

Estimacija diskretnih emocionalnih stanja na temelju izraza lica

Istraživački seminar iz računarske znanosti

Pristupnik: Bernard Kovač
Fakultet elektrotehnike i računarstva

Mentor: Prof. dr. sc. Krešimir Čosić

rujan 2012.

Sadržaj

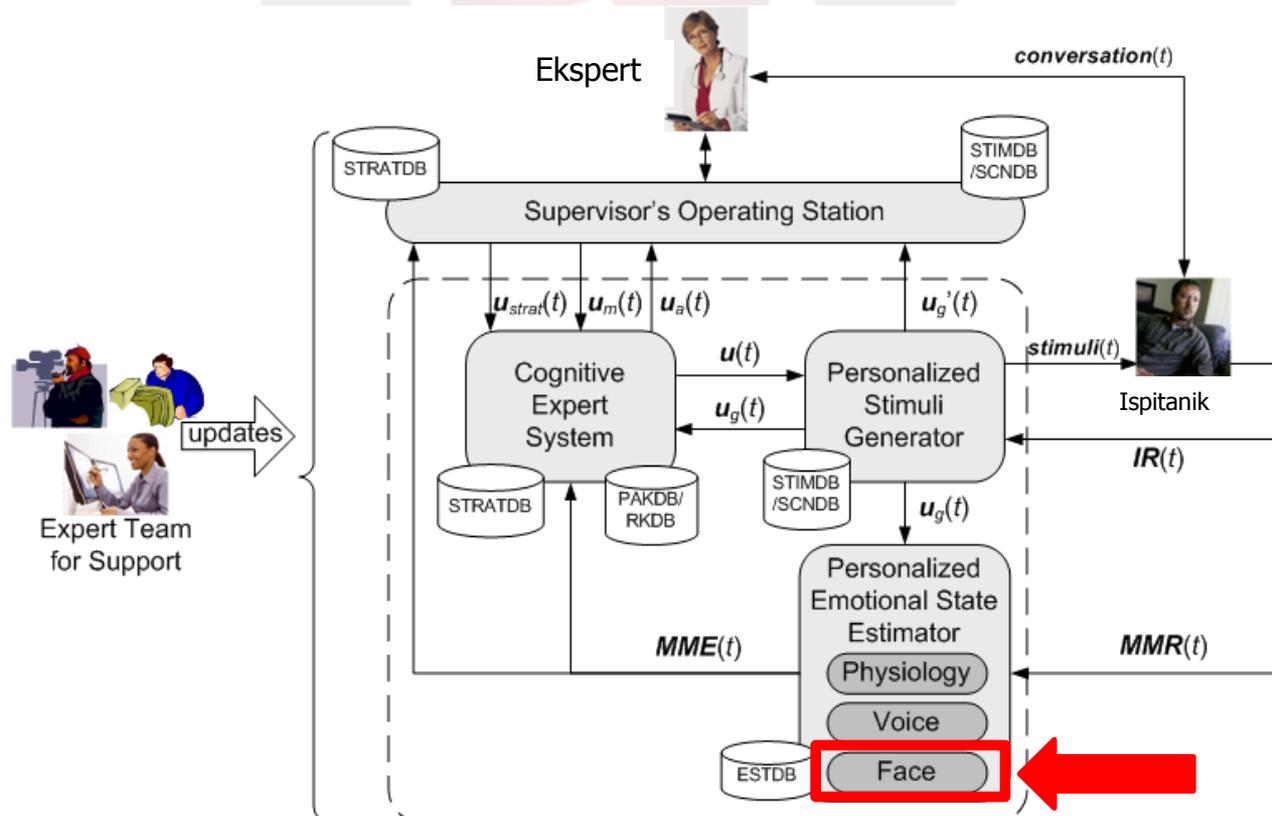
- Uvod
- Detekcija lica u slici koristeći postupak *Viola i Jones-a*
- Aktivni modeli oblika – *Active Shape Models (ASM)*
- Izlučivanje i izračun značajki iz izraza lica
- Baze slika izraza lica označenih diskretnom emocijom
- Priprema ulaznih podataka za postupak nadziranog učenja (učenje klasifikatora)
- Rezultati klasifikacije i pronalazak optimalnih parametara najbolje klasifikacijske metode
- Zaključak
- Literatura

Uvod

- Lice je bogat izvor informacija o emocionalnom stanju čovjeka
- Relativno brz kanal emocionalne ekspresije u odnosu na perifernu fiziologiju, više podložan svjesnoj kontroli
- Postupci klasifikacije ljudskih emocija se često mogu sresti na području *Afektivnog računarstva* i interakcije čovjek-računalo (*HCI, Human Computer Interaction*)
- Za postupak pronalaženja lica u slici: *Viola-Jones detektor*
- Za postupak izlučivanje značajki lica: *Aktivni modeli oblika*
- Za pronalaženje optimalne klasifikacijske metode i njenih parametara: programski alat za dubinsku obradu podataka – *WEKA* [15]

Uvod – “šira slika”

- Estimacija emocija iz izraza lica je samo jedan modul u sustavu za multimodalnu (fiziologija, glas i lice) elicitaciju, estimaciju i regulaciju emocija
- Izraz lica nadopunjuje perifernu fiziologiju i glas, povećavajući točnost estimacije cjelokupnog kognitivno-emocionalnog stanja ispitanika [4]



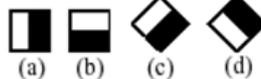
Viola-Jones postupak za detekciju lica

- Postupak detekcije objekata koji su predložili P. Viola i M. Jones u svom radu iz 2001. god. "*Robust Real-time Object Detection*" [14]
- Postupak se sastoji od tri glavne faze [12]:
 1. Ekstrakcija (izlučivanje) značajki korištenjem skupa *Haarovih značajki*
 2. Klasifikacija korištenjem *Boosting* tehnike
 3. Algoritam detekcije na različitim skalama

