

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ELEKTROTEHNIKE I RAČUNARSTVA

DIPLOMSKI RAD br. 239

**AUTOMATSKA KLASIFIKACIJA
DISKRETNIH EMOCIONALNIH STANJA NA
OSNOVU AKUSTIČKIH ZNAČAJKI
GOVORA**

Miłosz Chmura

Zagreb, lipanj 2011.

<IZVORNIK>

Zahvaljujem Martini,

za njezin sluh.

Sadržaj

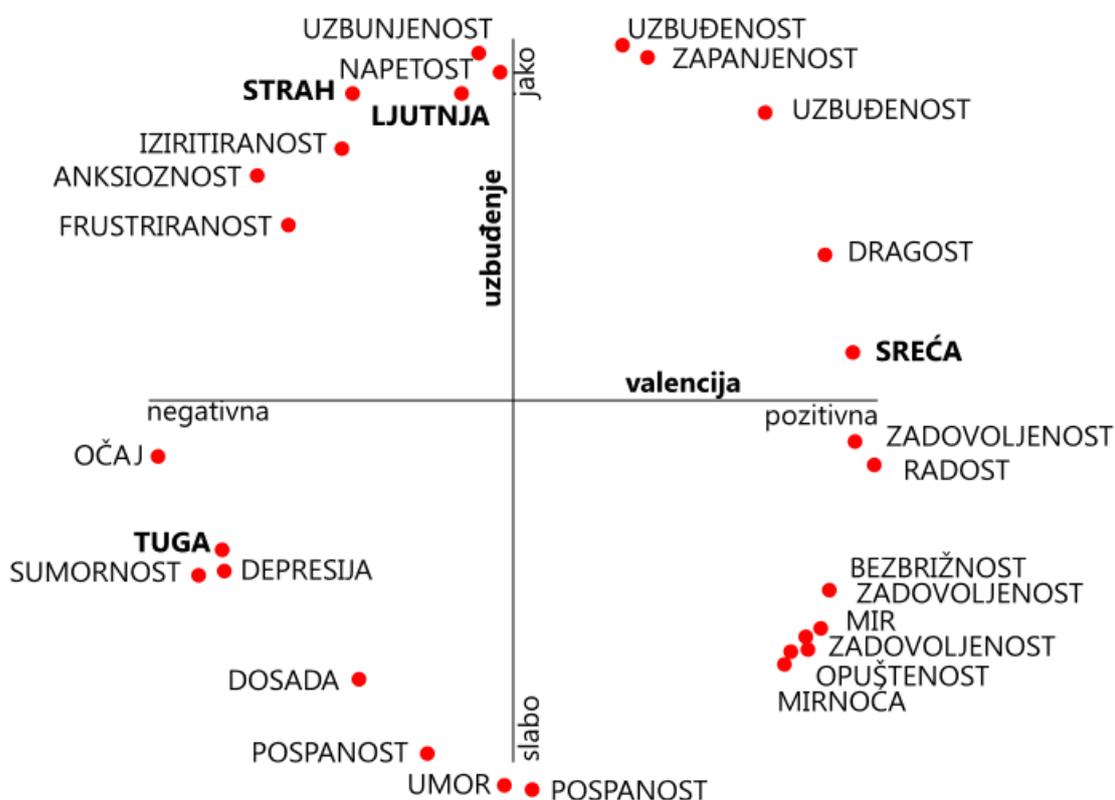
1.	Uvod.....	1
1.1	Postavljanje problema i pristup njegovom rješavanju.....	2
1.2	Teoretska pozadina korištenih klasifikatora	3
1.2.1	Klasifikator HMM	3
1.2.2	Klasifikator GMM	6
2.	Opis sustava	8
2.1	Općenito o sustavima za automatsko prepoznavanje	8
2.2	Izgrađeni sustav.....	9
3.	Korpus hrvatskog emocionalnog govora	11
3.1	Skupljanje	11
3.2	Normalizacija.....	13
3.3	Anotacija	14
3.4	Rezultat	15
4.	Priprema podataka	17
4.1	Priprema anotacijske datoteke i podjela skupova.....	17
4.2	Izvlačenje svih značajki.....	19
4.3	Odabir relevantnih značajki	23
4.4	Spremanje značajki	26
4.4.1	Spremanje značajki za HMM.....	26
4.4.2	Spremanje značajki za GMM	27
5.	Treniranje i testiranje	28
5.1	Treniranje i testiranje pomoću HMM-a	28
5.1.1	Priprema podataka	29
5.1.2	Treniranje.....	30

5.1.3	Testiranje	33
5.2	Treniranje i testiranje pomoću GMM-a	37
5.2.1	Priprema podataka	37
5.2.2	Treniranje.....	38
5.2.3	Testiranje	39
6.	Rezultati	40
6.1	Implementacija.....	40
6.2	Prikaz rezultata.....	42
6.2.1	Najbolji postignuti rezultat za HMM.....	42
6.2.2	Najbolji postignuti rezultat za GMM.....	44
7.	Zaključak	46
8.	Literatura	47
9.	Dodatak A: Rezultati prepoznavanja za razne parametre	49

1. Uvod

Emocija je kompleksno psihofiziološko iskustvo stanja uma pojedinog individualca koje je podložno interakcijama s biokemijskim (unutarnjim) i okolinskim (vanjskim) utjecajima. Emocija se može povezati s temperamentom, osobnošću, raspoloženjem i motivacijom [1].

Postoji više klasifikacija emocija te više desetaka diskretnih emocionalnih stanja. Tema emocija je veoma kompleksna i usko povezana sa psihologijom. Jedan od načina prikaza emocije je dvodimenzionalan graf u kojem horizontalna os predstavlja uzbuđenost, a vertikalna valenciju. Primjeri nekoliko emocija prikazani su na slici *Slika 1*.



Slika 1: Prikaz emocija u ovisnosti o valenciji i uzbuđenju

Temom automatskog prepoznavanja emocija na temelju govora prvi se ozbiljno počeo baviti Klaus Scherer, koji u svojim radu iz 1996. godine, opisuje, između ostalog, značajke govora koje utječu na određivanje diskretnog stanja emocije u ljudskom glasu. Međutim, tek nedavno počelo se posvećivati veću pažnju toj temi. Za hrvatski jezik ne postoji automatski klasifikator emocija.

Jedan od većih problema kod izgradnje automatskog sustava za prepoznavanje emocije je skupljanje korpusa emocija. Ovo nije jednostavan zadatak jer je teško pronaći snimke stvarnih emocija, a da su dobre kvalitete. Dodatno, postoji problem označavanja skupljenog korpusa jer često u govoru čovjek izražava više emocija s drugačijim intenzitetima što je praktički nemoguće označiti sa stopostotnom sigurnošću.

Drugi problem kod prepoznavanja emocija su međukulturalne razlike u ekspresiji emocija te često nemogućnost primjene gotovih rješenja iz drugih jezičnih korpusa za izgradnju sustava za neki jezik. Kao primjer može poslužiti *Slika 1* u kojoj su prevedene emocije s engleskog jezika, a u kojoj se ponavlja emocija *Zadovoljenost*.

Napokon, treći važan problem je samo izvlačenje značajki jer, iako postoji puno istraženih značajki, one često ne opisuju dovoljno emociju koju treba prepoznati.

1.1 Postavljanje problema i pristup njegovom rješavanju

Cilj diplomskog rada je da se istraži te izgradi automatski sustav za klasifikaciju diskretnih emocionalnih stanja na osnovu akustičkih značajki govora. Emocionalna stanja koja se klasificiraju su: ljutnja, strah, tuga, sreća i neutralno stanje.

Ovaj diplomski rad se nadovezuje na predmet Projekt s temom *Korpus hrvatskog emocionalnog govora*, a paralelan je drugom diplomskom radu Antionija Kolaka s temom *Automatska klasifikacija diskretnih emocionalnih stanja na osnovu lingvističkih značajki govora*.

U ovom radu pažnja je posvećena klasifikatorima *HMM* i *GMM* koji su detaljno predstavljeni u sljedećem poglavlju.

Većina koda napravljena je u *Matlab* okruženju iz kojeg se preko komandne linije kontrolira izvođenje drugih korištenih okruženja.

Dodatno, koristi se: (i) *Weka* (eng. *Waikato Environment for Knowledge Analysis*) okruženje implementirano u *Javi*, koje je poslužilo za vizualizaciju i odabir najboljih značajki, (ii) *perl* interpreter, (iii) *HTK* (eng. *HMM Toolkit*) okruženje koje je poslužilo za treniranje i testiranje *HMM* klasifikatora.

Od velike pomoći bio je i *Notepad++* alat u kojem su se, između ostalog, upotrijebili regularni izrazi za izradu anotacijske datoteke u odgovarajućem formatu.

1.2 Teoretska pozadina korištenih klasifikatora

U ovom su radu istražena i korištena dva klasifikatora: skriveni Markovljevi modeli (eng. *Hidden Markov Models* - *HMM*) i mješoviti Gaussovi modeli (eng. *Gaussian Mixture Models* - *GMM*) koja su detaljno objašnjena u nastavku.

Glavna razlika između tih klasifikatora je da *HMM* sadrži vremensku dinamiku, dok je *GMM* statičan.

1.2.1 Klasifikator *HMM*

U općenitom slučaju Markovljev model je automat s konačnim brojem stanja gdje se prijelazi iz stanja i u stanje j događaju u vremenskim koracima t s vjerojatnošću a_{ij} . Svaki prijelaz popraćen je opservacijom o_t nastalom iz gustoće vjerojatnosti $b_j(o_t)$ [2].

Ukupna vjerodostojnost da je niz opservacija O generiran prolaskom modela M kroz niz stanja X se definira kao:

$$P(O, X | M) = a_{12}b_2(o_1)a_{22}b_2(o_2) \dots a_{n-1n}b_n(o_n) \quad (1)$$

gdje je n ukupan broj opservacija. Budući da prijelaz stanja X nije poznat, radi se o skrivenom Markovljevom modelu u kojem se vjerodostojnost računa prema:

$$P(O | M) = \sum_X a_{x(0)x(1)} \prod_{t=1}^T b_{x(t)}(o_t) a_{x(t)x(t+1)} \quad (2)$$

gdje je $x(0)$ ulazno stanje, $x(T + 1)$ je izlazno stanje, a $b_j(o_t)$ se definira kao:

$$b_j(o_t) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^D |\Sigma_j|}} e^{-\frac{1}{2}(o_t - \mu_j)' \Sigma_j^{-1} (o_t - \mu_j)} \quad (3)$$

gdje je D dimenzija opservacije o_t , μ_j je srednji vektor, a Σ_j je kovarijancijska matrica koju, zbog toga što su nepoznati prijelazi, nije moguće izračunati standardnim formulama.

Izraz (2) može se pojednostaviti ako se aproksimira vjerodostojnost s najvjerojatnijim nizom stanja:

$$\hat{P}(O | M) = \max_X \{ a_{x(0)x(1)} \prod_{t=1}^T b_{x(t)}(o_t) a_{x(t)x(t+1)} \} \quad (4)$$

i dozvoli da skup modela M_i odgovara skupu razreda r_i :

$$P(O | r_i) = P(O | M_i) \quad (5)$$

Zadatak treniranja HMM-a je za zadani skup sekvenci opservacija pronaći najbolji skup prijelaza $\{a_{ij}\}$ i gustoća vjerojatnosti $\{b_j(o_t)\}$. Treniranje se svodi na prilagodbu algoritma maksimalne vjerojatnosti (eng. *Maximum likelihood – ML*) na način da estimira parametre HMM-a za skup sekvenci opservacija. Jedan od efikasnih algoritama za tu svrhu je *Baum-Welch* algoritam koji je primjer unaprijed-unazad (eng. *forward-backward*) algoritma. Taj algoritam je zapravo poseban slučaj

algoritma maksimizacije očekivanja (eng. *Expectation-Maximization – EM*) koji će biti opisan u sljedećem potpoglavlju.

Zadatak treniranja HMM-a može se podijeliti na dva koraka: (i) inicijalizacija modela, (ii) višestruka reestimacija modela.

Za inicijalizaciju modela prvo se opservacijski vektori dijele jednoliko među stanjima i računa se početni srednji vektor i kovarijancijska matrica pomoću standardnih formula. Nakon toga, primjenjuje se *Viterbijev* algoritam kojemu je zadatak izračun niza stanja s najvećom vjerojatnošću prema kojemu se dodjeljuju opservacijska stanja. U ovom koraku događa se pomak srednjeg vektora i kovarijancijske matrice te ostalih parametara. Prethodni korak ponavlja se dok estimacija parametara ne konvergira.

