

LAPI – Laboratorul de Analiza și Prelucrarea Imaginilor



Universitatea POLITEHNICA din Bucureşti



Facultatea de Electronică, Telecomunicații și Tehnologia Informației

TACAI - Tehnici de Analiză și Clasificare Automată a Informației

Note de laborator

Dr.ing. Ionuț Mironică Conf.dr.ing. Bogdan Ionescu

Laborator 2

Cuprins:

- Introducere în Matlab
- Clasificare de baze de date de imagini
- Prezentare baze de date utilizate

Exerciții

Cuprins

- Laboratorul cuprinde o scurtă introducere și nu un tutorial complet Matlab:
 - detalii de bază;

- avantajele și dezavantajele utilizării Matlab în funcție de alte limbaje.

- I. Introducere în Matlab
- Introducere Matlab
 - MATLAB (MATrix LABoratory);
 - Reprezintă un limbaj cu mare productivitate pentru dezvoltarea de algoritmi inginerești;
 - Cuprinde algoritmi deja implementați, opțiuni de vizualizare a datelor și unelte pentru o ușoară dezvoltare și proiectare de algoritmi.

Dezavantaje Matlab

- Lent pentru anumite tipuri de probleme și procese;
- Poate fi cu greu implementat în aplicații web;
- Nu este gândit pentru dezvoltarea de sisteme de dimensiuni foarte mari care să ruleze sisteme din producție.

Structură mediu de programare Matlab



15.05.2018

TACAI – dr.ing. Ionuț Mironică

Structură mediu de programare Matlab



Variabile în Matlab

 În Matlab nu este nevoie să se inițializeze sau să se declare tipul variabilelor:



Toate variabilele sunt create ca și matrici în format double



 Conform exemplului anterior aceste variabile vor fi matrici de dimensiuni 1x1.

Structură Matlab

Pentru a se vizualiza conținutul variabilelor trebuie doar sa se scrie numele variabilei în Command Window:

>> a

- a = 12
- >>
- >> a*2
- a =
- 24

Structură Matlab

- Fereastra de Workspace reprezintă memoria curentă a Matlab-ului;
- Poate manipula variabilele stocate în workspace.

```
>> b=10;
```

```
>> c=a+b
```

с =

Workspace Matlab

- Comenzi de manipulare a Workspace-ului
- whos prezintă variabilele și dimensiuna acestora

Name	Size	Bytes Class
а	1x1	8 double array
b	1x1	8 double array
С	1x1	8 double array

Grand total is 3 elements using 24 bytes

clear – realizează ștergerea de variabile din workspace
 > clear a b; % delete a și b din workspace

>>

>> clear all; % șterge toate variabilele din workspace

>>

Operații matrici

Nu este nevoie să se actualizeze / declare dimensiunile matricei:



Accesarea valorilor unor matrici

Accesarea elementelor unei matrici:





Alocare valori matrici în Matlab

• unvector $x = [1 \ 2 \ 5 \ 1]$

x = 1 2 5 1

• omatrice x = [1 2 3; 5 1 4; 3 2 -1]

Operatorul ":"

- Foarte utilizat în Matlab;
- În traducere ar însemna "de la X la Y"

```
t =1:10
 t =
         1 2 3 4 5 6 7 8
                                     9
 10
k =2:-0.5:-1
 k =
         2 1.5 1 0.5 0 -0.5 -1
B = [1:4; 5:8]
 Х =
          2
                3
     1
                     4
    5
                7
          6
                     8
```

15.05.2018

I. Introducere în Matlab

Funcții definire funcții în Matlab

 zeros(M,N) - generează o matrice de valori de 0 de dimensiune MxN.
 x = zeros (1, 3) x =

 ones(M,N) - generează o matrice de valori x = ones (1, 3) de 1 de dimensiune MxN. x =

 rand(M,N) - generează o matrice de valori random distribuite uniform în intervalul (0,1) de dimensiune MxN.

$$x = rand(1,3)$$

 $\left(\right)$

1

 $\left(\right)$

1

 $\left(\right)$

1

0.9501 0.2311 0.6068

Indecșii matricilor

- Indecșii matricei încep de la 1 (nu de la 0 (ca în C))
- Indecșii matricei trebuie să fie numere întregi pozitive



A(-2), A(0)

Error: ??? Subscript indices must either be real positive integers or logicals.