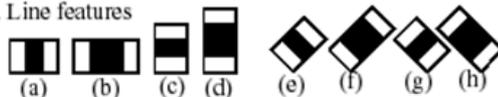


Četiri osnovne
Haarove značajke

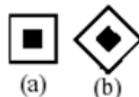
1. Edge features



2. Line features



3. Center-surround features



Skup proširenih
Haarovih značajki

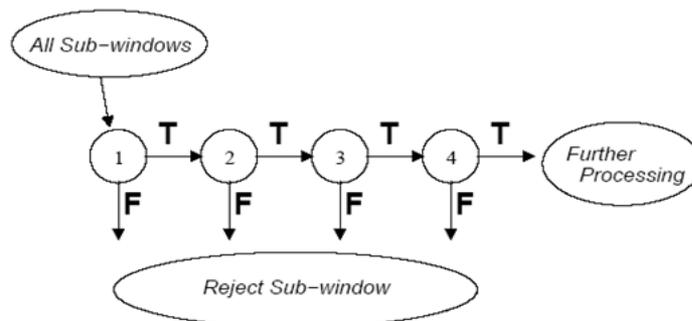
Viola-Jones postupak za detekciju lica

- **PROBLEM:** nakon završetka postupka pretraživanja na različitim skalama, generira se skup od nekoliko tisuća potencijalnih značajki
- **Korištenje *Boosting tehnike*** - iterativni algoritam strojnog učenja koja gradi "jaki" klasifikator kao linearnu kombinaciju najboljih "slabih" klasifikatora iz pojedine iteracije učenja (najpoznatiji predstavnik je *AdaBoost* algoritam)

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0 & \text{inače} \end{cases}$$

- Dodatno ubrzanje postupka evaluacije značajki se može postići korištenjem kaskade klasifikatora

- *Kaskada boostanih Haarovih klasifikatora*



Viola-Jones postupak za detekciju lica

- Za problem detekcije lica, *AdaBoost* algoritam odabire dvije osnovne značajke [14]



- Rezultat *Viola-Jones* postupka su pravokutne regije koje najvjerojatnije sadrže objekt koji se želi detektirati (lice)

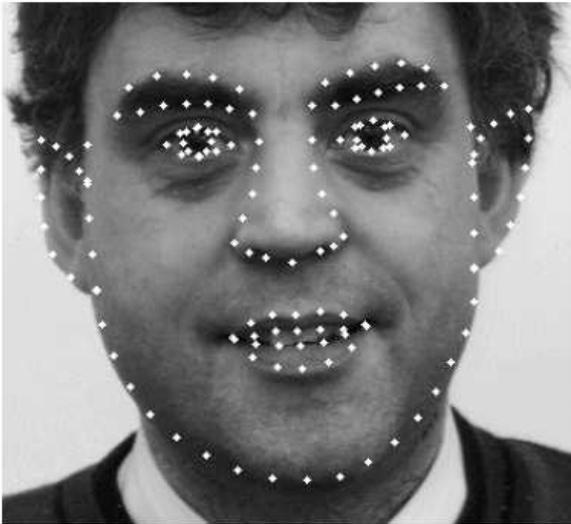


Aktivni modeli oblika (*ASM*)

- Aktivni modeli oblika (engl. *Active Shape Models*) statistički modeli oblika objekata koji se iterativno deformiraju kako bi se što bolje prilagodili obliku primjera u novoj slici.
- Tehniku ASM-a su predložili T.Cootes i C.Taylor u svom radu iz 1993.god. "*Active shape models using local grey-level models: A quantitative evaluation*" [3]
- Jedna od najpoznatijih metoda na području prepoznavanja ekspresije lica.
- ASM model je ograničen sa modelom distribucije točaka
- ASM u svojim točkama dozvoljava varijacije položaja samo na onaj način koji je viđen na označenim primjerima u skupu za učenje.

Aktivni modeli oblika (*ASM*)

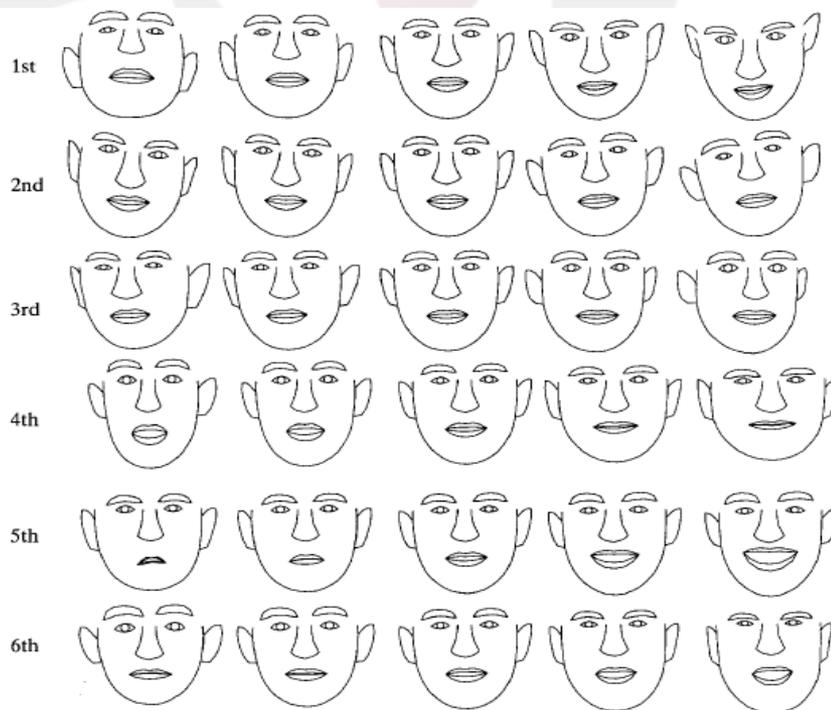
- Koraci ASM-a:
 1. Učenje nad označenim primjerima (engl. *training*)
 2. Podešavanje modela (engl. *fitting*)



- Primjer lica označenog sa karakterističnim točkama

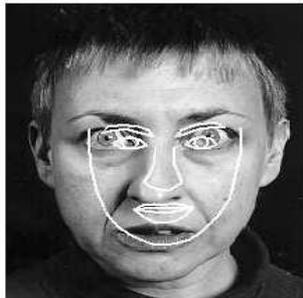
Postupak učenja ASM-a

- Primjena analize glavnih komponenti (engl. *Principal Component Analysis – PCA*). Varijacija oblika modela ovisi o varijacijama položaja točaka u skupu za učenje.
- Oblici nastali varijacijom srednjeg lica u skladu sa doprinosom pojedinog svojstvenog vektora u ukupnoj varijanci skupa za učenje [9]



Postupak podešavanja ASM-a

- Podešavanje ASM-a je iterativni postupak koji pokušava pronaći takav skup transformacijskih parametara (skaliranje, translacija, rotacija) da se početni oblik ASM-a što je moguće više približi objektu na trenutnoj slici.
- Kraj postupka:
 1. Razlika u parametrima dvije uzastopne iteracije je ispod određenog praga
 2. Postignut je maksimalni broj iteracija postupka