Nakon inicijalizacije modela provodi se višestruka reestimacija modela pomoću Baum-Welch algoritma.

Zadatak prepoznavanja ili dekodiranja je odabir modela koji daje najveću vjerodostojnost za dani niz opservacija. Ovaj zadatak može se provesti pomoću unaprijed-unazad algoritma ili Viterbijevog algoritma koji radi prepoznavanje na temelju maksimalne vjerodostojnosti optimalnog puta. Viterbijev algoritam je bolji od unaprijed-unazad algoritma jer se izvodi puno brže.

1.2.2 Klasifikator GMM

Mješoviti Gaussov model (GMM) je parametarska funkcija gustoće vjerojatnosti sačinjena od sume otežanih Gaussovih komponenata gustoće [4]. Parametri GMM-a se mogu estimirati na temelju podataka za treniranje koristeći iterativni EM. GMM se može prikazati pomoću sljedeće formule:

$$p(x | \lambda) = \sum_{j=1}^M w_j g_j(x) \quad (6)$$

gdje je x D -dimenzionalan vektor značajki, w_j , $j = 1, \dots, M$ su težinski faktori čija je suma jednaka 1, a $g_j(x)$, $j = 1, \dots, M$ su Gaussove komponente gustoće definirane pomoću sljedeće formule:

$$g_j(x) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\Sigma_j|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu_j)' \Sigma_j^{-1} (x-\mu_j)} \quad (7)$$

gdje je μ_j srednji vektor, a Σ_j je kovarijancijska matrica.

Parametar λ predstavlja skup težinskih vektora, srednjih vektora te kovarijancijskih matrica koje je potrebno pronaći:

$$\lambda = \{w_j, \mu_j, \Sigma_j\} \quad j = 1, \dots, M \quad (8)$$

Postoji više varijanti GMM-a u kojima kovarijancijske matrice mogu biti punog ranga ili dijagonalne, a parametri se mogu dijeliti ili vezati između Gaussovih komponenata. Izbor odgovarajuće varijante ovisi o količini dostupnih podataka za treniranje.

Kod GMM-a ulazni podaci nisu označeni te se može reći da su razredi skriveni. Razredi se određuju tijekom treniranja u kojem je jedino zadan njihov broj.

GMM se može promatrati kao HMM sa samo jednim stanjem i mješovitom Gaussovom gustoćom opservacije (eng. *Gaussian mixture observation density*) ili

kao HMM s ergodičnom Gaussovom opservacijom (eng. *ergodic Gaussian observation*) koji ima fiksirane i jednake vjerojatnosti prijelaza.

Treniranje se provodi na način da se odredi skup parametara λ koji se na najbolji način poklapaju s distribucijom vektora za treniranje. Najpoznatija metoda treniranja GMM-a je algoritam ML. Za skup T vektora za treniranje $X = \{x_1, \dots, x_T\}$ računaju se parametri na način da se maksimizira najveća vjerodostojnost:

$$p(X | \lambda) = \prod_{t=1}^T p(x_t | \lambda) \quad (9)$$

Zbog nelinearnosti funkcije parametara λ direktna maksimizacija nije moguća te se izračun provodi iterativnim EM algoritmom.

Osnovna ideja EM algoritma je da se postavi početni model λ te da se svakom iteracijom dobije novi model $\bar{\lambda}$ tako da vrijedi:

$$p(X | \bar{\lambda}) \geq p(X | \lambda) \quad (10)$$

Postupak se ponavlja sve dok se ne dosegne zadani konvergencijski prag.

2. Opis sustava

2.1 Općenito o sustavima za automatsko prepoznavanje

Općenito, izgradnja sustava za automatsko prepoznavanje može se podijeliti na sljedeće korake:

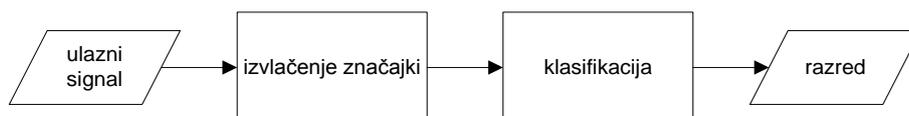
1. skupljanje podataka
2. izvlačenje značajki
3. odabir najboljih značajki
4. odabir klasifikatora
5. treniranje sustava
6. testiranje sustava

Bitno je napomenuti da je izuzetno važno da se pronađu dobre značajke koje će biti ulaz za klasifikator kojim će se trenirati sustav za prepoznavanje. Drugim riječima, ako ulazne značajke nisu dovoljno dobre nije moguće istrenirati sustav nijednim klasifikatorom.

Sustav za automatsko prepoznavanje može se tada podijeliti na sljedeće korake u kojima je svaka točka ulaz za sljedeću točku, osim zadnje:

1. ulazni signal
2. izvlačenje odabranih značajki
3. klasifikator
4. prepoznati razred

Shema *Shema 1* sustava za automatsko prepoznavanje prikazana je u nastavku.



Shema 1: Sustav za automatsko prepoznavanje

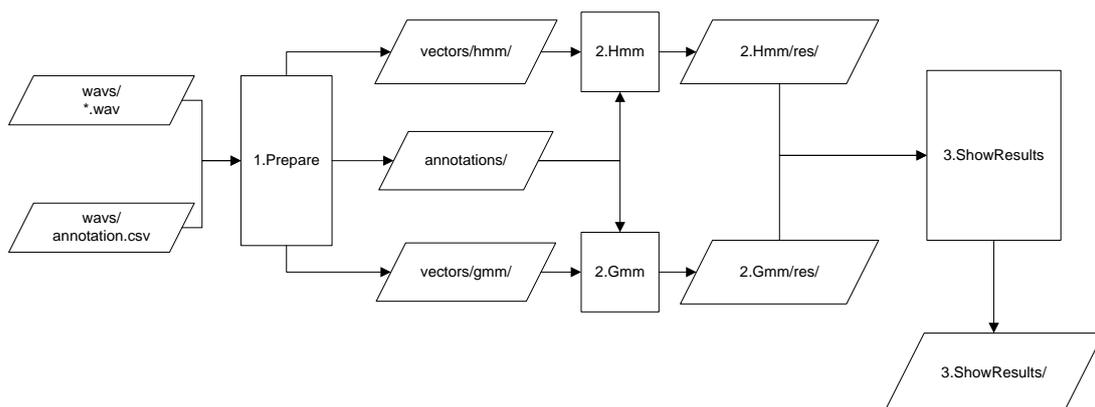
2.2 Izgrađeni sustav

U ovom radu razmatra se sustav za istraživanje utjecaja različitih značajki na točnost prepoznavanja korištenjem HMM-a i GMM-a. Izgrađeni sustav se može podijeliti na nekoliko osnovnih modula:

- `1.Prepare` – služi za podjelu korpusa na skup za treniranje i testiranje te izvlačenje značajki
- `2.Hmm` – primjenjuje treniranje i testiranje pomoću HTK alata koji implementira HMM
- `2.Gmm` – primjenjuje treniranje i testiranje u Matlabu pomoću EM algoritma koji implementira GMM
- `3.ShowResults` – učitava sve rezultate treniranja i testiranja te prikazuje i stvara datoteku sa svim rezultatima

Dodatno, u sustavu postoje sljedeći folderi za izvorne i rezultatne podatke:

- `wavs/` – sadrži sve `.wav` datoteke zajedno s anotacijskom `.csv` datotekom
- `annotations/` – sadrži podfoldere s različitim môdom podjele *Korpusa Emocionalnog Govora (KEG)* na skup za treniranje i testiranje
- `vectors/hmm/` – sadrži podfoldere s različitim môdovima u kojima se nalaze svi vektori koji se koriste za treniranje i testiranje pomoću HMM-a
- `vectors/gmm/` – sadrži podfoldere s različitim môdovima u kojima se nalaze svi vektori koje se koriste za treniranje i testiranje pomoću GMM-a
- `2.Hmm/res/` – sadrži podfoldere s različitim môdovima u kojima se nalazi istrenirani modeli HMM-a te rezultati treniranja i testiranja
- `2.Gmm/res/` – sadrži podfoldere s različitim môdovima u kojima se nalaze istrenirani modeli GMM-a te rezultati treniranja i testiranja



Shema 2: Sustav za istraživanje utjecaja različitih značajki na točnost prepoznavanja

Izgrađen sustav prikazan je u shemi *Shema 2* sustava.

Priprema podataka izvodi se u modulu *1.Prepare*. Prvo se stvaraju anotacijske datoteke u kojima su sadržani podaci za skupove za treniranje i testiranje. Ti skupovi imaju različitu podjelu u ovisnosti o môdu podjele.

Nakon toga se izvlače značajke iz izvornih datoteka te ih se sprema u *vectors/* folder. Tako stvoreni vektori su različiti ovisno o môdu izvlačenja značajki. Dodatno, od izvučenih značajki biraju se samo odabrane.

Pomoću *2.Hmm* modula trenira se i testira klasifikator za svaki môd podjele i svaki môd izvlačenja značajki te ih se sprema u *2.Hmm/res* folder. Budući da se u klasifikatoru mogu podesiti parametri njegovi su rezultati različiti. Ti parametri formiraju novi môd HMM-a.

Pomoću *2.Gmm* modula trenira se i testira klasifikator za svaki môd podjele i svaki môd izvlačenja značajki te ih se sprema u *2.Gmm/res* folder. U ovom klasifikatoru ne mogu se podesiti dodatni parametri i zbog toga ne postoji môd GMM-a.

U sljedećim poglavljima opisan je sustav u sljedećem redosljedu: (i) korpus hrvatskog emocionalnog govora, (ii) priprema podataka, (iii) treniranje i testiranje, (iv) rezultati.

3. Korpus hrvatskog emocionalnog govora

Prva stvar bez kojeg ovaj rad ne bi imao smisla je korpus hrvatskog emocionalnog govora koji je napravljen u okviru predmeta Projekt 2010. godine. To je prvi takav korpus za hrvatski jezik. U ovom poglavlju opisan je proces skupljanja i anotiranja korpusa.

3.1 Skupljanje

Općenito postoji par načina na koji se mogu skupiti snimke emocija. Prvi način je da se snimi inducirane emocije pobuđene specijaliziranim psihološkim testovima razvijenim u te svrhe koje ne moraju biti nužno poznate sudionicima. Na primjer, mogu se organizirati kompjuterske igraonice u kojima sudionici ne znaju pravu svrhu okupljanja te ne znaju da su snimani. U takvoj igraonici može se utjecati na igru sudionika te na taj način kod njih izazvati različite emocije. Drugi način je da se snime glumljene emocije, čiji scenarij je psihološki isprofiliran za pojedinu emociju, a s time da su sudionici profesionalni glumci koji su plaćeni za svoj rad. Treći način je da se pronađu i prikupe stvarne i glumljene emocije iz snimaka koje već postoje u masovnim medijima npr. iz serija, filmova, *reality showova* te općenito s internetskih stranica koje nude video sadržaje.

Svaki opisani pristup ima svoje prednosti i nedostatke – teško je snimiti stvarne emocije s visokom kvalitetom zvuka, a emocije snimljene u studiju nisu prirodno izazvane. Često su u sličnim projektima sudjeluju profesionalni glumci, a emocije su snimljene u studiju.

Skupljanje emocija za KEG se provelo na treći način. Jedan dio korpusa sačinjavaju emocije skupljene s Interneta, većinom iz *reality showova*, ali također i iz dokumentaraca – zovu se *stvarne emocije*. Drugi dio korpusa sačinjavaju emocije skupljene iz hrvatskih filmova, serija i audio priča – zovu se *glumljene emocije*.

Tijekom skupljanja snimaka pazilo se na dvije bitne stvari: (i) samo jedna osoba morala je biti prisutna na snimci tijekom ekspresije jedne emocije, (ii) pozadinski zvukovi i šum morao je biti sveden na minimum. Ovo je vodilo do situacija u kojima se od jednog sata materijala dobivalo samo oko dvije minute snimaka emocija.

Kod glumljenih emocija pronađene snimke su bile visoke kvalitete, ali glavni problem je izazivala pozadinska glazba koja se često pojavljivala tijekom izražavanja emocije. S druge strane kod stvarnih emocija iz *reality showova* pronađene snimke su često bile jako niske kvalitete te je bilo teško pronaći fragmente u kojima je samo jedan glas bio prisutan.