A(4,2) Error: ??? Index exceeds matrix dimensions.

Concatenare matrici

•
$$x = [1 \ 2], y = [4 \ 5], z = [0 \ 0]$$

A = [x y] 1 2 4 5 B = [x ; y] 1 2 4 5

C = [x y ;z] Error:

??? Error using ==> vertcat CAT arguments dimensions are not consistent.

Operații matrici

- + sumă
- diferență
- * multiplicare
- / împărțire
- ^ putere
- ' transpusă

Operații matrici

	>> A = [1 2	3;4 5 6;7 8 9]	>> B = [3 5 2; 5 2 8; 3 6 9]
Fie A și B:	A =		в =
	1	2 3	3 5 2
	4	56	5 2 8
	7	89	3 6 9

Sun	nă	Diferență				Produ	JS		Transpusă					
>> X = A	+ B]	>> Y = A	- B		>> z = 4	к * В			>> T = #	ć		
x =				т =			Z =				T =			
4	7	5		-2	-3	1	22	27	45		1	4	7	
9	7	14		-1	3	-2	55	66	102		2	5	8	
10	14	18		4	2	0	88	105	159		3	6	9	

TACAI – dr.ing. Ionuț Mironică

Operatorul "." (element cu element)

- .* multiplicare element cu element
- ./ împărțire element cu element
- .^ ridicare la putere element cu element



Comenzi de informații

help

>> help whos % afișează documentație pentru funcția whos

- >> lookfor convert % caută funcțiile care conțin termenul convert în prima linie a răspunsului comenzii help
- Deschidere documentație Matlab
- >> helpdesk

Realizare scripturi

• Mai multe comenzi matlab pot fi grupate în scripturi



Realizare scripturi

- Scripturile vor manipula și stoca variabile în Matlab Workspace (memorie).
- Acestea pot fi chemate din linia de comandă Matlab prin scrierea fișierului scriptului.

>> myscript



TACAI – dr.ing. Ionuţ Mironică

Funcții în Matlab

- Programarea în Matlab.
- Userii pot scrie funcții care pot fi chemate din linia de comandă.
- Funcțiile pot accepta variabile de intrare și pot avea ca ieșire un set de variabile de ieșire.
- Funcțiile nu manipulează variabilele din cadrul Matlab Workspace.
- Numele fișierului care conține funcția trebuie să fie același cu cel al funcției
- Atenție la cazurile în care mai multe funcții au același nume.
- Funcțiile deschise pentru editare prin utilizare comenzii **open**.



15.05.2018

Funcții în Matlab



TACAI – dr.ing. Ionuț Mironică

Instrucțiuni condiționale

- Sintaxă:
- if (Condition_1) instrucțiuni elseif (Condition_2) instrucțiuni elseif (Condition_3) instrucțiuni else instrucțiuni

Exemple
if ((a>3) & (b==5)) instrucțiuni; end
if (a<3) instrucțiuni; elseif (b~=5) instrucțiuni; end
if (a<3) instrucțiuni; else instrucțiuni; end

end

Instrucțiuni repetitive

• Sintaxă intrucțiune for

```
for i=Index_Array
instrucțiuni
end
```

Instrucțiuni repetitive

• Sintaxă instrucțiune while

while (condition) Matlab Commands end

```
Exemplu
```

```
while ((a>3) & (b==5))
instrucțiuni;
end
```

Debugging



Prelucrare imagini

În Matlab imaginile color pot fi tratate ca niște matrici tri-dimensionale! (MxNx3):