Initial



After 2 iterations



After 6 iterations



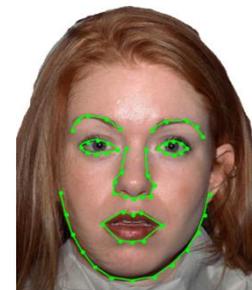
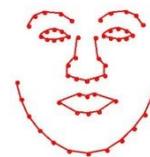
After 18 iterations

Izlučivanje značajki iz izraza lica

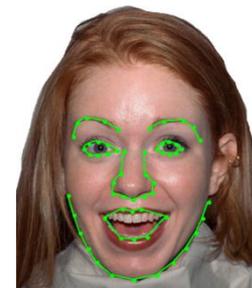
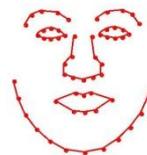
- Koristi se ASM oblik sa 58 karakterističnih točaka lica
- Postupak podešavanja je ograničen na 30 iteracija
- PITANJE: Koje bi bile značajke izraza lica koje opisuju određenu emociju?

- Točke [0 – 12] označavaju rub lica
Točke [13 – 20] označavaju lijevo oko
Točke [21 – 28] označavaju desno oko
Točke [29 – 33] označavaju lijevu obrvu
Točke [34 – 38] označavaju desnu obrvu
Točke [39 – 46] označavaju usta
Točke [47 – 57] označavaju rub nosa

Neutralno



Sreća



Izražavanje i prepoznavanje emocija putem lica

- Istraživanje Ekmana & Friesena 1970-tih godina [6]

- Obuhvaćalo je ljude iz različitih dijelova svijeta
- Ispitanici su dobro prepoznavali tipične emocije ljudi sa slika

- Šest osnovnih diskretnih emocija

- Sreća, tuga, strah, ljutnja, iznenađenje, gađenje
- Svi ljudi ih iskazuju na isti način, tj. nije ovisno o biološkim i kulturološkim razlikama



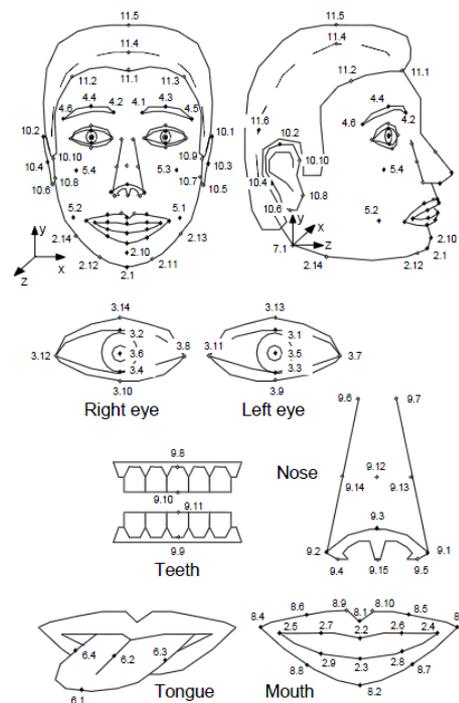
Figure 2.2: Facial expressions of the six basic emotions—happy, sad, afraid, angry, surprised and disgusted—plus a neutral face. From Ekman and Friesen's Pictures of Facial Affect (POFA) [EF76].

Facial Action Coding System (FACS)

- Taksonomija ljudskih facijalnih izraza
- Temelji se na karakterističnim točkama lica (FFP – Facial feature points → MPEG4 standard) koje sudjeluju u formiranju “jedinica akcije” (engl. *Action units, AU*) [7]

FACS

AU	Opis	Slika
1	Inner Brow Raiser	
4	Brow Lowerer	
5	Upper Lid Raiser	
6	Cheek Raiser	



MPEG4
standard

Facial Action Coding System i estimacija diskretnih emocija



TABLE IV
LIST OF AUs RELEVANT TO THE SIX FACIAL EXPRESSIONS

AU	Description	AU	Description
AU1	Inner brow raiser	AU2	Outbrow raiser
AU4	Brow Lower	AU5	Upper lid raiser
AU6	Cheek raiser	AU7	Lid tighter
AU9	Nose wrinkler	AU10	Upper lip raiser
AU12	Lip corner puller	AU15	Lip corner depressor
AU16	Lower lip depressor	AU17	Chin raiser
AU20	Lip stretcher	AU23	Lip tighter
AU24	Lip pressor	AU25	Lip apart
AU26	Jaw drop	AU27	Mouth stretch



TABLE V
AUs CLASSIFICATION VIA FACIAL EXPRESSIONS

Expressions	Primary AUs	Auxiliary AUs
Happiness	6, 12	25, 26, 16
Sadness	1, 15, 17	4, 7, 25, 26
Disgust	9, 10	17, 25, 26
Surprise	5, 26, 27, 1+2	
Anger	2, 4, 7, 23, 24	17, 25, 26, 16
Fear	20, 1+5, 5+7	4, 5, 7, 25, 26

Note: $i + j$ in the table indicates the combination of AU_i and AU_j.

$x_1 = \{\text{podignuta brada, spuštene obrve, spuštanje rubova usnica}\}$
 $= \{\text{AU17, AU4, AU15}\} \rightarrow \text{TUGA}$

$x_2 = \{\text{podignuti obrazi, podizanje rubova usnica, spuštanje donje usnice}\}$
 $= \{\text{AU6, AU12, AU16}\} \rightarrow \text{SREĆA}$

Izlučivanje značajki: dva pristupa

REFERENTNA UDALJENOST (unutarnji rubovi očiju)

Dužina lijeve obrve
Dužina desne obrve
Unutarnji rub lijeve obrve - vrh nosa
Unutarnji rub desne obrve - vrh nosa
Otvorenost lijevog oka
Otvorenost desnog oka
Dužina lijevog oka
Dužina desnog oka
Udaljenost unutarnjeg ruba lijevog oka od sredine donjeg ruba oka