Zaključno, u korištenom korpusu u ovom radu stvarne emocije imaju lošu kvalitetu zvuka, ali su istinito izazvane, dok glumljene emocije imaju visoku kvalitetu zvuka, ali su umjetno izazvane.

Korpus se sastoji od pet diskretnih emocionalnih stanja: ljutnja, strah, tuga, sreća i neutralno stanje. Osim emocionalnog stanja svaka snimka ima označen spol (muški/ženski), ekspresiju emocije (stvarna/glumljena), dob (dijete/adolescent/odrasla osoba), identifikaciju govornika te dodatno transkripciju koja uključuje i posebne zvukove poput smijeha, plača, zastajkivanja i zamuckivanja.

Tijekom skupljanja skupljači su odmah subjektivno ocjenjivali u koju diskretnu emociju pripada neka snimka. Takva ocjena bila je, naravno, kontekstno ovisna o prethodnim i sljedećim dijelovima snimke te video sadržaju, ako je takav sadržaj pratio snimku. Dodatni problem skupljači su imali kod procjene intenziteta skupljene emocije.

Prikupljeno je ukupno 674 audio snimaka od ukupnog trajanja 52min i 32s čija se detaljna statistika može pogledati u tablici *Tablica 1*. Iz te tablice može se primijetiti kako se broj skupljenih snimaka te ukupno trajanje za svaki razred bitno razlikuje što može stvarati potencijalni problem za treniranje klasifikatora.

Tablica 1: Statistika KEG-a prije ocjenjivanja

		Emocije					Ukupno
		Ljutnja	Strah	Tuga	Sreća	Neutralno	
<i>Broj snimaka</i>		287	72	105	145	65	674
<i>Trajanje [mm:ss]</i>		16:48	4:56	10:33	8:31	11:44	52:32
<i>Prosječno trajanje snimke [s]</i>		3.51	4.12	6.03	3.52	10.82	4.68
<i>Spol</i>	<i>Muški</i>	157	19	28	53	38	295
	<i>Ženski</i>	130	53	77	92	27	379
<i>Dob</i>	<i>Dijete</i>	3	22	2	9	3	39
	<i>Adolescent</i>	2	0	0	1	0	3
	<i>Odrasla osoba</i>	282	50	103	135	62	632
<i>Ekspresija emocije</i>	<i>Stvarna</i>	145	13	50	77	46	331
	<i>Glumljena</i>	142	59	55	68	19	343

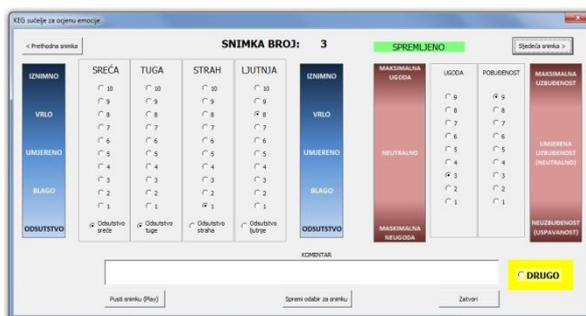
3.2 Normalizacija

Prikupljene snimke potrebno je bilo normalizirati. Za tu svrhu napravljena je Matlab skripta `normalizeWavs.m` koja se stavlja u folder s audio snimkama te se pokretanjem izvršava normalizacija svih `.wav` datoteka u tom folderu.

Rezultat normalizacije su snimke sa sljedećim parametrima: `fs=11025, mono, 16bit`.

3.3 Anotacija

Slično kao i u drugim radovima, KEG je bio anotiran od strane osoba koje nisu skupljale snimke. U okviru ovih diplomskih radova koristila se *Excel* aplikacija koju je napravio kolega Antonio Kolak. Aplikacija je olakšavala ispitavačima odabir detaljne ocjene neke snimke. Aplikacija se može vidjeti na slici *Slika 2*.



Slika 2: Excel aplikacija za ocjenjivanje KEG-a

Snimke je anotiralo petoro studenata diplomskih studija: dva sa psihologije, dva s FER-a i jedan s medicine. Studenti su bili plaćeni za svoj rad, a prosječno vrijeme anotiranja cijelog korpusa iznosilo je 15 sati.

Svaki od ispitanika je dobio cijeli korpus zajedno s Excel aplikacijom tako da je svatko imao drugačiji slučajni redoslijed snimaka koji je preslušavao i ocjenjivao. Ispitanici su ocjenjivali i diskretna i kontinuirana stanja emocija, a imali su i mogućnost komentara pojedine snimke u slučaju problema s ocjenjivanjem.

Nakon anotacije odbačeno je nekoliko snimaka korpusa ili zbog loše kvalitete snimke ili zbog nepodudaranja ocjenjivača i prikupljača u odluci o kojoj emociji se radi.

3.4 Rezultat

Nakon ocjene korpusa sve `.wav` snimke su numerirane rednim brojem te je stvorena anotacijska datoteka `annotations.csv` za cijeli korpus koja je formata `.csv` (eng. *comma seperated values*). Njezini retci su u formatu:

```
$nazivDatoteke, $spol, $dob, $idGovornika, $idGovornikaSpol,  
$ekspresija, $emocija
```

gdje je:

- `$nazivDatoteke` – naziv datoteke, npr. `1.wav`
- `$spol` – spol s vrijednostima: `male`, `female`
- `$dob` – dob s vrijednostima: `child`, `adolescent`, `adult`
- `$idGovornika` – identifikator govornika, npr. `1`
- `$idGovornikaSpol` – identifikator govornika posebno za ženski i za muški spol, npr. `2`
- `$ekspresija` – ekspresija emocije s vrijednostima: `real`, `acted`
- `$emocija` – emocija s vrijednostima: `anger`, `fear`, `sadness`, `happiness`, `neutral`, `?` (nepoznato)

Primjer početka sadržaja anotacijske datoteke je:

```
116.wav,male,adult,29,29,acted,anger  
117.wav,male,child,30,30,acted,?
```

Anotacijska datoteka zajedno sa svim snimkama nalazi se u folderu `wavs/` koju koristi modul `1.Prepare`. Taj modul je detaljno opisan u sljedećem poglavlju.

Tablica 2: Statistika KEG-a nakon ocjenjivanja

		Emocije					
		Ljutnja	Strah	Tuga	Sreća	Neutralno	Ukupno
<i>Broj snimaka</i>		231	33	83	77	72	496
<i>Trajanje [mm:ss]</i>		13:27	2:26	8:57	5:27	10:59	41:16
<i>Prosječno trajanje snimke [s]</i>		3.49	4.43	6.47	4.24	9.15	3.67
<i>Spol</i>	<i>Muški</i>	133	7	16	25	43	224
	<i>Ženski</i>	198	26	67	52	29	272
<i>Dob</i>	<i>Dijete</i>	2	14	1	10	1	28
	<i>Adolescent</i>	2	0	0	1	0	3
	<i>Odrasla osoba</i>	227	19	82	66	71	465
<i>Ekspresija emocije</i>	<i>Stvarna</i>	105	3	44	34	61	247
	<i>Glumljena</i>	126	30	39	43	11	249

4. Priprema podataka

Prije treniranja i testiranja oba klasifikatora potrebno je napraviti pripremne korake:

1. pripremiti anotacijske datoteke za različite mōdove podjele skupova za treniranje i testiranje
2. izvući sve značajke
3. odabrati samo relevantne značajke
4. spremite značajke u odgovarajući format za HMM i GMM

Svi ti koraci implementirani su preko Matlab skripti u folderu `1.Prepare/`, a pozivom skripte `start.m` odvija se cijelokupni proces pripreme i spremanja: (i) različitih anotacijskih datoteka, (ii) različitih značajki dobivenih podešavanjem raznih parametara.

4.1 Priprema anotacijske datoteke i podjela skupova

Prije same podjele skupova potrebno je datoteku `.csv` učitati u Matlab što se provodi pomoću skripte `[L classNames]=getAnnotations(filename)` koja kao ulaz prima ime datoteke `filename`, a kao izlaz vraća matricu anotacija `L` i listu razreda ili emocija `classNames`. Tijekom učitavanja ignoriraju se razredi koji nisu definirani, tj. njihova vrijednost je znak upitnika ili `?`.

Matrica anotacija `L` sadrži 7 matrica koje redom odgovaraju vrijednostima iz `.csv` datoteke opisanim u prethodnom poglavlju: `L{1}` – imena `.wav` datotka, `L{2}` – spol, `L{3}` – dob, `L{4}` – identifikacija govornika, `L{5}` – identifikacija govornika po spolu, `L{6}` – ekspresija emocije, `L{7}` – ime razreda.

Nakon učitane matrice svih anotacija `L` ona se sprema kao `.mat` matlab datoteka `annotations.mat` u folder `annotations/`.

Sada moguće je pozvati skriptu

```
[Ltr Lts]=splitAndSaveAnnotations(L, annotationDir, splitMode, ratio)
```

koja kao parametre uzima: `L`, folder `annotationDir` u koji će se spremiti varijable `Ltr` i `Lts`, môd dijeljenja skupova na treniranje i testiranje `splitMode` te omjer podjele skupova `ratio`. Skripta vraća matrice `Ltr` i `Lts`.

Matrica `Ltr` je iste strukture kao `L`, ali sadrži samo podatke za treniranje. Slično, matrica `Lts` je iste strukture kao `L`, ali sadrži samo podatke za testiranje.

Omjer podjele skupova predstavlja postotak zapisan kao broj od 0 do 1, koji govori koliko posto od svakog razreda će se dodati skupu za treniranje; ostali dio ide skupu za testiranje. Na primjer, ako je `ratio=0.9` tada se 90% od svakog razreda, koji se nalazi u cijelom skupu odabranom u môdu dijeljenja podataka, sprema u skup za treniranje, a ostali podatci iz tog odabranog skupa spremaju se u skup za testiranje.

Môdovi podjele skupova mogu imati sljedeće vrijednosti:

0. svi podaci
1. samo stvarne emocije
2. samo glumljene emocije
3. samo muškarci
4. samo žene
5. samo muškarci s glumljenim emocijama
6. samo muškarci sa stvarnim emocijama
7. samo žene s glumljenim emocijama
8. samo žene sa stvarnim emocijama

Cijeli prethodno opisani proces izvodi se pozivom funkcije

```
L=runAnnotationsProcess(ratio, $mode)
```

 koja kao parametre prima omjer `ratio` i `$mode` varijablu koja služi za generiranje foldera s anotacijama za zadani omjer. Varijabla `$mode` je korisna ako se želi izgenerirati anotacije za više različitih omjera

jer omogućava da se izlazne matrice anotacija `Ltr` i `Lts` sprema u posebnim folderima. Izlaz te funkcije je matrica svih anotacija `L`.

4.2 Izvlačenje svih značajki

Nakon pripreme anotacijskih datoteka potrebno je izvući i odabrati značajke koje će se spremiti u odgovarajućem formatu za HMM i GMM. Svi ti koraci su implementirani u skripti

```
runFeaturesProcess(L,wintime,hoptime,dropFrameTresh,vecwintime,  
vechoptime,isNorm,$mode) koja kao parametre prima L, varijablu $mode koja služi  
za generiranje foldera s rezultatnim vektorima te ostale parametre koji će biti  
opisani naknadno.
```

Prvi korak skripte `runFeaturesProcess.m` je izvlačenje značajki pomoću skripte `getFeatures.m` te pomoću skripte `saveARFF.m` spremanje svih vektora u jednu `.arff` (eng. *Attribute-Relation File Format*) datoteku pogodnu za Weka okruženje.

Skripta

```
[VECALL LALL attributes droppedFrames] =  
getFeatures(annotations,wavDir,saveDir,targetType,wintime,hoptime,  
dropFrameTresh,vecwintime,vechoptime,isNorm)
```

kao parametre prima matricu svih anotacija `annotations`, folder u kojem se nalaze izvorne audio snimke `wavDir`, folder u koji će se spremiti vektori značajki `saveDir`, tip spremanja vektora značajki `targetType`, trajanje prozora [s] `wintime`, pomak prozora [s] `hoptime`, prag odbacivanja prozora `dropFrameTresh`, trajanje prozora vektora [s] `vecwintime`, pomak prozora vektora [s] `vechoptime` te da li se ulazni podaci normaliziraju prije izvlačenja `isNorm`. Skripta vraća matricu `VECALL` svih izvučenih vektora koji su spremljeni kao stupci, a dobiveni su iz izvornih audio snimaka, listu naziva razreda `LALL` koja predstavlja svaki stupac matrice `VECALL` te listu naziva svih atributa ili značajki `attributes` koji su korišteni u matrici `VECALL`.