Încărcarea unei imagini:

a = imread('picture.jpg'); % citire imagine imshow(a); %afişare imagine



Prelucrare imagini

Afişarea planului roşu:

a(:,:,2:3) = 0; imshow(a);



Afișarea planului verde:

a(:,:,[1 3]) = 0; imshow(a);



Citire fișiere text

Funcția:

[A,B,C,...] = textread(filename,format)

Ex: pentru fișierul

```
12
34
```

```
utilizăm [A B] = textread(filename,'%d %d')
vom obține A = [1;3] și B=[2;4]
```

Citire fișiere csv

Funcția:

[A] = csvread(filename)

Ex: pentru fișierul

1,2 3,4

utilizăm *[A] = csvread(filename)* vom obține A = [1 2;3 4]

Scriere fișiere csv

Funcția:

csvwrite(filename, variabilă)

Ex: pentru fișierul

A = [1 2; 3 4] csvwrite(filename,A)

vom obține fișierul cu conținutul: 1,2 3,4

II. Clasificare de baze de date de imagini



TACAI – dr.ing. Ionuț Mironică

II. Clasificare de baze de date de imagini

Descriptori de imagini



TACAI – dr.ing. Ionuț Mironică

II. Clasificare de baze de date de imagini

Color moments (CM)

Se împarte imaginea în 3x3 regiuni;
Pentru fiecare celulă se calculează media, deviația standard și skewness pe o regiune a imaginii

$$E_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} p_{ij} \ , \ \sigma_i = \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} (p_{ij} - E_i)^2\right)^{\frac{1}{2}} \ \text{and} \ s_i = \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} (p_{ij} - E_i)^3\right)^{\frac{1}{3}}$$

 Se concatenează cei trei parametri pentru fiecare celulă (3x3x3 = 81 elemente).

Stricker M., Dimai A. Spectral Covariance and Fuzzy Regions for Image Indexing. Machine Vision and Applications, vol. 10., p. 66-73, 1997

II. Clasificare de baze de date de imagini Color moments (CM)

Pentru prelucrarea descriptorului se va utiliza funcția Matlab:

cm = extractCM(im);

unde *cm* reprezintă descriptorul rezultat iar *im* este o matrice de dimensiune (L x l x 3) asociată imaginii RGB.

II. Clasificare de baze de date de imagini Locally Binary Patterns (LBP)

 Pentru fiecare pixel din imagine se aplică un prag egal cu valoarea punctului central din nucleul de căutare;

Pentru fiecare pixel (*xc, yc*) se va calcula următorul parametru:



 Se creează o histogramă a valorilor generate (256 de combinații posibile);

În cazul în care se repetă acest proces pe mai multe nuclee / scale ale imaginilor, descriptorul final va fi generat din concatenarea histogramelor generate

II. Clasificare de baze de date de imagini Locally Binary Patterns (LBP)

Pentru prelucrarea descriptorului se va utiliza funcția Matlab:

lbp = extractLBP(im);

unde *lbp* reprezintă descriptorul rezultat iar im este o matrice de dimensiune (*L x I x 3*) asociată imaginii.

II. Clasificare de baze de date de imagini Histograms of Oriented Gradients (HoG)



Pentru generarea descriptorului se va utiliza funcția:

hog = extractHoG(im);

III. Modele de Machine Learning Rețele neuronale

- Reţelele neuronale reprezintă o mulțime de elemente de prelucrare neliniară care operează în paralel și care sunt legate intre ele în structuri ce seamană cu reţelele neuronale biologice.
- Model inspirat din rețelele neuronale din creierul uman.



III. Modele de Machine Learning Rețele neuronale



- Modele foarte bine adaptate pentru a găsi cea mai bună separație între două clase
- Structură complicată cu mulți parametri care nu sunt ușor de optimizat.
- Apare destul de des fenomenul de overfitting.