Udaljenost unutarnjeg ruba desnog oka od sredina donjeg ruba oka
Udaljenost vrha usta i nosa
Visina usta
Širina usta
Udaljenost vrha nosa od lijevog ruba usta
Udaljenost vrha nosa od desnog ruba usta
Udaljenosti sredina gornjih rubova očiju
Udaljenost unutarnjeg ruba obrve od unutarnjeg ruba oka – LIJEVO
Udaljenost unutarnjeg ruba obrve od unutarnjeg ruba oka – DESNO
Udaljenost unutarnjeg ruba obrve od vanjskog ruba oka – LIJEVO

Udaljenost unutarnjeg ruba obrve od vanjskog ruba oka - DESNO
Udaljenost vanjskog ruba obrve od unutarnjeg ruba oka - LIJEVO
Udaljenost vanjskog ruba obrve od unutarnjeg ruba oka - DESNO
Udaljenost vanjskog ruba obrve od vanjskog ruba oka - LIJEVO
Udaljenost vanjskog ruba obrve od vanjskog ruba oka - DESNO
Podizanje lijeve obrve spram lijevog oka - SREDINA
Podizanje desne obrve spram desnog oka - SREDINA
Podizanje lijeve obrve spram unutarnjeg ruba oka
Podizanje desne obrve spram unutarnjeg ruba oka
Podizanje lijeve obrve spram vanjskog ruba oka

...

- Definiran je skup od 51 značajke
- Kombiniranjem značajki iz korištene literature, početni skup od 51 značajke je reduciran na 14 osnovnih značajki [1], [2], [5], [8], [11], [13], [16], [17]

Izlučivanje značajki: dva pristupa

Reducirani skup značajki (14 značajki).
Podskup početnog skupa od 51 značajke.

Redni broj	Opis značajke (atributa)	Točke T_m i T_n za izračun udaljenosti	
		m	n
1	Otvorenost lijevog oka	15	19
2	Otvorenost desnog oka	23	27
3	Udaljenost sredine gornje usne od vrha nosa	41	52
4	Visina usta	41	45
5	Širina usta	39	43
6	Udaljenost vrha nosa od lijevog ruba usta	43	52
7	Udaljenost vrha nosa od desnog ruba usta	39	52
8	Udaljenost unutarnjeg ruba lijevog oka i lijeve obrve	17	29
9	Udaljenost unutarnjeg ruba desnog oka i desne obrve	25	34
10	Udaljenost vanjskog ruba lijevog oka i lijeve obrve	13	33
11	Udaljenost vanjskog ruba desnog oka i desne obrve	21	38
12	Udaljenost vanjskog ruba lijeve obrve od vrha nosa	33	52
13	Udaljenost vanjskog ruba desne obrve od vrha nosa	38	52
14	Udaljenost unutarnjih rubova obrva	29	34

Izračun značajki

Euklidska udaljenost:

$$p_i = d(T_m, T_n) \quad m, n \in 0, 1, \dots, 57$$

$$T \rightarrow (x, y) \quad x, y \in \mathbb{R}$$

Izračun ref. udaljenosti na trenutnoj slici [5]:

$$ref = d(T_{unutarnji\ i\ Lijevo\ Oko}, T_{unutarnji\ i\ Desno\ Oko})$$

Izračun korespondentnih udaljenosti $p_{Neutral}$ i $ref_{Neutral}$

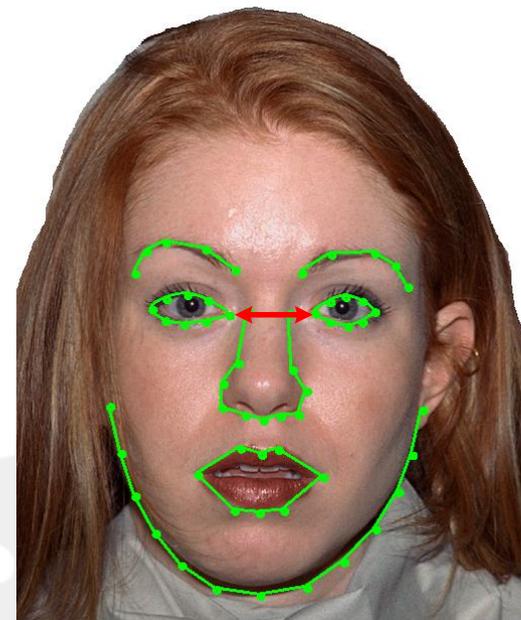
Konačni izraz za izračun vrijednosti značajke:

$$f_i = \frac{p_i}{ref} - \frac{p_{Neutral,i}}{ref_{Neutral}}$$

$$i \in 1, 2, \dots, 51$$

ili

$$i \in 1, 2, \dots, 14$$



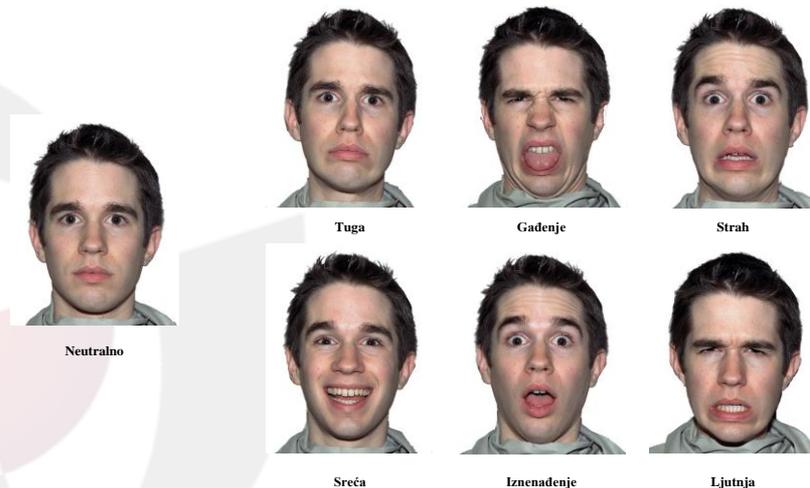
Referentna udaljenost (crvena linija)