Način rada izvlačenja značajki koji je zajednički za HMM i GMM temelji se na radu [5], a njegov postupak je sljedeći:

1. učitava se cijela snimka u vektor `wav`
2. ako je postavljena normalizacija, normalizira se `wav` na $(-1, 1)$
3. kroz cijelu snimku prođe se prozorom `frame` zadane širine `wintime` i zadanim pomakom `hoptime` te se za taj prozor izvuku 4 osnovne značajke i 12 MFCC koeficijenata:
 - a. Energija – računa se pomoću standardne formule za energiju; u Matlabu `energy=sum(abs(frame).^2)`
 - b. Snaga u dB – računa se pomoću standardne formule za snagu; u Matlabu: `log(energy/winframe)`
 - c. Učestalost prolaska kroz nulu – računa se na način da se izbroji koliko puta je signal prošao kroz nulu. Implementirano je u skripti `ZCR=getZcr(frame)`
 - d. Visina glasa (eng. *pitch*) – računa se na način da se za zadani prozor provede keprstralna analiza te se na temelju visoko-vremenskog dijela (eng. *Hight Time Part – HTP*) određuje je li glas zvučan. Ako je zvučan određuje se koliko iznosi frekvencija titranja glasnica. Implementirano je u skripti `getPitch.m` [6]
 - e. 12 koeficijenata *MFCC* (eng. *Mel-frequency cepstral coefficients*) – računa se na način da se za zadani prozor provede keprstralna analiza s korištenjem *mel* skale. Implementirano je u skripti `melff.m` [7]
4. Odbacuju se svi izračunati vektori kojima je energija manja od zadanog praga `dropFrameTresh`
5. Za značajke: energija, snaga u dB, učestalost prolazka kroz nulu i visina glasa računaju se njihovi iznosi u frekvencijskoj domeni pomoću diskretne Fourierove transformacije (standardna skripta `fft.m`)
6. Na taj način dobivamo 12 MFCC koeficijenata te još 8 osnovnih značajki (4 u vremenskoj domeni i 4 u frekvencijskoj domeni). Vektore tih značajki možemo smatrati kao 20-dimenzionalni signal nad kojim se provodi slična

analiza prolaska prozora kroz signal opisana u 3. koraku, tj. nad cijelim signalom prođe se prozorom zadane širine `vecwintime` i zadanim pomakom `vecwinhop` te se za taj prozor izvuku sljedeće statističke značajke:

- a. za 8 osnovnih značajki izračuna se
 - i. prosječna vrijednost – računa se pomoću standardne formule za prosjek; u Matlabu `mean(frame)`
 - ii. maksimalna vrijednost – računa se pomoću standardne formule; u Matlabu `max(frame)`
 - iii. minimalna vrijednost – računa se pomoću standardne formule; u Matlabu `min(frame)`
 - iv. raspon vrijednosti – računa se pomoću standardne formule; u Matlabu `max(frame)-min(frame)`
 - v. median – računa se pomoću standardne formule za median; u Matlabu `median(frame)`
 - vi. standardna devijacija – računa se pomoću standardne formule za devijaciju; u Matlabu `std(frame)`
 - vii. varijanca – računa se pomoću standardne formule za varijancu; u Matlabu `var(frame)`
 - viii. stopa promjene – računa se kao prosjek apsolutne razlike; u Matlabu `mean(abs(diff(frame)))`
- b. za 12 MFCC koeficijenata računa se samo njihove prosječne vrijednosti

Iz dobivene matrice značajki `VEC` potrebno je nulirati sve vrijednosti `-INF`, `+INF` i `NaN` kako te vrijednosti vektora ne bi ometale rad klasifikatora.

Izvučena matrica vektora `VEC` za jednu snimku sprema se u matricu `VECALL` zajedničku svim snimkama te se opisani postupak ponavlja za sve zadane snimke.

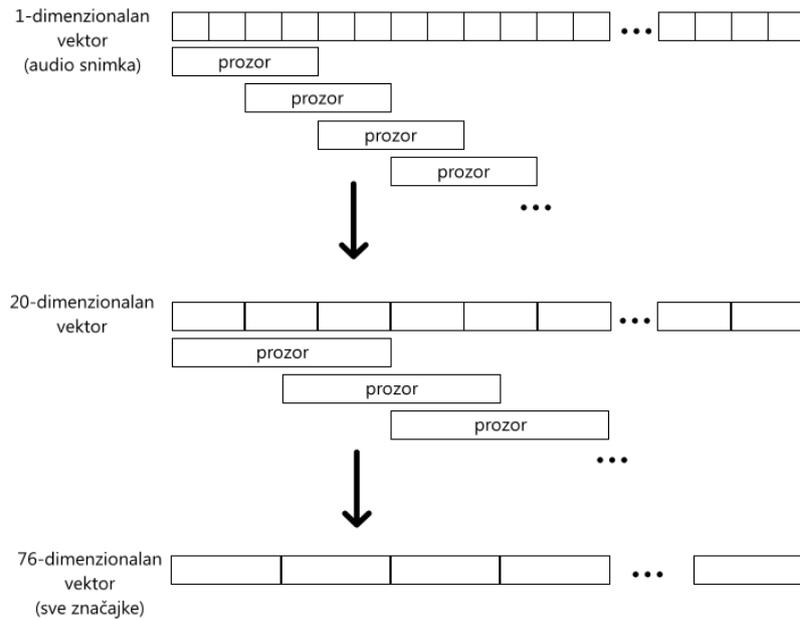
Izvlačenje značajki za HMM i GMM odvija se posebno te je za GMM to poseban slučaj izvlačenja značajki za HMM u kojem je prozor vektora veličine trajanja cijele snimke.

Dodatno, u skripti `getFeatures.m` uz matricu vektora `VECALL` spremaju se i nazivi razreda `LALL` za klasifikaciju svakog od vektora iz `VECALL`.

Na kraju, matrica `VEC` se sprema za svaku snimku u posebnu datoteku u folderu `saveDir` ovisno o odabranom tipu spremanja značajki `targetType` koji može biti:

1. `matlab` – stvara se `.mat` datoteka koja se može lako učitati u Matlabu. Implementirano pozivom standardne skripte `save.m`. Samo se ova opcija koristi
2. `htk` – stvara se `.htk` datoteka koje se može učitati u HTK alat. Implementirana u skripti `saveHTK.m`
3. `arff` – stvara se `.arff` datoteka koje se može učitati u Weka okruženje. Implementirana skriptom `saveARFF.m`

Na slici *Slika 3* vidljivo je kako skripta `getFeatures.m` iz audio snimke prvo stvara 20-dimenzionalni signal, a nakon toga 76-dimenzionalni vektor značajki.



Slika 3: Prikaz postupka izvlačenja značajki iz audio snimke

Nakon poziva `getFeatures.m` za HMM i GMM vektori značajki se spremaju u `.mat` formatu u foldere `vectors/hmm/$mode/mat/` i `vectors/gmm/$mode/mat/`.

4.3 Odabir relevantnih značajki

Nakon izvlačenja i spremanja značajki, one se dodatno spremaju u `.arff` obliku kako bi se mogle učitati u Weka okruženju. Spremanje se provodi pomoću skripte `saveARFF.m` koja na temelju matrice vektora `VECALL`, liste razreda `LALL` vektora iz `VECALL`, liste značajki `attributes` te liste svih razreda `classNames` sprema značajke u odgovarajući format. Dijelovi sadržaja izgenerirane `.arff` datoteke su:

```
@RELATION '../vectors/gmm/1/gmm.arff'
@ATTRIBUTE timeEnergyMean NUMERIC
@ATTRIBUTE timeEnergyMax NUMERIC
...
@ATTRIBUTE class {anger,fear,happiness,neutral,sadness}

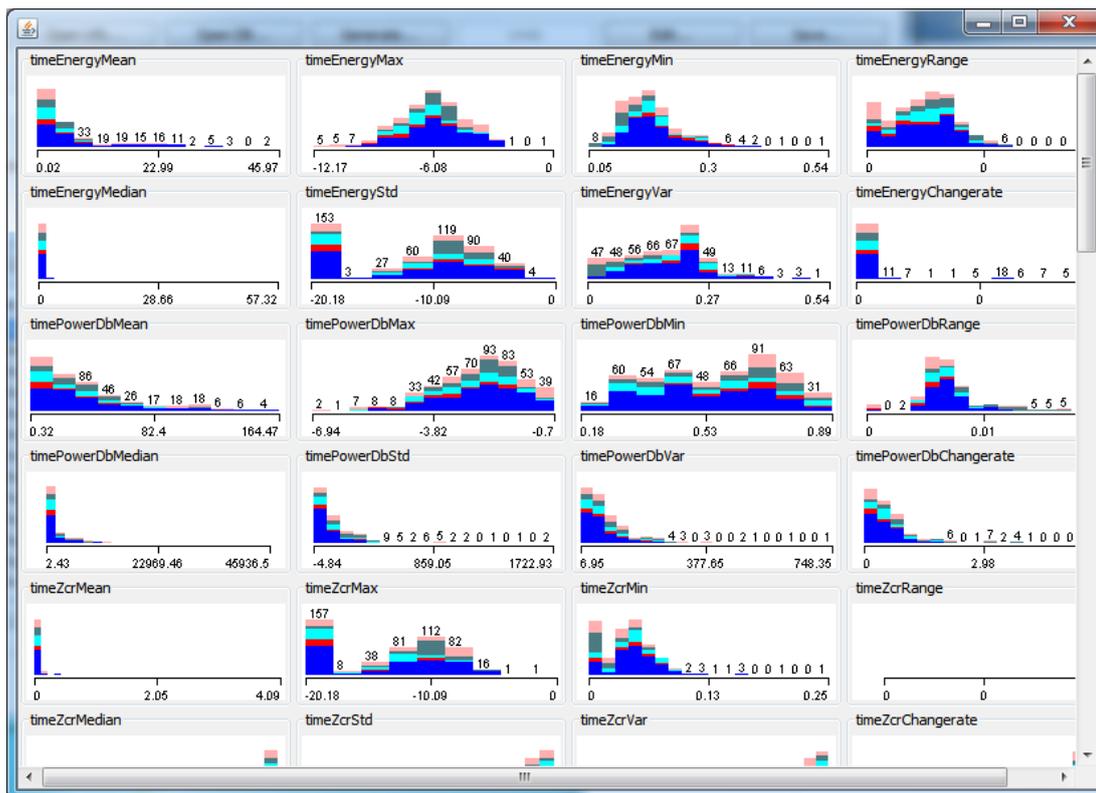
@DATA
4.617673e+000,-6.347546e+000, ... ,--3.415223e+001,anger
...
1.131453e-001,-1.126954e+001, ... ,-2.229561e+001,sadness
```

Kao što je vidljivo, format `.arff` datoteke je čitljiv za čovjeka. Datoteka tog formata se može podijeliti na dva dijela: (i) glava s definicijama u kojima se nalazi ime relacije `@RELATION`, popis svih atributa `@ATTRIBUTE` te popis svih razreda kao jedan od atributa, (ii) tijelo u kojem se nalaze redom odvojeni vektori s vrijednostima koje odgovaraju atributima definiranim u glavi.

Izgenerirane datoteke za HMM i GMM spremaju se u datoteke `vectors/hmm/$mode/hmm.arff` i `vectors/gmm/$mode/gmm.arff`.

Tako izgenerirane datoteke služe kao ulaz u Weka okruženje u kojima se nalazi kolekcija algoritama za strojno učenje i za rudarenje podataka (eng. *data mining*), a koje je implementirano preko Java virtualnog stroja [8].

U ovom radu Weka je poslužila za vizualizaciju svih podataka u kojoj su se mogle, na jednostavan način, prikazati sve dobivene značajke; primjer toga vidljiv je na slici *Slika 4*.



Slika 4: Vizualizacija nekoliko atribura pomoću Weka okruženja

Međutim, najbitnija uloga Weka okruženja je bila u odabiru najrelevantnijih značajki. Za tu svrhu koristio se jedan od algoritama za evaluaciju atributa *CfsSubsetEval* te jedna od metode traženja *BestFirst*¹. Poziv iz Matlaba izveden je automatski preko standardne `system.m` skripte.

Prvi poziv Weka okruženju normalizira podatke spremljene u `.arff` te ih sprema u datoteku sa sufiksom `.norm.arff`:

```
java -cp weka.jar weka.filters.unsupervised.attribute.Normalize -i
$filename.arff -o $filename.norm.arff
```

gdje je `$filename` ostali dio naziva datoteke.