III. Modele de Machine Learning

Rețele neuronale



III. Modele de Machine Learning Parametrii rețelelor neuronale



Afișare arhitectură rețea

- Numărul de elemente dintr-un batch de antrenare
 - Valoarea ratei de învățare scade odată cu fiecare epocă
 - Numărul de straturi ascunse dintr-o rețea
- Rata de învățare

15.05.2018

V. Modele de Machine Learning Support Vector Machines – model liniar



• Caută o funcție ce separă două clase în mod optim:

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

III. Modele de Machine Learning Support Vector Machines – model liniar



TACAI – dr.ing. Ionuț Mironică

III. Modele de Machine Learning Support Vector Machines – model neliniar

 Idee de bază: spațiul inițial poate fi mapat către un spațiu multidimensional în care trăsăturile de antrenare devin liniar separabile.



III. Modele de Machine Learning Support Vector Machines – model neliniar



TACAI – dr.ing. Ionuț Mironică

III. Modele de Machine Learning Optimizare SVM

 C Modalitatea de calcul a hiperplanului de despărțire a claselor:

- dacă modelul este prea adaptat pe date (C are o valoare mare) – modelul va suferi un proces de overfiting
- dacă modelul va fi foarte simplu acesta nu va putea generaliza



• Gamma și tipul de nucleu utilizat

III. Modele de Machine Learning Optimizare SVM

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize Lassifier weka weka weka Classifiers Classifier Classifier <t< th=""><th>1</th><th>Weka Explorer</th><th></th><th></th><th></th><th></th><th></th><th></th><th></th><th>_</th><th></th><th>\times</th></t<>	1	Weka Explorer								_		\times
Zassifier weka	ſ	Preprocess Classify Cluster Associate Select attribute	s Vis	ualize								
<pre>weka classifiers functions.supportVector.PolyKernel-E 1.0 - C 250007" - calibrator "weka classifiers functions.Log classifiers classifiers classifiers functions.com classifier our cest sprint o.vir seconds classified Instances 38 35.1852 % Classified Instances 10 64.8148 % tic 0 for 0.4714 for 0.4444 % inced error 99.8902 % of Instances 108 % Accuracy By Class === TP Rate FP Rate Precision Recall F-Measure MCC ROC Area FRC Area Classified as 10.000 0.000 7 0.0000 7 0.0000 7 0.052 1 0.551 0.561 3 . 0.052 0.352 7 0.352 7 0.438 0.314 n Matrix === C classified as 1 = 1 b = 2 c = 3</pre>	C	lassifier		I								
<pre>weka weka classifiers functions. CausaianProceases Logistic MultilayerPerceptron SGCDTwi SimpleLogistic Weka classified Instances 38 35.1852 % Classified Instances 70 64.8148 % tic 0 e error 0.44144 uared error 99.8301 % re squared error 99.8002 % of Instances 108 Accuracy By Class === TP Rate FF Rate Precision Recall F-Measure MCC ROC Area FRC Area Cla simpleLogistic misc 0.000 0.000 7 0.0000 7 7 0.452 0.272 1 0.000 0.000 7 0.000 7 7 0.452 0.272 1 0.000 0.000 7 7 0.452 0.313 0.301 2 1.000 1.000 0.252 7 0.452 0.314 or 0.201 0 0.000 0.000 7 0.0521 7 0.452 0.314 or 0.201 0 0.000 0.000 7 0.0521 7 0.452 0.314 or 0.201 0 0.000 0.000 7 0.0521 7 0.452 0.314 or 0.201 0 0.000 0.000 7 0.0521 7 0.452 0.314 or 0.201 0 0.000 0.000 7 0.0521 7 0.452 0.314 or 0.201 0 0.000 0.000 7 0.0521 7 0.452 0.314 or 0.201 0 0.000 0.000 7 0.0521 7 0.452 0.314 or 0.201 0 0.000 0.000 7 0.0521 7 0.452 0.314 or 0.201 0 0.000 0.000 7 0.0521 7 0.452 0.314 or 0.201 0 0.000 0.000 7 0.0521 7 0.452 0.314 or 0.201 0 0.000 0.000 7 0.0521 7 0.452 0.314 or 0.314</pre>	٢		_									