Baza emocionalno anotiranih slika – podaci za učenje

NimStim baza

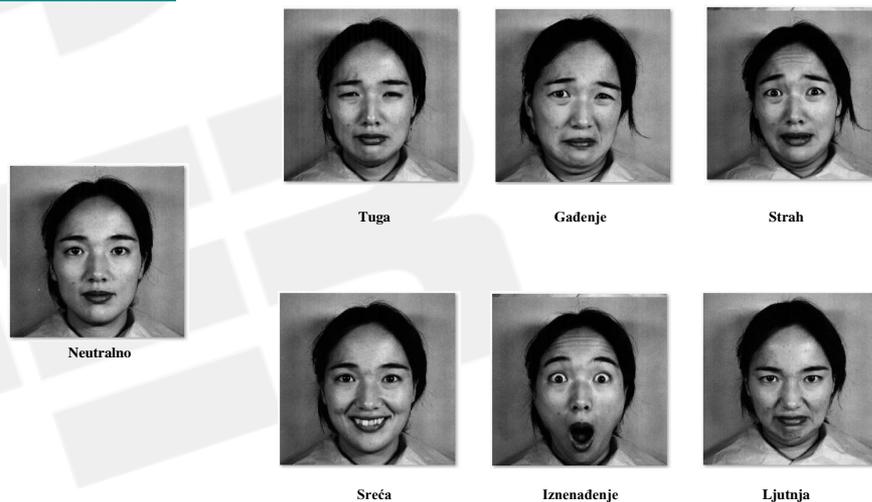
- 672 slike
- 43 profesionalna glumca
- 18 ženskih i 25 muških glumaca
- 6 diskretnih emocija + 1 neutralno lice
- Zbog loše prilagodbe ASM-a koristi se 533 / 672 slike

NimStim baza se može naručiti na adresi: <http://www.macbrain.org/resources.htm>



JAFFE baza

- 213 slika
- 10 japanskih ženskih osoba
- 6 diskretnih emocija + 1 neutralno lice
- Zbog loše prilagodbe ASM-a koristi se 208 / 213 slika



JAFFE baza se može besplatno preuzeti na adresi: http://www.kasrl.org/jaffe_download.html

Baza emocionalno anotiranih slika – podaci za učenje

Vlastita baza

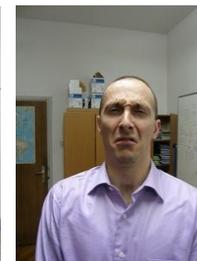
- 41 slika
- 2 muške osobe
- 6 diskretnih emocija + 1 neutralno lice



Neutralno



Tuga



Gađenje



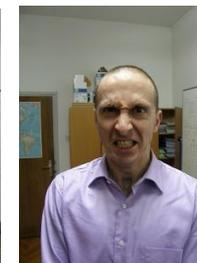
Strah



Sreća



Iznenadjenje



Ljutnja

UKUPNO

- 725 slika
- 55 različitih osoba
- 6 diskretnih emocija + 1 neutralno lice

Emocija	Kod	Broj uzoraka u bazi
Neutralno	1.0	63
Sreća	2.0	154
Tuga	3.0	108
Iznenadjenje	4.0	73
Gađenje	5.0	104
Strah	6.0	115
Ljutnja	7.0	108

5 September 2019

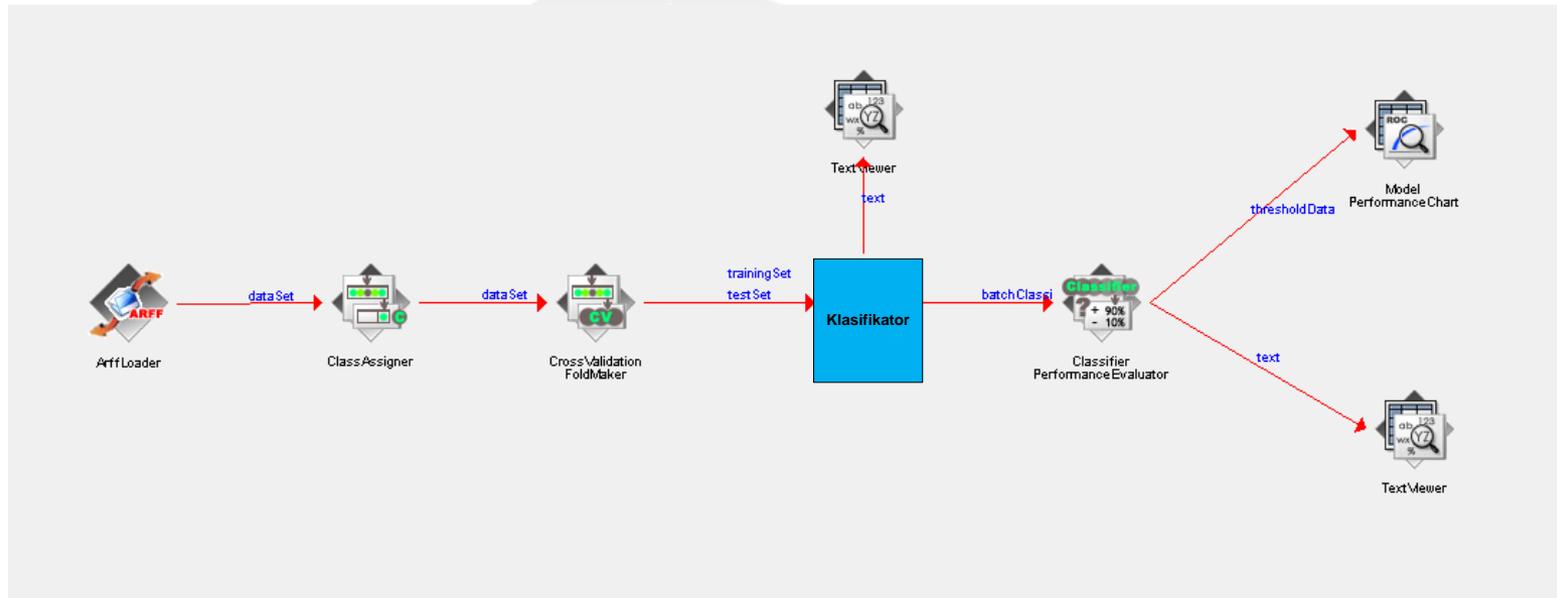
Priprema ulaznih podataka - programski alat *WEKA*

- Priprema *ARFF* datoteke sa ulaznim podacima (primjer sa 51 značajkom)

```
@RELATION facialExpression
@ATTRIBUTE f1 NUMERIC
@ATTRIBUTE f2 NUMERIC
...
...
...
@ATTRIBUTE f49 NUMERIC
@ATTRIBUTE f50 NUMERIC
@ATTRIBUTE f51 NUMERIC
@ATTRIBUTE class {1,2,3,4,5,6,7}
@DATA
-13.1413,-9.673492,-19.92961,-19.06194,-15.9628,-16.77118,-15.5034,-10.8158,-
11.4961,-8.610374,-5.691792,-9.006348,-37.00241,-26.24989,-17.20084,-15.13522,-
20.51702,-20.69888,-23.26845,-13.59353,-15.7627,-16.72566,-7.945148,-9.550556,-
4.274971,-4.40398,-11.61084,-18.48151,-27.69661,-19.16756,-34.59778,1.966393,-
1.836864,-6.857208,-13.39899,-18.03668,-12.46532,-14.56607,-15.80855,-21.23738,-
6.530708,-8.590103,-3.005432,-21.55826,-14.37859,-23.47504,-12.98428,-21.18011,-
17.46845,-1.195877,-23.08984,7
```