¹ Algoritam *CfsSubsetEval* evaluira cijenu podskupa atributa na temelju pojedinačne sposobnosti predviđanja svake značajke zajedno sa stupnjem redundancije između njih, a algoritam *BestFirst* pretražuje graf proširivanjem najviše obećavajućeg čvora odabranog pomoću specifičnog pravila

Normalizacija podataka je nužan korak za dobivanje uspješnog ishoda drugog poziva u kojem se, između ostalog, nalazi informacija o odabranim značajkama:

```
java -cp weka.jar weka.attributeSelection.CfsSubsetEval -i  
$filename.arff -s weka.attributeSelection.BestFirst
```

Dobiveni ishod je u obliku niza znakova koji je potrebno parsirati. Operacija parsiranja obavlja se pomoću poziva skripte `getWekaSelectResponse.m` koja vraća vektor odabranih značajki.

Postupak odabira najrelevantnijih značajki za HMM i GMM je isti te se kao rezultat dobivaju vektori odabranih značajki `selectedHMM` i `selectedGMM`.

4.4 Spremanje značajki

Spremanje odabranih značajki razlikuje se za HMM i GMM jer je HMM implementiran u HTK okruženju dok je GMM implementiran u Matlab okruženju.

4.4.1 Spremanje značajki za HMM

Kod spremanja značajki za HMM prvo se učitava odgovarajuća `.mat` datoteka iz foldera `vectors/hmm/$mode/mat/` koja sadrži `VEC` matricu vektora. Iz učitane `VEC` matrice pomoću vektora `selectedHMM` uzimaju se samo relevantne značajke koje se ponovno spremaju u matricu `VEC`. Matrica `VEC` se tada pomoću skripte `saveHTK.m` sprema kao `.htk` datoteka u folder `vectors/gmm/$mode/dest/`.

Datoteka `.htk` formata je binarna i može se podijeliti na: (i) glavu u kojoj se nalazi broj uzoraka, period uzorkovanja, veličina jednog uzorka (koja posredno predstavlja broj značajki) i vrsta podataka koja mora biti `USER`, (ii) tijelo u koje su spremljeni vektori sa značajkama u `single` formatu brojeva.

4.4.2 Spremanje značajki za GMM

Kod spremanja značajki za GMM, slično kao i za HMM, učitava se prvo odgovarajuća `.mat` datoteka iz foldera `vectors/gmm/$mode/mat/` koja sadrži `VEC` matricu vektora. Iz učitane `VEC` matrice pomoću vektora `selectedGMM` uzimaju se samo relevantne značajke koje se ponovno spremaju u matricu `VEC`. Matrica `VEC` se tada pomoću standardne skripte `save.m` sprema kao `.mat` datoteka u `vectors/gmm/$mode/dest/`.

5. Treniranje i testiranje

U ovom radu istražuje se rad dva klasifikatora: HMM-a i GMM-a za koje je teoretska pozadina objašnjena u uvodu. Implementacija klasifikatora HMM napravljena je u HTK okruženju koji je kompleksan alat prvenstveno namijenjen izgradnji sustava za prepoznavanje govora [9].

Implementacija klasifikatora GMM napravljena je u Matlabu uz korištenje EM algoritma [10].

5.1 Treniranje i testiranje pomoću HMM-a

Poziv i kontrola treniranja i testiranja klasifikatora HMM odvija se iz Matlaba pomoću skripte

```
runHMMPProcess($ratioMode,$splitMode,$vecMode,numStates,reestTimes,  
vFloorParam,pruningSet,pruningInc,pruningLimit,$mode)    koja    kao  
parametre prima môdove: (i) omjera $ratioMode, (ii) dijeljenja skupa podataka  
$splitMode, (iii) izvora vektora $vecMode koji služi za čitanje odgovarajuće  
anotacijske datoteke te podataka za treniranje i testiranje. Dodatno, skripta kao  
parametre prima varijablu $mode koja služi za generiranje foldera s rezultatima te  
ostale parametre koji će biti opisani naknadno. Ova skripta, kao i ostale datoteke  
vezane za HMM, nalazi se u folderu 2.Hmm/. U tom folderu nalazi se i početna  
skripta start.m koja pokreće cjelokupni proces za različite parametre klasifikatora  
koristeći razne ulazne vektore i anotacijske datoteke.
```

Skriptu `runHMMPProcess.m` može se podijeliti na tri glavna koraka:

1. priprema podataka
2. treniranje
3. testiranje

5.1.1 Priprema podataka

Kod pripreme podataka prvo se iz foldera `vectors/hmm/$vecMode/dest/`, u kojem se nalaze vektori, učitava Matlab varijabla koja sadrži veličinu ulaznih vektora ili broj značajki `vectorSize`, a nakon toga se iz foldera `annotations/$ratioMode_$splitMode/` učitavaju anotacijske matrice za treniranje i testiranje.

Sljedeći korak je stvaranje šest datoteka potrebnih za HTK:

- `trainLabels.txt` – s retcima koji sadrže naziv datoteke za treniranje i pripadni razred, npr. `1.lab anger`
- `testLabels.txt` – s retcima koji sadrže naziv datoteke za testiranje i pripadni razred, npr. `2.lab sadness`
- `trainFiles.txt` – s retcima koji sadrže puni naziv ulazne datoteke s vektorima za treniranje, npr. `../vectors/hmm/1/dest/1.htk`
- `testFiles.txt` – s retcima koji sadrže puni naziv ulazne datoteke s vektorima za testiranje, npr. `../vectors/hmm/1/dest/2.htk`
- `classList` – s retcima koji sadrže naziv razreda, npr. `sadness`
- `transcript` – s retcima koji sadrže dva puta naziv istog razreda, npr. `sadness sadness`. Ova datoteka mora postojati zbog prilagodbe HTK alata

Stvaranje datoteka se izvodi pomoću poziva skripte `lab2prompts.m` koja na temelju matrica `Ltr` i `Lts` stvara navedene datoteke u folderu `2.Hmm/res/$ratioMode_$splitMode_$vecMode_$mode/`.

Datoteke `trainLabels.txt` i `testLabels.txt` potrebno je pretvoriti u `.mlf` format (eng. *Master Label File*). Pretvorene datoteke koriste se kod poziva HTK-ove funkcije za estimiranje parametara modela.

Taj zadatak riješen je pomoću perl skripte `prompts2mlf.pl` koja se, slično kao kod poziva prema Weka okruženju, može pozvati pomoću Matlab skripte `system.m` na sljedeći način:

```
perl prompts2mlf.pl trainLabels.mlf trainLabels.txt
perl prompts2mlf.pl testLabels.mlf testLabels.txt
```

Primjer početka sadržaja izgenerirane datoteke `trainLabels.mlf` je:

```
#!MLF!#
"/1.lab"
anger
.
"/2.lab"
anger
...
"/659.lab"
sadness
.
"/660.lab"
sadness
.
```

5.1.2 Treniranje

Treniranje HMM-a može se ukratko opisati u dva koraka: (i) inicijalizacija modela, (ii) višestruka estimacija modela. HTK je kompleksan alat koji se prvenstveno koristi za prepoznavanje govora te se mora podešavati puno parametara tijekom njegovog korištenja. U ovom radu korištenje HTK alata je pojednostavljeno jer se za svaku snimku prepoznaje samo jedan razred koji odgovara jednoj emociji te jedan model ima na izlazu samo jedan opservacijski vektor.

U svrhu automatizacije i prilagodbe HTK-a domeni prepoznavanja emocija potrebno je bilo napraviti nekoliko Matlab skripti koje će biti opisane u nastavku. Sve konfiguracijske `.conf` datoteke spremljene su u folderu `2.Hmm/conf/`.

Na početku potrebno je stvoriti prototip modela što se izvodi pomoću skripte `createPrototype.m` koja na temelju veličine vektora značajki `vectorSize`, broja stanja modela `numStates` te foldera, u kojem će se spremi prototip, generira datoteku `proto`. Također, u ovom koraku generira se uvijek ista početna matrica prijelaza `<TransP>`. Primjer izgenerirane datoteke `proto` s 3 stanja je:

```
~o <VecSize> 23 <USER>
~h "proto"
<BeginHMM>
<NumStates> 3
<State> 2
<Mean> 23
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
<Variance> 23
1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0
1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0
<TransP> 3
0.0 1.0 0.0
0.0 0.6 0.4
0.0 0.0 0.0
<EndHMM>
```

Nakon toga se poziva HTK-ova funkcija `HcompV` za inicijalizaciju modela koja stvara u folderu `hmm0/` prototip modela `proto` s izračunatim početnim vrijednostima te `vFloors` datoteku koja sadrži makro početnih vrijednosti varijanca. Pozivom te funkcije mogu se podesiti razni parametri, a primjer jednog takvog poziva je:

```
HCompV -C hcompv.conf -f $vFloorParam -m -S trainFiles.txt -M hmm0/
proto
```

gdje je `hcompv.conf` konfiguracijska datoteka u kojoj je, između ostalog, zadan tip izvora podataka `USER`. Pozivom opcije `-f` pojačava se globalna varijanca za iznos `$vFloorParam` te se nova varijanca ažurira u `vFloors` datoteci.

Zatim se pomoću skripte `createMacros.m` stvara datoteka `macros` sa svim makroovima: veličina vektora, tip podataka te globalna varijanca pročitana iz `vFloors` datoteke. Izgenerirana datoteka se sprema u folder `hmm0/`, a primjer njezinog sadržaja je:

```
~o <VecSize> 18 <USER>
~v varFloor1
<Variance> 18
5.174516e-005 ... 8.432146e-001
```

Pomoću skripte `createModels.m` stvara se datoteka `models.mmf` koja je formata `.mmf` (eng. *Master Macro File*). Izgenerirana datoteka sadrži početne modele za svaki razred, kojih u slučaju ovog rada ima 5. Skripta radi na način da jednostavno kopira `proto` datoteku toliko puta koliko ima razreda te mijenja ime "proto" u naziv razreda. Izgenerirana datoteka se sprema u folder `hmm0/`, a njezin sadržaj je sličan prethodno prikazanoj datoteci `proto`.

Konačno, slijedi reestimacija stvorenih početnih modela pomoću poziva HTK funkcije `HERest`. Svakim pozivom te funkcije stvaraju se novi folderi oblika `hmm$i/`, gdje je `$i` broj koji svakim pozivom inkrementira. `HERest` svakim pozivom stvara ažuriranu verziju makra `macros` te modela `models.mmf`. Primjer poziva funkcije je:

```
HERest -C herest.conf -I trainLabels.mlf -S trainFiles.txt -H macros
-H models.mmf -M hmm1 classList
```

gdje je `herest.conf` konfiguracijska datoteka koja je ista kao `hcompv.conf`².

² Parametri za podešavanje mehanizma odbacivanja (eng. *pruning*) koji pomaže ubrzati postupak reestimacije nisu potrebni budući da se radi o jednostavnom slučaju u kojem se prepoznaje jedan razred

5.1.3 Testiranje

Budući da je, kako je već spomenuto, HTK kompleksan alat namijenjen široj domeni problema, u svrhu primjene HTK-ove funkcije `HVite` za prepoznavanje, potrebno je pripremiti jednostavnu gramatiku na temelju koje će alat znati koji su svi izlazni razredi mogući. Taj korak je implementiran u skripti `createWordnet.m`. Prvo funkcija generira datoteku `grammar.txt` čiji sadržaj je:

```
$class = anger | fear | happiness | neutral | sadness ;  
( $class )
```

Ova datoteka predstavlja gramatiku koja je definirana na način da se na izlazu može pojaviti samo jedan od navedenih razreda.

Budući da funkcija `HVite` za svoj ulaz koristi poseban format gramatike potrebno je pomoću HTK-ove funkcije `HParse` stvoriti datoteku `wordnet`. Primjer poziva te funkcije je:

```
HParse grammar.txt wordnet
```

Sadržaj izgenerirane datoteke `wordnet` je:

```
VERSION=1.0  
N=8 L=11  
I=0 W=!NULL  
I=1 W=!NULL  
I=2 W=anger  
I=3 W=!NULL  
I=4 W=fear  
I=5 W=happiness  
I=6 W=neutral  
I=7 W=sadness  
J=0 S=3 E=1  
J=1 S=0 E=2  
J=2 S=2 E=3  
J=3 S=4 E=3  
J=4 S=5 E=3  
J=5 S=6 E=3  
J=6 S=7 E=3  
J=7 S=0 E=4  
J=8 S=0 E=5  
J=9 S=0 E=6  
J=10 S=0 E=7
```

Kada je gramatika spremna, a modeli istrenirani, može se provesti testiranje vektora nepoznatih klasifikatoru što se ostvaruje pozivom sljedeće naredbe:

```
HVite -n $numClasses $numClasses-C hvite.conf -H macros -H
models.mmf -S testFiles.txt -l * -i result.mlf -w wordnet transcript
classList
```

gdje je `$numClasses` broj razreda, `hvite.conf` je konfiguracijska datoteka ista kao `hcompv.conf`, `macros` i `models.mmf` su izlazne datoteke dobivene nakon treniranja, a `result.mlf` je datoteka koja sadrži rezultate prepoznavanja.