Image: State in the second		🔻 🗁 weka	weka.c	lassifiers.f	unctions.su	pportVector.P	olyKernel -E	E 1.0 -C 25000	7" -calibra	ator "weka.class	ifiers.functio	ns.Logi
<pre>Index States State</pre>		Classifiers										
<pre>> *** functions CaussianProcesses LearRegression Logistic MutilsyePerceptron SoO</pre>	T	► 📄 bayes										
GaussianProcesses Lingastic MuttilagerPerceptron SGD SCDText SimpleLogistic SimpleLogistic MuttilagerPerceptron SimpleLogistic SimpleLogistic MuttilagerPerceptron SimpleLogistic MuttilagerPerceptron MuttilagerPerceptron <td< th=""><th></th><th>Inclinations</th><th>to tes</th><th>st moder</th><th>on test s</th><th>piic: 0.01</th><th>seconas</th><th></th><th></th><th></th><th></th><th></th></td<>		Inclinations	to tes	st moder	on test s	piic: 0.01	seconas					
Image: Signed Constraints === assified Instances 38 35.1852 % Classified Instances 70 64.8148 % SGD SGD 0 SGDText SimpleLogistic 0 SimpleLogistic 0.4444 Wattisgreeression SimpleLogistic Vice development e squared error SMOreg Votedevecopton Image: SimpleLogistic accuracy By Class === TP Rate FP Rate Precision Recall F-Measure MCC ROC Area Motion 0.000 7 0.000 2 Image: SimpleLogistic 0.000 7 0.000 2 Wite error 99.8002 % 0 f Instances 108 Accuracy By Class === TP Rate FP Rate Precision Recall F-Measure MCC ROC Area PRC Area Cle 0.000 0.000 7 0.000 7 2 0.301 2 1.000 1.000 0.352 1.000 0.521 7 0.432 0.314 3 0.005e 0.352 7 0.438 0.314 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 <t< th=""><th></th><th>🕒 GaussianProcesses</th><th></th><th></th><th></th><th></th><th></th><th></th><th></th><th></th><th></th><th></th></t<>		🕒 GaussianProcesses										
Logistic assified Instances 38 35.1852 % MultilayerPerceptron SGO 64.8148 % SimpleLogistic 0 64.8148 % SimpleLogistic 0 64.8148 % SimpleLogistic 0 64.8148 % MultilayerPerceptron 99.8391 % 64.8148 % SimpleLogistic 0 64.8148 % Moreg 0.4444 0 VotedPerceptron 99.8391 % 66.8002 % MultilayerPerceptron 108 Accuracy By Class === TP Rate FP Rate Precision Recall F-Measure MCC ROC Area PRC Area Cla 0.000 0.000 ? 0.000 2 0.000 0.000 ? 0.000 0.521 ? 0.452 0.272 1 0.052 0.352 ? 0.352 ? 0.352 ? 0.438 0.314 Matrix === 0.352 ? 0.352 ? 0.438 0.314 Matrix === Coose Itage Itage		LinearRegression	===									
MultilayerPerceptron 0		Logistic	accit	fied Inet	ancae	3.9		35 1852	2			
SGD tic 0 SCDText impletinearRegression Simplet.ogistic 0.4444 Simplet.ogistic 99.8391 % SMOreg olute error 99.8391 % C Moreg olute error 99.8002 % c of Instances 108 Accuracy By Class === 108 Accuracy By Class === TP Rate FP Rate Precision Recall F-Measure MCC ROC Area PRC Area Cla 0.000 0.000 2 0.000 2 0.452 0.272 1 0.000 0.000 2 0.000 2 2 0.313 0.301 2 1.000 1.000 0.352 1.000 0.521 2 0.438 0.314 n Matrix === < classified as a = 1 b 2 c = 3 Close		MultilayerPerceptron	Class	sified In	stances	70		64.8148	*			
