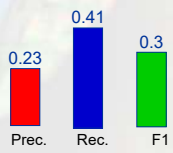
> *obiectiv*: realizarea unui sistem capabil să catalogheze automat conținutul video ca fiind violent sau nu;

> experimentare producții tipice Hollywood, 15 filme;

Table 1: Evaluation of concept predictions

concept	vis.	aud.	dim.	prec.	rec.	F-sc.
blood	✓		5	0.07	1.00	0.12
coldarms	✓		1	0.11	1.00	0.19
firearms	✓		1	0.17	0.45	0.24
gore	✓		1	0.05	0.33	0.09
gunshots		✓	4	0.10	0.14	0.12
screams		✓	5	0.08	0.19	0.12
carchase	✓	✓	1	0.01	0.08	0.01
explosions	✓	✓	1	0.08	0.17	0.11
fights	✓	✓	5	0.14	0.29	0.19
fire	✓	✓	1	0.24	0.30	0.26

> clasificator perceptron, evaluare leave-one-out;



52

Exemple de sisteme de clasificare (cont.)

recunoașterea automată a acțiunilor

> *obiectiv*: realizarea unui sistem capabil să determine automat o serie de acțiuni umane din înregistrări video;

> experimentare 6.600 filme YouTube ce conțin acțiuni uzuale precum mers cu bicicleta, cântat la chitară, exerciții fizice, parade, etc.

sursă YouTube

53

Exemple de sisteme de clasificare (cont.)

recunoașterea automată a acțiunilor (cont.)

> evaluare 8-fold;

Table 2: Comparison with State-of-the-art on UCF50 Human Action Recognition.

Method	Accuracy
Reddy et al.	76.9%
SVM + FK vizual	**74.7%**
Solmaz et al.	73.7%
Everts et al.	72.9%
Kliper-Gross et al.	72.6%
Solmaz et al.	65.3%

[I. Mironică et al., ACM MM 2013]

54


> Sfârşit M5
Tehnici de analiză și clasificare automată a informației, Prof. Bogdan IONESCU
55

55