Opcija `-n` kod poziva HVite uključena je kako bi se u datoteci s rezultatima pojavili svi alternativni razredi prepoznavanja neke snimke zajedno s njihovim vjerojatnostima.

Primjer sadržaja izlazne datoteke `result.mlf` je:

```
#!MLF!#
"/262.rec"
0 12000000 happiness -218.202240
///
0 12000000 anger -236.129227
///
0 12000000 sadness -242.173294
///
0 12000000 fear -246.855362
///
0 12000000 neutral -388.053558
.
"/263.rec"
0 1000000 anger -34.000839
///
0 1000000 fear -37.976982
///
0 1000000 happiness -43.369862
///
0 1000000 sadness -47.441490
///
0 1000000 neutral -92.409653
.
```

Datoteka za svaku snimku sadrži vjerojatnosti prepoznavanja za svaki razred prikazane u retcima, npr: `0 1000000 anger -34.000839`. Redak sadrži redom: početak razreda, kraj razreda, naziv razreda i log vrijednost prepoznavanja. Budući

da je gramatika definirana na način da je jednoj snimci moguće pridružiti samo jedan razred, podatci o početku i kraju razreda su isti kao početak i kraj trajanja cijele snimke.

Kako bi se moglo izgeneriranu datoteku učitati nazad u Matlab okruženje napravljene su dvije skripte: `result2csv.pl` i `csv2annotation.m`.

Prva skripta, implementirana u perlu, učitava datoteku `result.mmf`, parsira ju te sprema podatke u `.csv` datoteku gdje svaki redak sadrži redom sljedeće: ime `.wav` datoteke, naziv razreda i log vrijednost vjerojatnosti. Funkcija se poziva na sljedeći način:

```
perl result2csv.pl result.csv result.mlf
```

Izgeneriranu `.csv` datoteku moguće je na jednostavan način učitati u Matlab okruženje što je napravljeno u drugoj skripti `csv2annotation.m`. Skripta kao izlaz vraća anotacijsku matricu `Lres` koja sadrži 3 matrice koje redom odgovaraju vrijednostima iz `.csv` datoteke: `Lres{1}` – imena `.wav` datoteka, `Lres{2}` – imena razreda i `Lres{3}` – log vrijednosti vjerojatnosti. Budući da u ovom radu postoji 5 razreda, zbog svih 5 alternativa matrica `Lres` sadrži broj redaka koji je jednak $5 \times$ broj snimaka za testiranje.

Zadnja stvar koja se izvodi u skripti `runHMMPProcess.m` je izračun jednostavne statistike za testiranje klasifikatora. Ovo je implementirano u skripti

```
[statsNum statsTot]=getStatistics(Lref,Lres)
```

 koja kao parametre uzima anotacijsku matricu za testiranje `Lref` i anotacijsku matricu s rezultatima klasifikatora `Lres`, a kao izlaz vraća matricu `statsNum` sa statistikom prepoznavanja za svaki razred i sa svakom alternativom te matricu `statsTot` koja služi za izračun postotaka.

Skripta radi na način da za svaku testnu snimku iz `Lref` izbroji broj točno prepoznatih razreda koristeći najbolju alternativu iz `Lres`. Time se stvara jedan stupac rezultata veličine broja razreda. Nakon toga uključuje se druga najbolja alternativa te se izračuna broj prepoznatih razreda i spremi u drugi stupac. Postupak se ponavlja sve dok se ne uključuje svih 5 alternativa.

Zatim se za svaki stupac izračuna ukupan broj prepoznatih snimaka što zajedno predstavlja matricu `statsNum` koja je dimenzije (broj razreda + jedan, broj razreda).

Kako bi se dobio uvid u postotak prepoznavanja za `statsNum` računa se matrica `statsTot`. Podjelom matrice `statsNum` s matricom `statsTot` element po element dobiva se prepoznavanje za svaki razred i alternativu u postotcima.

Treba napomenuti da je tijekom stvaranja matrice potrebno provjeriti je li snimka za testiranje zapisana u izlaznoj datoteci nakon testiranja klafikatora jer HTK u nekim slučajevima ne sprema rezultate za neke snimke. Kada se to dogodi podrazumijeva se da za takvu snimku nije prepoznat niti jedan razred. Ova greška se dogodi kada se koristi preveliki broj stanja modela. HTK javlja, na primjer, sljedeće upozorenje:

```
WARNING [-7324] StepBack: File ../../vectors/hmm/1/dest/625.htk -  
bad data or over pruning in HERest
```

što označava da `HERest` nije uspio pronaći putanje kroz ulazne podatke.

Svi podaci iz treniranja i testiranja spremaju se u jednu datoteteku `results.m` u folder `2.Hmm/res/$ratioMode_$splitMode_$vecMode_$mode/`.

5.2 Treniranje i testiranje pomoću GMM-a

Poziv i kontrola treniranja i testiranja klasifikatora GMM odvija se iz Matlaba pomoću skripte `runGMMProcess($ratioMode,$splitMode,$vecMode)` koja kao parametre prima módove: (i) omjera `$ratioMode`, (ii) dijeljenja skupa podataka `$splitMode`, (iii) izvora vektora `$vecMode` koji služi za čitanje odgovarajuće anotacijske datoteke te podataka za treniranje i testiranje. Ova skripta, kao i ostale datoteke vezane za GMM, nalazi se u folderu `2.Gmm/`. U tom folderu nalazi se i početna skripta `start.m` koja pokreće cjelokupni proces koristeći razne ulazne podatke i anotacijske datoteke.

Slično kao i kod skripte `runHMMPprocess.m`, skripta `runGMMProcess.m` može se podijeliti na tri glavna koraka:

1. priprema podataka
2. treniranje
3. testiranje

5.2.1 Priprema podataka

Kod pripreme podataka prvo se iz foldera u kojem se nalaze vektori `vectors/gmm/$vecMode/dest/` učitava Matlab varijabla koja sadrži veličinu ulaznih vektora ili broj značajki `vectorSize`, a nakon toga se iz foldera `annotations/$ratioMode_$splitMode/` učitavaju anotacijske matrice za treniranje i testiranje.

Sljedeći korak je priprema matrice vektora za treniranje i testiranje. Taj zadatak izvodi skripta `[VECAlltr VECAllts]=splitVECAll(vecDir,Ltr,Lts)` koja kao ulazne parametre prima folder `vecDir` u kojem se nalaze matrice vektora za svaku snimku, anotacijsku matricu za treniranje `Ltr` i anotacijsku matricu za testiranje `Lts`. Kao izlaz funkcija vraća matrice vektora za treniranje `VECAlltr` i testiranje

`VECALLts`. Skripta radi na način da na temelju `Ltr` učitava matricu vektora `VEC` iz `.mat` datoteke koju nadovezuje u jednu `VECALLtr` matricu. Analogno vrijedi za matricu za testiranje `VECALLts`.

5.2.2 Treniranje

Trening GMM klasifikatora provodi se pomoću poziva `emgm.m` skripte koja implementira EM algoritam. Kao ulaz u skriptu predaje se matrica vektora za treniranje `VECALLtr` i broj razreda. Kao izlaz skripta vraća brojevima označen vektor `labels` koji predstavlja prepoznate razrede za `VECALLtr` te modele GMM-a `model`. Postoji toliko izgeneriranih modela koliki je bio zadan broj razreda. Svaki od modela sastoji se od: težinske vrijednosti `model.weight`, srednjeg vektora `model.mu` te kovarijancijske matrice `model.Sigma`. Potrebno je napomenuti da je implemenatacija `emgm.m` napravljena na način da se svakim pokretanjem algoritma s istim ulaznim podacima dobivaju drugačiji modeli koji kod testiranja daju vrlo različite postotke prepoznavanja.

Budući da za treniranje GMM-a nije poznato kojem razredu pripada pojedini ulazni vektor, već se razredi određuju sami, potrebno je uspostaviti mapiranje između naziva razreda i vektora brojeva `labels`. Taj zadatak izvodi se pomoću skripte `mappedClassNames=getBestMapping(classNamees,Ltr,labels)` koja kao ulazne parametre prima listu razreda `classNamees`, anotacijsku matricu za treniranje `Ltr`, i vektor brojeva `labels`. Kao izlaz skripta vraća listu mapiranih razreda `mappedClassNames` u kojoj indeks odgovara broju iz `labels`.

Skripta radi na način da se prvo pronađu sve permutacije zapisane u obliku vektora od 1 do broja razreda. Sve tako dobivene permutacije zapravo predstavljaju sva moguća mapiranja. Nakon toga, za svaku se permutaciju provjeri koliko puta bi se njezinim korištenjem podudarili referentni razredi s istreniranim razredima iz `labels` te se odabere ona permutacija koja daje maksimalan broj podudaranja.

5.2.3 Testiranje

Testiranje GMM-a se svodi na izračun vjerojatnosti zadanog vektora za svaki model koji predstavlja jedan razred. Model s najvećom vjerojatnošću predstavlja prepoznati razred.

Testiranje u Matlabu je napravljeno u skripti

`Lres = testGMM(model,VECALLts,Lts,mappedClassNames)` koja kao parametre prima modele GMM-a `model`, matricu vektora za testiranje `VECALLts`, anotacijsku matricu za testiranje `Lts` te listu mapiranih razreda `mappedClassNames`. Kao izlaz skripta vraća anotacijsku matricu `Lres` istog oblika kao u slučaju testiranja HMM klasifikatorom. Tijekom izračuna vjerojatnosti kroz svaki model koristi se skripta `gaussDistribution.m` koja kao parametre prima: ulazni vektor `x`, vektor srednjih vrijednosti `model.m` te kovarijancijsku matricu `model.Sigma`, a vraća izračunatu vjerojatnost iz Gaussove razdiobe.

Zadnja stvar koja se izvodi u skripti `runGMMProcess.m` je izračun jednostavne statistike za testiranje klasifikatora. Ovo je implementirano u skripti

`[statsNum statsTot]=getStatistics(Lref,Lres)` koja je identična skripti opisanoj kod testiranja HMM-a.

Svi podatci iz treniranja i testiranja spremaju se u jednu datoteteku `results.m` u folder `2.Gmm/res/$ratioMode_$splitMode_$vecMode/`.

6. Rezultati

6.1 Implementacija

Nakon što su svi vektori izgenerirani, klasifikatori istrenirani, a njihovi rezultati spremljeni u `results.m` u odgovarajuće foldere, moguće je pročitati sve rezultate te prikazati neke interesantne statističke podatke o njima. Za tu svrhu služi modul `3.ShowResults`.

U `3.ShowResults/` folderu nalazi se skripta

`p=showStatisticsEn(filename, fid, showEachPlot)` koja kao parametre uzima naziv datoteke s rezultatima `filename`, identifikator datoteke `fid` u kojoj će se prikazivati rezultati te opciju `showEachPlot` koja određuje hoće li se prikazati graf posebno za svaku snimku za testiranje. Kao izlaz dobije se ukupna vjerojatnost prepoznavanja `p`. Skripta `showStatisticsHr.m` je ista kao i `showStatisticsEn.m` samo što su u toj skripti rezultati prikazani na hrvatskom jeziku.

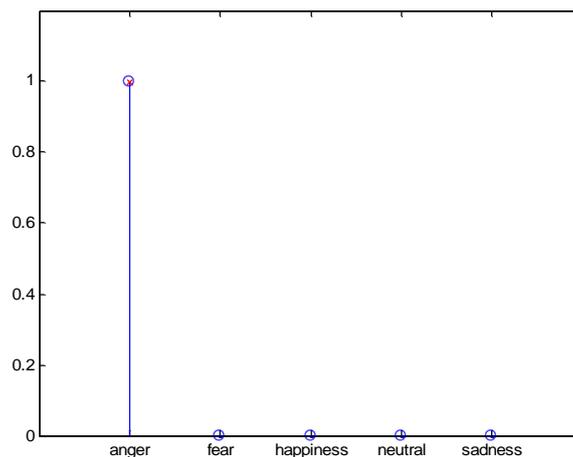
Ako je `fid` izostavljen podrazumijeva se ispis na ekran.