Good Bat SimpleLinearRegression SimpleLinearRegression SimpleLogistic SimpleLogistic Olite error SMO Solute error Solute Solute error Solute Solute Solute		SGD	stic			0						
SimpleLogistic 0.4714 SimpleLogistic 99.8391 % SMOreg 99.8391 % SMOreg 108 Mathematic arror 99.8002 % Image: SimpleLogistic 108 Image: SimpleLogistic 108 Image: SimpleLogistic 1000 Image: SimpleLogistic <th></th> <th>SGDText</th> <th>e eri</th> <th>ror</th> <th></th> <th>0.44</th> <th>44</th> <th></th> <th></th> <th></th> <th></th> <th></th>		SGDText	e eri	ror		0.44	44					
Image: Simple cognistic bolute error 99.8391 % Image: Simple cognistic bolute error 99.8002 % Image: Simple cognistic of Instances 108 Image: Simple cognistic instances 0.000 ? 0.000 ? 0.000 ? Image: Simple cognistic instances instances instances instances Image: Simple cognistic instances instances instances instances Image: Simple cognistic instances instances instances instances Image: Simple cognistic ins	L	SimpleLinearRegression	fuared	i error		0.47	14					
Image: Shore g image: squared error 99.8002 % image: Shore g image: squared error 108 image: squared error 1000 image: squared	-		solute	e error		99.83	91 %					
WotedPerceptron Image: Status Image: Status Image: Status Image: Status Image: Status Image: Status	(SMOrag	re squ	lared err	or	108	102 %					
Accuracy By Class === TP Rate FP Rate Precision Recall F-Measure MCC ROC Area PRC Area Cla 0.000 0.000 ? 0.000 ? ? 0.452 0.272 1 0.000 0.000 ? 0.000 ? ? 0.313 0.301 2 1.000 1.000 0.352 1.000 0.521 ? 0.551 0.361 3 r. 0.352 0.352 ? 0.352 ? 0.352 ? 0.438 0.314 n Matrix === < classified as a = 1 b = 2 c = 3 Status	C		1	liiocanceo		100						
Image Image <td< th=""><th>L</th><th></th><th>Accu</th><th>aracy By</th><th>Class ===</th><th></th><th></th><th></th><th></th><th></th><th></th><th></th></td<>	L		Accu	aracy By	Class ===							
Image: Status TP Rate FP Rate Precision Recall F-Measure MCC ROC Area PRC Area Cla Image: Status	R	▶ 🚍 meta										
Close Comparison of the set of th		▶ È misc		TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Cla
Image: Status 0.000 0.000 ? 0.000 ? 0.313 0.301 2 Image: Status Image: Status 0.000 0.352 1.000 0.521 ? 0.313 0.311 2		► 🛱 rules		0.000	0.000	?	0.000	?	?	0.452	0.272	1
L 11000 11000 0132 11000 01321 7 01331 01301 3 1. 0.352 0.352 ? 0.352 ? 0.438 0.314 n Matrix === < classified as a = 1 b = 2 c = 3 Status		► 📄 trees		1 000	1 000	2 352	1 000	2	2	0.313	0.301	2
n Matrix === < classified as a = 1 b = 2 c = 3		_	r.	0.352	0.352	?	0.352	?	?	0.438	0.314	
<pre>n Matrix === < classified as a = 1 b = 2 c = 3</pre>			ľ.									
<pre>< classified as a = 1 b = 2 c = 3 </pre>			n Mat	trix ===								
<pre>< classified as a = 1 b = 2 c = 3 </pre>												
a = 1 b = 2 c = 3			< o	classifie	d as							
Close c = 3			a =	1								
			c =	3								
Status												
Status												
Status												7.
Status												
	3	latus										
OK Log 💞 X		OK									Log	🔊 X (

