

Klasifikacija i prepoznavanje otisaka prstiju

Jovana Jojić

Uprava za informaciono-komunikacione tehnologije
Ministarstvo unutrašnjih poslova Republike Srpske
Banja Luka, Bosna i Hercegovina
jovana.s.jojic@gmail.com

Zdenka Babić

Elektrotehnički fakultet
Univerzitet u Banjoj Luci
Banja Luka, Bosna i Hercegovina
zdenka@etfbl.net

Željko Đurović

Elektrotehnički fakultet
Univerzitet u Beogradu
Beograd, Srbija
zdujurovic@etf.bg.ac.rs

Sadržaj— Otisak prsta predstavlja jedinstveni biometrijski parametar na osnovu koga je moguće izvršiti identifikaciju ljudi. Dugi niz godina ovaj proces su obavljali timovi stručnjaka ručno pretražujući ogromne baze. Sa napretkom računarske tehnike započeli su i pokušaji razvoja automatskih sistema za obradu, klasifikaciju i prepoznavanje otisaka. U ovom radu je predstavljen jedan način klasifikacije otisaka na osnovu broja detektovanih singularnih tačaka i toka papilarnih linija u njihovoj okolini. Takođe, predstavljen je sistem prepoznavanja baziran na upotrebi više korelisanih Hopfildovih neuronskih mreža kao autoasocijativne memorije.

Ključne riječi – autoasocijativna memorija; neuronska mreža; papilarna linija; singularna tačka

I. UVOD

U svijetu visokih tehnologija, pouzdani identifikacioni sistemi postaju sve neophodniji. Upotreba nesigurnih sistema može napraviti katastrofalne posljedice, koje uključuju gubitak informacija, uskraćivanje usluga, pa čak i ugroziti bezbjednost ljudi. Upravo zbog toga, danas se mnogo ulaže u razvoj i unapređenje identifikacionih sistema, od kojih su naročito popularni biometrijski sistemi bazirani na prepoznavanju otisaka prstiju. Realizacija ovakvih sistema obuhvata više faza, a to su predobrada i obrada slike, izdvajanje obilježja, klasifikacija i prepoznavanje otisaka.

Predobrada slike ima za cilj da izdvoji njene bitne karakteristike i da je pripremi za naredne faze obrade. Ovaj proces obuhvata formiranje direkcione slike koja nosi informaciju o lokalnoj orijentaciji papilarnih linija, tj. brazda otiska prsta. Nakon toga vrši se estimacija frekvencije brazda i segmentacija slike otiska.

Na osnovu informacija koje su o otisku prikupljene tokom predobrade vrši se obrada slike, tj. njeno poboljšanje. U tu svrhu se najčešće primjenjuje adaptivno filtriranje Gaborovim filterom, koji uklanja šum iz slike i povećava kontrast između brazda. Nakon toga se vrši binarizacija slike i time se završava proces obrade.

Treća faza u razvoju identifikacionog sistema predstavlja izdvajanje obilježja. U ovom radu su od interesa bile singularne tačke i u cilju njihovog detektovanja predložen je pristup baziran na kvantizaciji direkcione slike.

Klasifikacija otisaka predstavlja proces njihovog svrstavanja u klase u kojima tok papilarnih linija formira specifične oblike. U ovom radu klasifikacija je izvršena na osnovu broja detektovanih singularnih tačaka i vrijednosti direkcione slike u njihovom susjedstvu.

Posljednji korak u razvoju sistema, formiranje modula za prepoznavanje otisaka u ovom radu je izvršeno pomoću Hopfildovih neuronskih mreža. Ovo je jako izazovan pristup s obzirom na to da zahtijeva izuzetno visoke računarske performanse, naročito u pogledu raspoložive RAM memorije. Kako bi problem sa raspoloživim resursima bio premošten predložena je upotreba više korelisanih Hopfildovih neuronskih mreža. Prednost koju upotreba ovih mreža nudi jeste mogućnost rekonstrukcije oštećenih slika otisaka prstiju, što je naročito bitno u kriminalističkim vještačenjima kada se vrši identifikacija lica na osnovu dijela otiska ili otiska lošeg kvaliteta.

Pošto je proces predobrade i obrade slike detaljno objašnjen u [1], u nastavku ovoga rada je izložena metodologija izdvajanja obilježja, klasifikacije i prepoznavanja otisaka. Pregled i analiza ostvarenih rezultata su dati u četvrtom poglavlju, dok su u petom poglavlju iznijeti zaključci rada. No, prije svega biće opisan upotrijebljeni skup podataka i razvojno okruženje.

II. SKUP PODATAKA I RAZVOJNO OKRUŽENJE

A. Baza otisaka prstiju

U ovom radu korištene su dvije baze otisaka prstiju koje imaju ukupno 56 različitih otisaka [2],[3]. Od toga dva otiska pripadaju klasi luka, četiri pripadaju klasi jelovitog luka, 22 lijevoj petlji, 18 desnoj petlji, a 10 otisaka je kružnog oblika.

Svaki od njih je realizovan po osam puta, tako da je na raspolaganju bilo ukupno 448 različitih uzoraka otisaka.

B. Razvojno okruženje

Razvoj sistema, obrada podataka i prikazivanje rezultata su realizovani u programskom paketu MATLAB R2011a.