Prikaz pojedinog rezultata treniranja i testiranja klasifikatora može se podijeliti na sljedeće elemente:

- informacija o izvorima datoteka – uključuje lokaciju foldera s vektorima koji su se koristili za treniranje i testiranje te lokaciju foldera s anotacijskim datotekama za treniranje i testiranje
- statistika skupa za treniranje – uključuje broj svih snimaka, broj muškaraca, broj žena, broj stvarnih emocija, broj glumljenih emocija, broj snimaka za emocionalno stanje: ljutnja, strah, tuga, sreća i neutralno stanje. Uz broj su prikazani postotci broja svih snimaka
- Statistike skupa za testiranje – uključuje iste podatke kao i u prethodnoj točki

- Postotak prepoznavanja istreniranog klasifikatora – za svaki broj korištenih alternativa prikazuje broj i postotak prepoznavanja posebno za svaku emociju te ukupan postotak prepoznavanja
- Matrica konfuzije – za svaku zadanu emociju (retci) broji se koja je emocija zapravo prepoznata (stupci). Za savršeno prepoznavanje matrica konfuzije je dijagonalna

Dodatno, može se zadati opcija `showEachPlot` koja omogućava prikaz grafa za svaku snimku koju se testira. Na ovakvom grafu vidljiv je postotak prepoznavanja svakog razreda (alternative) kao plavi kružić i referentni razred označen simbolom 'x' kao što je vidljivo na slici *Slika 5*.



Slika 5: Primjer točnog prepoznavanja razreda za emociju ljutnja (eng. *anger*)

Kako bi se automatizirao postupak pronalaženja najboljeg môda klasifikatora, u skripti `start.m` učitavaju se sve rezultatne datoteke `results.mat` koje postoje u sustavu te se za njih pokreće skripta `showStatisticsHr.m`. Detaljni prikaz rezultata sprema se u folder `3.ShowResults/` u datoteku `allResults.hr.txt`. Dodatno, stvara se datoteka `allResults.hr.summary.txt` koja sadrži sortirane retke od

najveće vjerojatnosti do najmanje s ukupnim vjerojatnostima prepoznavanja i izvorom `results.mat` datoteke.

Primjer sadržaja takve datoteke je:

```
45.3,..../2.Hmm/res/1_0_6_1/results.mat
45.3,..../2.Hmm/res/1_0_6_3/results.mat
45.3,..../2.Hmm/res/1_0_6_4/results.mat
45.3,..../2.Hmm/res/1_0_7_4/results.mat
45.3,..../2.Hmm/res/1_1_6_1/results.mat
```

6.2 Prikaz rezultata

Klasifikatori HMM i GMM testirani su na različitim izvučenim značajkama te s različitim parametrima koji podešavaju HMM klasifikator (GMM nije podesiv dodatnim parametrima).

U nastavku slijedi detaljni prikaz za najbolji rezultat klasifikatora HMM i GMM koji se dobije pokretanjem `showStatisticsHr.m` skripte objašnjene u prethodnom potpoglavlju. Svi rezultati su prikazani u tablici u dodatku 9. *Dodatak A: Rezultati prepoznavanja za razne parametre.*

6.2.1 Najbolji postignuti rezultat za HMM

Slijede detaljni podatci za treniranje i testiranje najboljeg HMM klasifikatora koji se dobiju pokretanjem skripte `showStatisticsHr.m`:

Statistike treniranja:

UKUPNO: 443

Muškarci: 220 (49.7%)
Žene: 223 (50.3%)
Stvarna: 240 (54.2%)
Glumljena: 203 (45.8%)

Emocije:

Ljutnja: 207 (46.7%)
Strah: 29 (6.5%)
Tuga: 74 (16.7%)
Sreća: 69 (15.6%)
Neutralno: 64 (14.4%)

Statistike testiranja:

UKUPNO: 53

Muškarci: 4 (7.5%)
Žene: 49 (92.5%)
Stvarno: 7 (13.2%)
Glumljena: 46 (86.8%)

Emocije:

Ljutnja: 24 (45.3%)
Strah: 4 (7.5%)
Tuga: 9 (17.0%)
Sreća: 8 (15.1%)
Neutralno: 8 (15.1%)

Statistike testiranja - prepoznavanje:

Broj uključenih alternativa: 1

Ljutnja: 16 (66.7%)
Strah: 2 (50.0%)
Tuga: 2 (22.2%)
Sreća: 4 (50.0%)
Neutralno: 1 (12.5%)
UKUPNO: 25 (47.2%)

Broj uključenih alternativa: 2

Ljutnja: 17 (70.8%)
Strah: 2 (50.0%)
Tuga: 2 (22.2%)
Sreća: 6 (75.0%)
Neutralno: 1 (12.5%)
UKUPNO: 28 (52.8%)

Broj uključenih alternativa: 3

Ljutnja: 19 (79.2%)
Strah: 3 (75.0%)
Tuga: 6 (66.7%)
Sreća: 8 (100.0%)
Neutralno: 1 (12.5%)
UKUPNO: 37 (69.8%)

Broj uključenih alternativa: 4

Ljutnja: 22 (91.7%)
Strah: 4 (100.0%)
Tuga: 6 (66.7%)
Sreća: 8 (100.0%)
Neutralno: 2 (25.0%)
UKUPNO: 42 (79.2%)

Broj uključenih alternativa: 5

Ljutnja: 24 (100.0%)
Strah: 4 (100.0%)
Tuga: 9 (100.0%)
Sreća: 8 (100.0%)
Neutralno: 8 (100.0%)

UKUPNO: 53 (100.0%)

Matrica konfuzije (referentniRazred,prepoznatiRazred):

	ljutnja	strah	tuga	sreća	neutralno
ljutnja	16	4	2	2	0
strah	2	2	0	0	0
tuga	1	1	2	2	3
sreća	3	1	0	4	0
neutralno	4	1	0	2	1

6.2.2 Najbolji postignuti rezultat za GMM

Slijede detaljni podatci za treniranje i testiranje najboljeg GMM klasifikatora koji se dobiju pokretanjem skripte `showStatisticsHr.m`:

Statistike treniranja:

UKUPNO: 443

Muškarci: 220 (49.7%)

Žene: 223 (50.3%)

Stvarna: 240 (54.2%)

Glumljena: 203 (45.8%)

Emocije:

Ljutnja: 207 (46.7%)

Strah: 29 (6.5%)

Tuga: 74 (16.7%)

Sreća: 69 (15.6%)

Neutralno: 64 (14.4%)

Statistike testiranja:

UKUPNO: 53

Muškarci: 4 (7.5%)

Žene: 49 (92.5%)

Stvarno: 7 (13.2%)

Glumljena: 46 (86.8%)

Emocije:

Ljutnja: 24 (45.3%)

Strah: 4 (7.5%)

Tuga: 9 (17.0%)

Sreća: 8 (15.1%)

Neutralno: 8 (15.1%)

Statistike testiranja - prepoznavanje:

 Broj uključenih alternativa: 1

Ljutnja: 20 (83.3%)
 Strah: 0 (0.0%)
 Tuga: 0 (0.0%)
 Sreća: 2 (25.0%)
 Neutralno: 1 (12.5%)
 UKUPNO: 23 (43.4%)

Broj uključenih alternativa: 2

Ljutnja: 22 (91.7%)
 Strah: 0 (0.0%)
 Tuga: 0 (0.0%)
 Sreća: 5 (62.5%)
 Neutralno: 2 (25.0%)
 UKUPNO: 29 (54.7%)

Broj uključenih alternativa: 3

Ljutnja: 24 (100.0%)
 Strah: 0 (0.0%)
 Tuga: 5 (55.6%)
 Sreća: 8 (100.0%)
 Neutralno: 6 (75.0%)
 UKUPNO: 43 (81.1%)

Broj uključenih alternativa: 4

Ljutnja: 24 (100.0%)
 Strah: 0 (0.0%)
 Tuga: 8 (100.0%)
 Sreća: 8 (88.9%)
 Neutralno: 8 (100.0%)
 UKUPNO: 48 (90.6%)

Broj uključenih alternativa: 5

Ljutnja: 24 (100.0%)
 Strah: 4 (100.0%)
 Tuga: 9 (100.0%)
 Sreća: 8 (100.0%)
 Neutralno: 8 (100.0%)
 UKUPNO: 53 (100.0%)

Matrica konfuzije (referentniRazred,prepoznatiRazred):

	ljutnja	strah	tuga	sreća	neutralno
ljutnja	20	0	1	3	0
strah	3	0	0	1	0
tuga	2	0	0	5	2
sreća	4	0	2	2	0
neutralno	4	1	0	2	1

7. Zaključak

Najbolji postotak prepoznavanja postignut je za HMM klasifikator i iznosi 47.2%. Iz statistike i konfuzijske matrice prikazane u prethodnom poglavlju vidljivo je kako HMM uspijeva prepoznati svaki od razreda te mu je najlošije prepoznavanje za razred neutralno te iznosi 12.5%.

Najbolji rezultat za GMM klasifikator je nešto manji te iznosi 43.4%. Međutim, iz konfuzijske matrice prikazane u prethodnom poglavlju vidljivo je kako taj klasifikator ne uspijeva uopće prepoznati razrede: strah i tuga.

Treba napomenuti da se prepoznavanje drastično povećalo za oba klasifikatora nakon što se primijenila normalizacija ulaznih snimaka što je detaljno vidljivo u dodatku 9. *Dodatak A: Rezultati prepoznavanja za razne parametre.*

Najbolji rezultati prepoznavanja za oba klasifikatora dobiveni su korištenjem cijelog skupa podataka (môd dijeljenja jednak 0).

Postotak prepoznavanja je nizak, ali valja primijetiti da je veći od slučajnog odabira koji bi u ovom radu iznosio 20%. Postoji više potencijalnih razloga zašto nije bilo moguće postići veći postotak prepoznavanja od dobivenog. Jedan od njih je korpus koji se sastoji od snimaka iz raznih izvora koje često imaju lošu kvalitetu zvuka kako zbog pozadinskih zvukova tako i zbog lošeg uzorkovanja. Drugi razlog su neprikladne izvučene značajke koje su često slaba karika kod izgradnje takvih sustava te bi se poboljšanje sustava moglo svesti na istraživanje još boljih značajki.

Miłosz Chmura

8. Literatura

- [1] Wikipedia, *Emotion*,
<http://en.wikipedia.org/wiki/Emotion>, datum pristupa: svibanj 2011.
- [2] Dropuljić B., *Postupci razvoja akustičkog i leksičkog modela sustava za automatsko prepoznavanje govora za hrvatski jezik*, Fakultet elektrotehnike i računarstva, 2008.
- [3] Wikipedia, *Hidden Markov model*,
http://en.wikipedia.org/wiki/Hidden_Markov_model, datum pristupa: svibanj 2011.
- [4] Reynolds D., *Gaussian Mixture Models*, MIT Lincoln Laboratory, datum pristupa: svibanj 2011.
- [5] Rong J., *Acoustic feature selection for automatic emotion recognition from speech*, Elsevier, 2009.
- [6] Petrinović D., *Uvod u digitalnu obradbu govora korištenjem Matlaba*, Fakultet elektrotehnike i računarstva, 2009.
- [7] Ellis D., *PLP and RASTA (and MFCC, and inversion) in Matlab using melfcc.m and invmelfcc.m*,
<http://www.ee.columbia.edu/~dpwe/resources/Matlab/rastamat/>, datum pristupa: travanj 2011.
- [8] University of Waikato, *Weka 3: Data Mining Software in Java*,
<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>, datum pristupa: travanj 2011.
- [9] Young S., Evermann G., Gales M., Hain T., Kershaw D., Liu X., Moore G., Odell J., Ollason D., Povey D., Valtchev V., Woodland P., *The HTK Book*, Cambridge University Engineering Department, 1995.
- [10] Chen M., *EM_GM*,
<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/8636-emgm>, datum pristupa: svibanj 2011.