15.05.2018

TACAI – dr.ing. Ionuț Mironică

III. Modele de Machine Learning OptimizareSVM

C	Weka Explorer		weka.gui.Generic@	CObjectEditor × □ ×
F	reprocess Classify Cluster Associate Select attributes	Vis	veka.classifiers.functions.	s.SMO
Cla	ssifier	<u> </u>	About	
Te	▼ 🔓 weka ▼ 🔓 classifiers ▶ 😭 bayes	/eka./	Implements John Plat algorithm for training a	att's sequential minimal optimization a support vector classifier. Capabilities Parametrul C
	GaussianProcesses LinearRegression Logistic		batchSize buildCalibrationModels	False
	MultilayerPerceptron C SGD SGD SGDText SimpleLinearRegression	Clas tic e er uare	c calibrator	1.0 Choose SGD -F 0 -L 0.01 -R 1.0E-4 -E 500 -C 0.001 -S 1
a	SimpleLogistic pc	olut e sq	checksTurnedOff	f False
Ċ	 MOreg VotedPerceptron ► azy 	of Acc	debug	False
Re	▶ 🕋 meta ▶ 🕋 misc ▶ 🕋 rules		doNotCheckCapabilities epsilon	False Image: Classical state 1.0E-12 272 1.01 2
	► 🚔 trees		filterType	Normalize training data
	י זע	n Ma	kernel	Choose PolyKernel -E 1.0 250007
	<	<	numDecimalPlaces	2
		a = b = c =	numFolds	a -1
	Liose		randomSeed	
L		_	toleranceParameter	¹ 0.001 Tipul de nucleu
Sta	tus Ж		Open	Save OK Cancel Ig x 0

15.05.2018

TACAI – dr.ing. Ionuț Mironică

IV. Clasificare de baze de date de imagini Baze de date experimente laborator

Experimentele se vor efectua pe două baze de date:

Bază de date de texturi (parte a bazei de texturi KTH – *"Textures under varying Illumination, Pose and Scale"*)
 conține 4 clase (81 de imagini pe clasă)

 Bază de date de imagini naturale (conține 3 clase preluate din baza Caltech 101: prăjituri / iriși și monede) -> 3 clase (106 imagini pe clasă).

http://www.nada.kth.se/cvap/databases/kth-tips/

http://www.vision.caltech.edu/Image_Datasets/Caltech101/

IV. Clasificare de baze de date de imagini Texturi







Clasa aluminiu

Clasa pâine

Clasa *țesătură*

Clasa bumbac

Sursă imagini http://www.nada.kth.se/cvap/databases/kth-tips/

15.05.2018

TACAI – dr.ing. Ionuț Mironică

IV. Clasificare de baze de date de imagini Imagini naturale



Sursă imagini http://www.vision.caltech.edu/Image_Datasets/Caltech101/

15.05.2018

TACAI – dr.ing. Ionuț Mironică

V. Exerciții

Pentru cele două baze de date (texturi și imagini naturale):

- Realizați un program în Matlab care calculează rând pe rând cei trei descriptori (Color Moments, LBP și HoG):
 - Salvați descriptorii în fișiere csv;
 - Transformați aceste fișiere în format arff.
- Schemă algoritm

Citește fișier de configurare (train.txt) (imagePaths, labels) descriptors %inițializare spațiu pentru export în fișier arff pentru fiecare imagine din bază (contor i)

- im = citeștelmagine(i)

- desc = CalculDescriptor(im);

- Adaugă variabilei descriptors -» concat (desc, labels(i))

Salvează variabila descriptors în fișier

V. Exerciții

- Importați rând pe rând aceste fișiere în Weka.
- Utilizați ca și clasificatori: ZeroR, arbori de decizie (J48), Nearest Neighbor (IBK), Naive Bayes, Support Vector Machines și rețele neuronale.
- Verificați care este cea mai bună pereche clasificator / descriptor.

IV. Exerciții

- Optimizați modelul SVM (încercați mai multe valori ale lui C și mai multe tipuri de nuclee)
- Optimizați modelul de rețea neuronală utilizat

Spor!