- Svi podaci se na početku stratificirano podijele u 10 skupina. Devet skupina služi za učenje klasifikatora, a jedna za testiranje. Postupak se ponavlja 10 puta pri čemu se svaki puta uzima drugi skup za učenje i testiranje – *deseterostruka unakrsna validacija* (engl. *10-fold cross-validation*)

Učenje klasifikatora - *WEKA Knowledge Flow*



- Za isti klasifikacijski problem i nad istim podacima korištena su 21 klasifikacijska algoritma
- Standardni parametri za evaluaciju performansi klasifikacijskih algoritama: točnost, preciznost, srednja apsolutna pogreška, površina ispod *ROC* krivulje (engl. *ROC, Receiver Operating characteristic curve*), itd.

Rezultati – 14 značajki

Klasifikacijski algoritam	Točnost (%)	Kappa statistika	Srednja apsolutna pogreška	Udio točnih predviđanja (TP rate)	Udio lažnih predviđanja (FP rate)	Preciznost	Površina ispod ROC
AdaBoostM1	32.9655	0.2078	0.2055	0.33	0.121	0.327	0.673
Bagging	37.2414	0.2552	0.2015	0.372	0.116	0.365	0.755
LibSVM	34.1501	0.227	0.1881	0.342	0.112	0.349	0.615
LMT	36.2759	0.2377	0.2135	0.363	0.123	0.339	0.755
LogitBoost	32.8276	0.2033	0.1951	0.328	0.124	0.323	0.716
Logistic	37.3793	0.252	0.2101	0.374	0.12	0.353	0.753
LWL	31.5862	0.1943	0.2273	0.316	0.121	0.315	0.664
Multilayer Perceptron	38.4828	0.2732	0.1856	0.385	0.111	0.382	0.744
SimpleLogistic	36.2759	0.2377	0.2135	0.363	0.123	0.339	0.755
SMO	34.7586	0.2097	0.2263	0.348	0.138	0.283	0.72

- **Multilayer Perceptron (MLP):**

- konstanta učenja: 0.3
- konstanta inercije (momenta): 0.2
- broj iteracija učenja: 500
- jedan skriveni sloj sa 14 neurona

Rezultati – 51 značajka

Klasifikacijski algoritam	Točnost (%)	Kappa statistika	Srednja apsolutna pogreška	Udio točnih predviđanja (TP rate)	Udio lažnih predviđanja (FP rate)	Preciznost	Površina ispod ROC
AdaBoostM1	32.5517	0.2009	0.2061	0.326	0.123	0.322	0.671
Bagging	37.931	0.2649	0.1952	0.379	0.111	0.373	0.758
Dagging	32.1379	0.1728	0.2331	0.321	0.148	0.247	0.706
IBk	32.4138	0.2057	0.2085	0.324	0.116	0.329	0.7
LMT	36.8276	0.2468	0.21	0.368	0.119	0.354	0.751
LogitBoost	34.069	0.2179	0.1945	0.341	0.122	0.333	0.708
Logistic	36.4138	0.2467	0.2008	0.364	0.115	0.358	0.736
Multilayer Perceptron	40.1379	0.2948	0.179	0.401	0.105	0.405	0.736
SimpleLogistic	35.8621	0.2319	0.2133	0.359	0.124	0.338	0.756
SMO	38.7586	0.2598	0.2248	0.388	0.127	0.375	0.741

- **Multilayer Perceptron (MLP):**

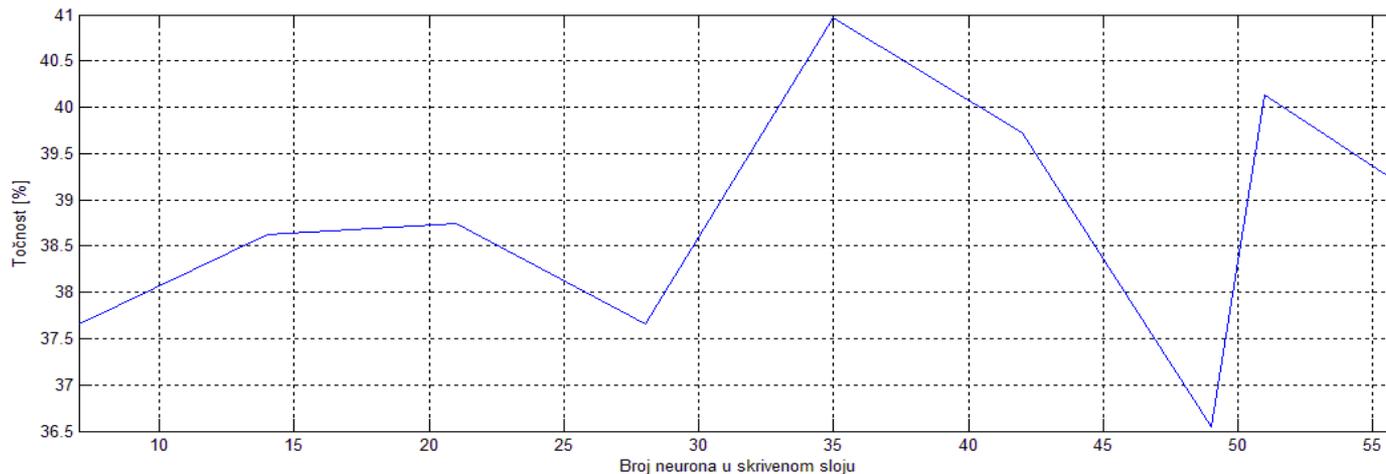
- konstanta učenja: 0.3
- konstanta inercije (momenta): 0.2
- broj iteracija učenja: 500
- jedan skriveni sloj sa 51 neuronom