Automatska klasifikacija diskretnih emocionalnih stanja na osnovu akustičkih značajki govora – Sažetak

U ovom radu istražen je sustav za automatsku klasifikaciju diskretnih emocionalnih stanja na osnovu akustičkih značajki govora. Sustav uzima u obzir prepoznavanje pet različitih diskretnih stanja emocija: ljutnja, strah, tuga, sreća i neutralno stanje. Istraženo je izvlačenje akustičkih značajki, odabir najrelevantnijih te su istražena dva klasifikatora: HMM i GMM. Većina sustava napravljena je u Matlab okruženju, a za HMM klasifikator korišteno je HTK okruženje. Sustav je treniran i testiran na postojećem hrvatskom korpusu emocionalnog govora koji sadrži stvarne i glumljene emocije. Tijekom istraživanja pokazalo se da je najbolji postotak prepoznavanja dosegnut za HMM klasifikator i iznosi 47.2%; najbolji postotak prepoznavanja za GMM klasifikator iznosi 43.4%.

Ključne riječi: *HMM, GMM, HTK, EM, Weka, akustičke značajke, prepoznavanje emocija*

Automatic classification of discrete emotional states based on acoustic speech features – Abstract

In this paper a system for automatic classification of discrete emotional states based on acoustic speech features is investigated. The system deals with recognition of five discrete emotional states: anger, fear, sadness, happiness and neutral state. Extraction and selection of acoustic features was investigated, as well as, two classifiers: HMM and GMM. Most of the system is implemented in Matlab environment and for HMM classifier HTK environment was used. The system was trained and tested on existing Croatian emotional speech corpus which contains real and acted emotions. The best recognition rate was reached for HMM classifier with value of 47.2%; the best rate for GMM classifier was 43.4%.

Keywords: *HMM, GMM, HTK, EM, Weka, acoustic features, emotion recognition*

9. Dodatak A: Rezultati prepoznavanja za razne parametre

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
47.2	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.01
47.2	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	5	0.01
47.2	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.01
47.2	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	5	0.01
47.2	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.01
47.2	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	5	0.01
47.2	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.01
47.2	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	5	0.01
47.2	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.01
47.2	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	5	0.01
47.2	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.01
47.2	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	5	0.01
47.2	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.01
47.2	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	5	0.01
47.2	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.01
47.2	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	5	0.01
47.2	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.01
47.2	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	5	0.01
45.3	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
45.3	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
45.3	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
45.3	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
45.3	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
45.3	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
45.3	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.60

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
45.3	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
45.3	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
45.3	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
45.3	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
45.3	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
45.3	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
45.3	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
45.3	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
45.3	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
45.3	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
45.3	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
45.3	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
45.3	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
45.3	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	5	0.01

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
43.4	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	5	0.01

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
43.4	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	3	5	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.60
43.4	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	3	0.01
43.4	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	3	5	0.01
43.4	Gmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne			
43.4	Gmm	0.9	muškarci	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da			
43.4	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da			
41.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.60

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
41.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	sve	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	glumljene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
41.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	muškarci	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.60

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
41.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	3	5	0.01

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	5	0.01
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
41.5	Gmm	0.9	žene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da			
41.5	Gmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da			
41.5	Gmm	0.9	žene stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da			
39.6	Hmm	0.9	sve	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	sve	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	5	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.60
39.6	Hmm	0.9	stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	5	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.60
39.6	Hmm	0.9	glumljene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	glumljene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	5	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.60
39.6	Hmm	0.9	muškarci	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	5	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.60
39.6	Hmm	0.9	žene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
39.6	Hmm	0.9	žene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	5	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.60
39.6	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	5	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.60
39.6	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	5	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.60
39.6	Hmm	0.9	žene glumljene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	žene glumljene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	5	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.60
39.6	Hmm	0.9	žene stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	žene stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	5	3	0.01
39.6	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	5	0.01
39.6	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da	3	3	0.60
39.6	Gmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da			
39.6	Gmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da			
37.7	Gmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da			
37.7	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da			
35.8	Hmm	0.9	sve	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
35.8	Hmm	0.9	sve	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
35.8	Hmm	0.9	sve	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
35.8	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
35.8	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
35.8	Hmm	0.9	stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
35.8	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
35.8	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
35.8	Hmm	0.9	glumljene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
35.8	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
35.8	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
35.8	Hmm	0.9	muškarci	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
35.8	Hmm	0.9	žene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
35.8	Hmm	0.9	žene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
35.8	Hmm	0.9	žene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
35.8	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
35.8	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
35.8	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
35.8	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
35.8	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
35.8	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
35.8	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
35.8	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
35.8	Hmm	0.9	žene glumljene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
35.8	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
35.8	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
35.8	Hmm	0.9	žene stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
35.8	Gmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne			
35.8	Gmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da			
35.8	Gmm	0.9	glumljene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da			
35.8	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da			
35.8	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da			
35.8	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da			
35.8	Gmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da			
34.0	Hmm	0.9	sve	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	sve	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
34.0	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	muškarci	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	žene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	žene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	žene glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Hmm	0.9	žene stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.60
34.0	Gmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne			
34.0	Gmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne			
34.0	Gmm	0.9	stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da			
34.0	Gmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne			
34.0	Gmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da			
34.0	Gmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da			
34.0	Gmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da			
32.1	Hmm	0.9	sve	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	sve	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
32.1	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
32.1	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
32.1	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	5	3	0.01

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
32.1	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
32.1	Gmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da			
32.1	Gmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne			
32.1	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da			

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
32.1	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da			
32.1	Gmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne			
32.1	Gmm	0.9	žene stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da			
30.2	Hmm	0.9	sve	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	muškarci	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	žene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	žene glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	5	3	0.01

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
30.2	Hmm	0.9	žene stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da	5	3	0.01
30.2	Gmm	0.9	sve	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da			
30.2	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da			
30.2	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne			
30.2	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da			
30.2	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da			
30.2	Gmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da			
30.2	Gmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da			
30.2	Gmm	0.9	žene glumljene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da			
28.3	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	sve	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	sve	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
28.3	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
28.3	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	glumljene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	glumljene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
28.3	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	muškarci	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	muškarci	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
28.3	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	žene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	žene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
28.3	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
28.3	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
28.3	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	žene glumljene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	žene glumljene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
28.3	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da	5	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	žene stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	3	0.01
28.3	Hmm	0.9	žene stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	3	5	0.01
28.3	Gmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da			
28.3	Gmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne			
28.3	Gmm	0.9	sve	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da			
28.3	Gmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da			
28.3	Gmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da			
28.3	Gmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da			
28.3	Gmm	0.9	stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da			
28.3	Gmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da			
28.3	Gmm	0.9	muškarci	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da			
28.3	Gmm	0.9	žene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da			
28.3	Gmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne			
26.4	Hmm	0.9	sve	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
26.4	Hmm	0.9	stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
26.4	Hmm	0.9	glumljene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
26.4	Hmm	0.9	muškarci	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
26.4	Hmm	0.9	žene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
26.4	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
26.4	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
26.4	Hmm	0.9	žene glumljene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
26.4	Hmm	0.9	žene stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
26.4	Gmm	0.9	sve	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da			
26.4	Gmm	0.9	sve	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da			
26.4	Gmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da			
26.4	Gmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da			

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
26.4	Gmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne			
26.4	Gmm	0.9	muškarci	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da			
26.4	Gmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da			
26.4	Gmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da			
26.4	Gmm	0.9	žene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da			
26.4	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da			
26.4	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da			
26.4	Gmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne			
26.4	Gmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da			
26.4	Gmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da			
26.4	Gmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da			
26.4	Gmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da			
24.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	5	0.01
24.5	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.60
24.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	5	0.01
24.5	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.60
24.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	5	0.01
24.5	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.60
24.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	5	0.01
24.5	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.60
24.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	5	0.01
24.5	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.60
24.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	5	0.01
24.5	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.60

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
24.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	5	0.01
24.5	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.60
24.5	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	5	0.01
24.5	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.60
24.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.01
24.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	5	0.01
24.5	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	3	3	0.60
24.5	Gmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da			
24.5	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da			
24.5	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne			
24.5	Gmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da			
24.5	Gmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da			
24.5	Gmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da			
24.5	Gmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da			
24.5	Gmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da			
22.6	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	5	3	0.01

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
22.6	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da	5	3	0.01
22.6	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne	5	3	0.01
22.6	Gmm	0.9	sve	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da			
22.6	Gmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da			
22.6	Gmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da			
22.6	Gmm	0.9	stvarne	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da			
22.6	Gmm	0.9	glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da			
22.6	Gmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da			
22.6	Gmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da			
22.6	Gmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da			
22.6	Gmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da			
22.6	Gmm	0.9	muškarci	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da			
22.6	Gmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da			
22.6	Gmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da			
22.6	Gmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da			
22.6	Gmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da			
22.6	Gmm	0.9	žene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da			
22.6	Gmm	0.9	muškarci	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da			
22.6	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da			
22.6	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da			
22.6	Gmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da			
22.6	Gmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da			
20.8	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.60
20.8	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.60
20.8	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.60
20.8	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.60
20.8	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.60
20.8	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.60
20.8	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.60
20.8	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.60
20.8	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.60
20.8	Gmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da			
20.8	Gmm	0.9	stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da			
20.8	Gmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da			
20.8	Gmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da			
20.8	Gmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne			

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
20.8	Gmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da			
20.8	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	ne			
20.8	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da			
20.8	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da			
20.8	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da			
20.8	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da			
20.8	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	0.5	0.2	da			
20.8	Gmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da			
18.9	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	5	0.01
18.9	Hmm	0.9	sve	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	5	0.01
18.9	Hmm	0.9	stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	5	0.01
18.9	Hmm	0.9	glumljene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	5	0.01
18.9	Hmm	0.9	muškarci	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	5	0.01
18.9	Hmm	0.9	žene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	5	0.01
18.9	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	5	0.01
18.9	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	5	0.01
18.9	Hmm	0.9	žene glumljene	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	3	0.01
18.9	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	3	5	0.01

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
18.9	Hmm	0.9	žene stvarne	0.01	0.003	0.5	1	0.33	da	5	3	0.01
18.9	Gmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da			
18.9	Gmm	0.9	glumljene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da			
18.9	Gmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da			
18.9	Gmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da			
18.9	Gmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da			
18.9	Gmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne			
18.9	Gmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da			
18.9	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	2.0	1	0.33	da			
18.9	Gmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da			
17.0	Gmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da			
17.0	Gmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da			
17.0	Gmm	0.9	žene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da			
17.0	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da			
17.0	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da			
17.0	Gmm	0.9	žene glumljene	0.15	0.050	0.5	1	0.33	da			
17.0	Gmm	0.9	žene stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da			
15.1	Hmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	5	3	0.01
15.1	Hmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	5	3	0.01
15.1	Hmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	5	3	0.01
15.1	Hmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	5	3	0.01
15.1	Hmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	5	3	0.01
15.1	Hmm	0.9	muškarci glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	5	3	0.01
15.1	Hmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	5	3	0.01
15.1	Hmm	0.9	žene glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	5	3	0.01
15.1	Hmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne	5	3	0.01
15.1	Gmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da			
15.1	Gmm	0.9	glumljene	0.03	0.020	0.5	1	0.33	da			
15.1	Gmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da			
15.1	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne			
15.1	Gmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da			
13.2	Gmm	0.9	sve	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da			
13.2	Gmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da			
13.2	Gmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	1.0	1	0.33	da			
13.2	Gmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.2	1	0.33	ne			
13.2	Gmm	0.9	žene glumljene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da			

Postotak prepoznavanja [%]	Klasifikator	Omjer dijeljenja skupa	Filtriranje skupa	Trajanje prozora signala [s]	Pomak prozora signala [s]	Prag odbacivanja prozora	Trajanje prozora vektora [s]	Pomak prozora vektora [s]	Normalizacija	Broj stanja	Broj reestimiranja	Pojačanje globalne varijance
11.3	Gmm	0.9	sve	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da			
11.3	Gmm	0.9	glumljene	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da			
11.3	Gmm	0.9	muškarci	0.03	0.010	0.2	1	0.33	da			
11.3	Gmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.5	1.2	0.4	da			
11.3	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da			
11.3	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1	0.33	da			
11.3	Gmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.5	0.8	0.3	da			
11.3	Gmm	0.9	žene stvarne	0.03	0.010	0.1	1	0.33	da			
9.4	Gmm	0.9	stvarne	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da			
9.4	Gmm	0.9	žene	0.09	0.030	0.5	1	0.33	da			
9.4	Gmm	0.9	muškarci stvarne	0.03	0.010	0.5	1.5	0.5	da			
7.5	Gmm	0.9	žene	0.03	0.010	0.0	1	0.33	da			