Optimalni parametri *MLP* metode

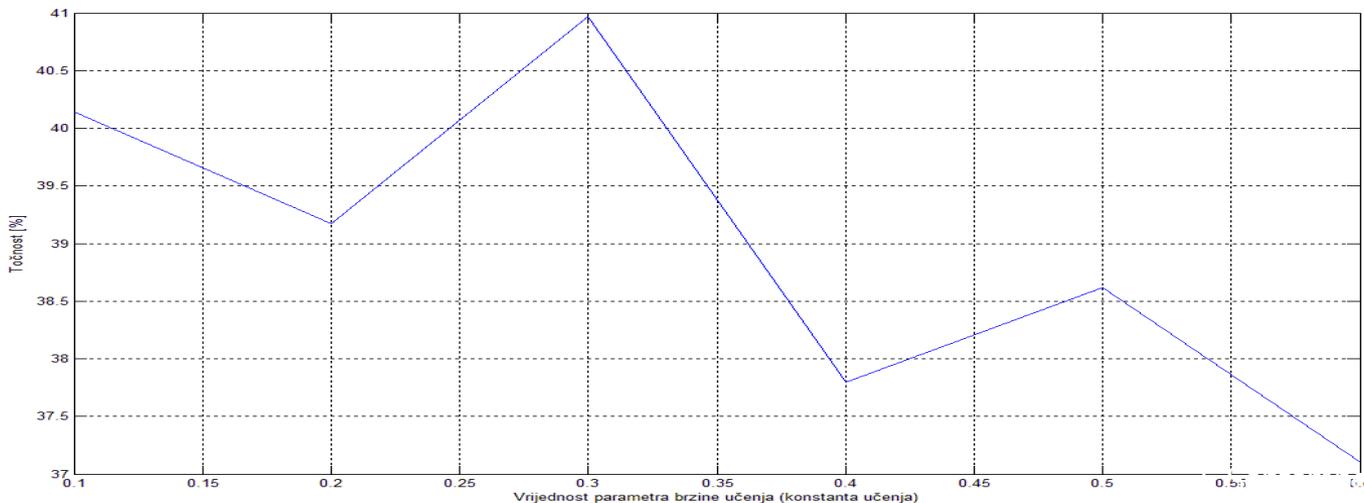
- **Zaključak 1:** u oba slučaja *MLP* je najbolja metoda (prema evaluacijskim parametrima)
- **Zaključak 2:** bolji rezultati ako se koristi 51 značajka
- Cilj je pronaći optimalne parametre *MLP* metode
- Analiza točnosti klasifikacije Višeslojnog perceptrona u ovisnosti o njena 4 parametra:
 1. Broj neurona u skrivenom sloju
 2. Konstanta učenja
 3. Konstanta inercije (moment)
 4. Broj iteracija

Optimalni parametri *MLP* metode

Ovisnost točnosti klasifikacije o broju neurona u skrivenom sloju

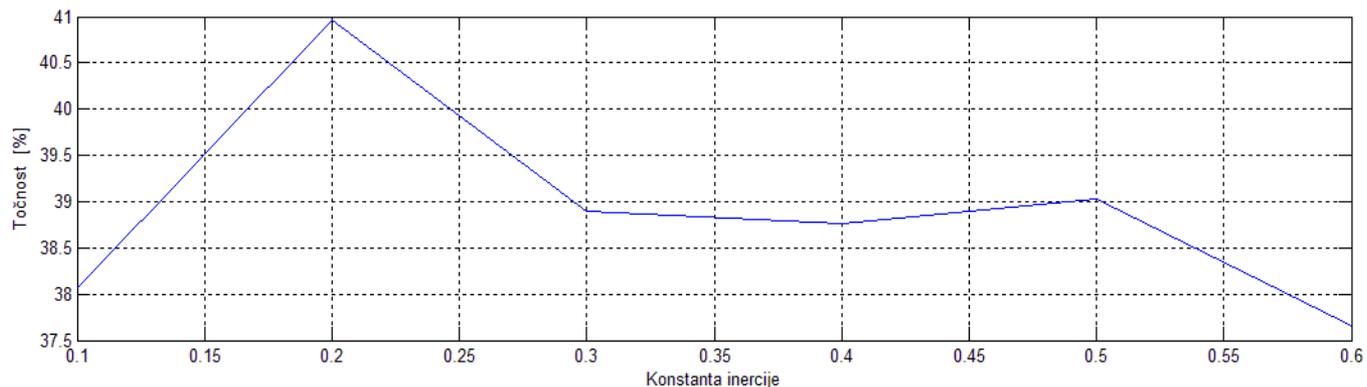


Ovisnost točnosti klasifikacije o konstanti učenja

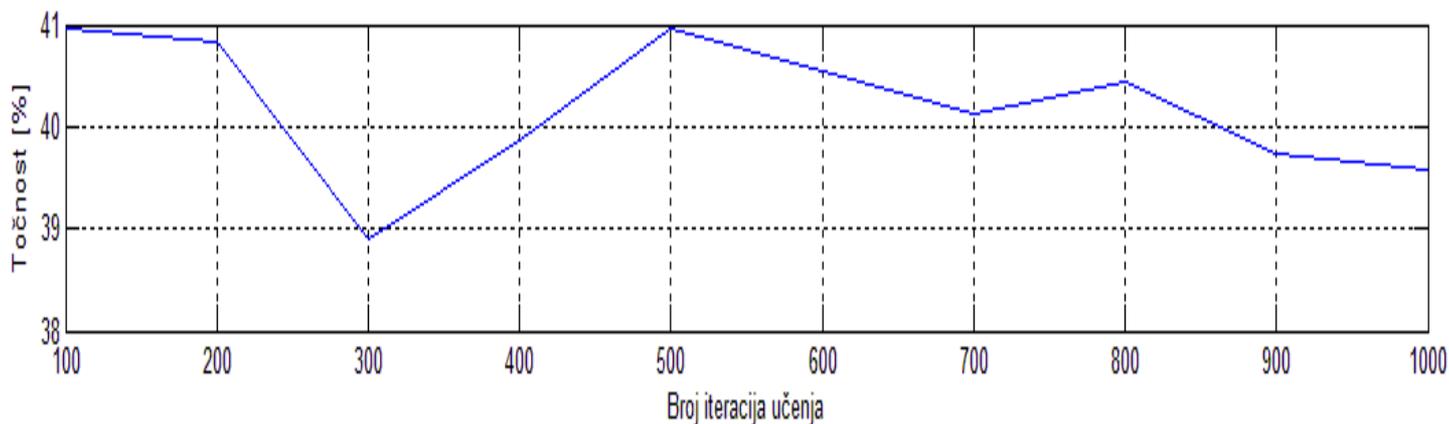


Optimalni parametri *MLP* metode

Ovisnost točnosti klasifikacije o konstanti inercije (moment)



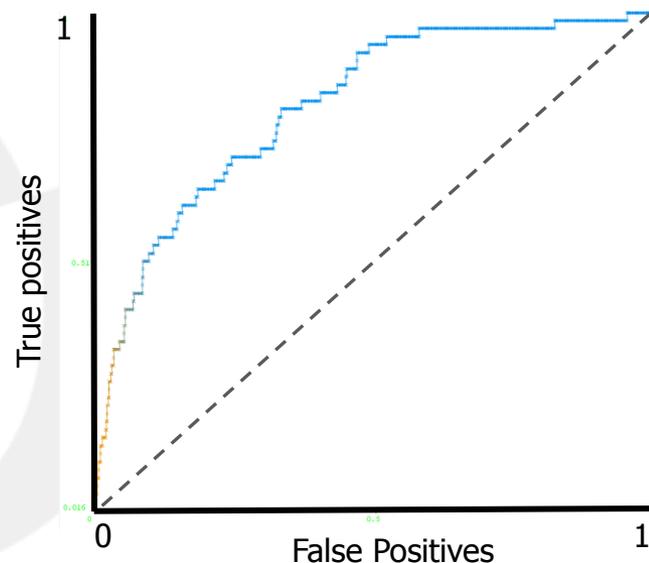
Ovisnost točnosti klasifikacije o broju iteracija u postupku učenja



Optimalni parametri *MLP* metode

- Na temelju prethodnih rezultata, optimalne vrijednosti parametara *MLP* metode su:

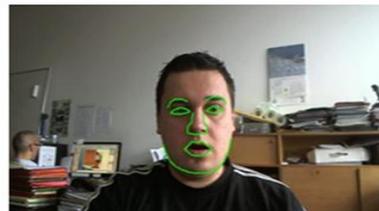
- konstanta učenja: 0.3
- konstanta inercije (momenta): 0.2
- broj iteracija učenja: 500
- jedan skriveni sloj sa 35 neurona



Klasifikacijski algoritam	Točnost (%)	Kappa statistika	Srednja apsolutna pogreška	Udio točnih predviđanja (TP rate)	Udio lažnih predviđanja (FP rate)	Preciznost	Površina ispod ROC
Multilayer Perceptron	40.9655	0.3021	0.1776	0.41	0.106	0.41	0.737

Zaključak

- Korištenjem *MLP* metode dobivena je točnost klasifikacije od 41%. Vjerojatnost nasumičnog pogotka jedne od sedam kategorija (6 osnovnih diskretnih emocija + 1 neutralno) iznosi oko 14%.
- Proširenjem baze za učenje i poboljšanjem postupka podešavanja *ASM* modela se zasigurno mogu dodatno povećati performanse klasifikatora.
- Postupci *Viola i Jones-a*, *ASM-a* kao i klasifikacija novih i neviđenih primjera pomoću unaprijed naučenog klasifikatora su dovoljno brzi da njihova implementacija može raditi u stvarnom vremenu (~ 20 puta u sekundi u našoj aplikaciji)



Literatura

1. Anderson, K., i McOwan, P. W. (veljača 2006). A Real-Time Automated System for the Recognition. *IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS —PART B: CYBERNETICS*, 36(1), 96-105.
2. Cerezo, E., Hupont, I., i dr. (2007). Real-Time Facial Expression Recognition for Natural Interaction. *Lecture Notes in Computer Science*, 4478/2007, 40-47.
3. Cootes, T., i Taylor, C. (1993). Active shape model using local grey-level models: A quantitative evaluation. *British Machine Vision Conference*, 2, str. 639-648.
4. Ćosić K, Popović S, Kukulja D, Horvat M, Dropuljić B. Physiology-driven adaptive virtual reality stimulation for prevention and treatment of stress related disorders. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking* 2010; 13(1):73-8.
5. Datcu, D., i Rothkrantz, L. J. (2008). Semantic Audio-Visual Data Fusion for Automatic Emotion Recognition. U J. Tavares, & R. N. Jorge (Ur.), *Euromedia'2008 Porto* (str. 58–65). Ghent: Eurosis.
6. Ekman, P., i Friesen, W. V. (1971). Constants Across Cultures In The Face And Emotion. *Journal of Personality and Social Psychology*, 17(2), 124-129.
7. Ekman, P., i Friesen, W. (1978). *Facial Action Coding System: A Technique for the Measurement of Facial Movement*. Palo Alto, SAD: Consulting Psychologists Press.
8. Karpouzis, K., Raouzaïou , A., i dr. (2004). *Facial Expression and Gesture Analysis for Emotionally-Rich Man-Machine Interaction*.

Literatura

9. Lanitis, A., Taylor, C., i Cootes, T. (1997). Automatic interpretation and coding of face images using flexible models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* , 19 (7), 743-756.
10. Lončarić, S. *Neuronske mreže: Višeslojni perceptron*. Hrvatska: Fakultet elektrotehnike i računarstva.
11. Pardas, M., i Bonafonte, A. (listopad 2002). Facial animation parameters extraction and expression recognition using Hidden Markov Models. *Signal Processing: Image Communication*, 17(9), 675–688.
12. Smyth, P. (2007). *Face Detection using the Viola-Jones Method*. Irvine: University of California, Department of Computer Science.
13. Song, M., You, M., i dr. (2008). A robust multimodal approach for emotion recognition. *Neurocomputing*, 71, 1913-1920.
14. Viola, P., i Jones, M. (2004). Robust real-time object detection. *International Journal of Computer Vision* , 57 (2), 137-154.
15. Weka 3: Data Mining Software in Java. (The University of Waikato) Preuzeto 23. ožujka 2012 iz <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>
16. Zhang, Z. (1999). Feature-Based Facial Expression Recognition: Sensitivity Analysis and Experiments with A Multilayer Perceptron. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Interlligence*, 13(6), 893-911.
17. Zhang, Y., Ji, Q., Zhu, Z., i Yi, B. (10. listopad 2008). Dynamic Facial Expression Analysis and Synthesis With MPEG-4 Facial Animation Parameters. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 18(10), 1-15.



HVALA NA PAŽNJI !!