III. METODOLOGIJA

A. Postupak određivanja pozicije i vrste singularnih tačaka

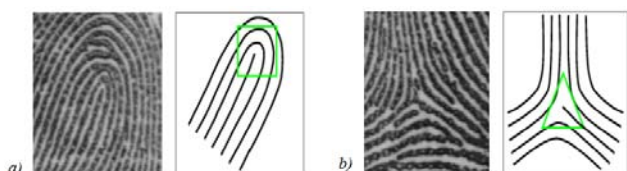
Tačke u direkcionoj slici u kojima se gubi kontinuitet orijentacije, tj. kod kojih dolazi do nagle promjene usmjerenosti papilarnih linija, se nazivaju singularne tačke [4]. One se dijele na:

- *Centar* - najviša tačka na unutrašnjoj liniji koja je rekurzivna, Sl. 1a).
- *Delta* - tačka bifurkacije, odnosno grananja orijentacija u direkcionoj slici, Sl. 1b).

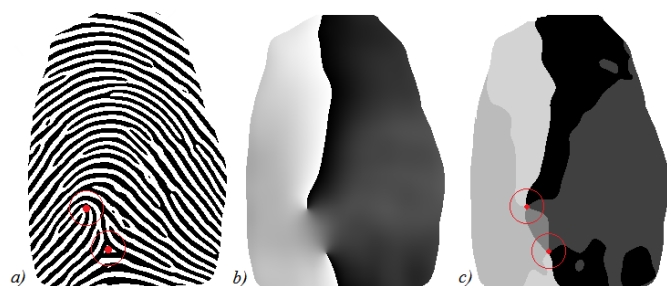
Singularne tačke se mogu detektovati na više načina: analizom teksture, korištenjem histograma direkcione slike, pomoću detektora ivice, analizom promjene orijentacija u direkcionoj slici pomoću Poincare-ovog indeksa itd [4].

U ovom radu je predložen pristup koji se bazira na kvantizaciji direkcione slike u određen broj kvantizacionih nivoa. Singularne tačke se pronalaze kao one tačke koje u svom susjedstvu imaju sve moguće vrijednosti kvantizovane direkcione slike, Sl. 2c).

Kako bi se odredio tip singularne tačke, posmatra se njeno lokalno susjedstvo u krugu određenih dimenzija. Pošto se u blizini singularnih tačaka pravci prostiranja papilarnih linija mijenjaju kroz čitav opseg, potrebno je pronaći segment u kome one imaju horizontalan tok. Zatim se procjenjuje srednja vrijednost direkcione slike u segmentima sa njegove desne i lijeve strane. U zavisnosti od uglova koje imaju papilarne linije u tim segmentima vrši se klasifikacija singularne tačke.



Slika 1. Singularne tačke otiska: a) centar, b) delta

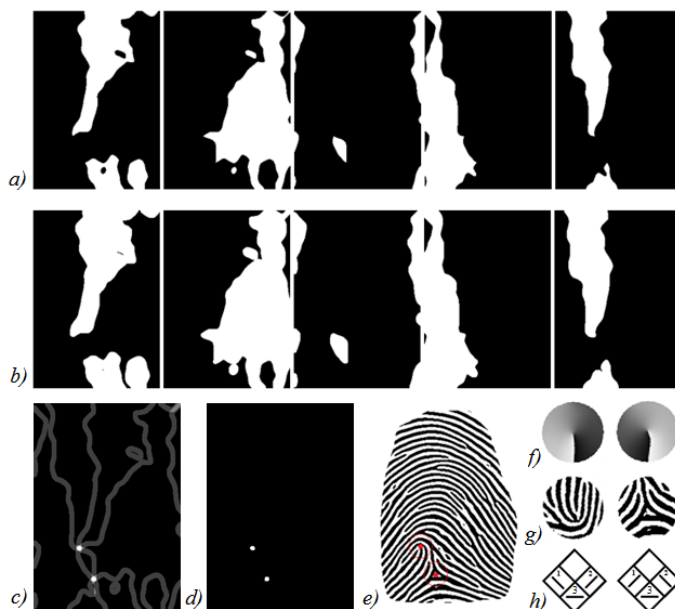


Slika 2. a) Binarizovana slika otiska, b) odgovarajuća direkciona slika, c) kvantizovana direkciona slika

Algoritam se izvršava kroz sukcesivne korake:

1. Za svaki od kvantizacionih nivoa formiraju se binarne slike koje imaju vrijednost jednaku jedan samo u onom segmentu u kome vrijednosti direkcione slike pripadaju upravo tom kvantizacionom nivou, Sl. 3a).
2. Nad binarnim slikama se vrši dilatacija upotrebom diska prečnika $r_1=5$, Sl. 3b)
3. Singularne tačke se detektuju kao mjesta u kojima se javlja presjek svih binarnih dilatiranih slika, Sl. 3c),d).
4. Iz binarizovane i direkcione slike, Sl. 2a,b) se izdvajaju podslike u vidu krugova prečnika $r_2=20$, pri čemu su koordinate centara određene koordinatama singularnih tačaka. Podslike direkcione slike se rotiraju tako da se ivica, koja nastaje kao posljedica diskontinuiteta između uglova od 0° i 180° , nađe u kvadrantu 3, Sl. 3h), i da ima vertikalni pravac prostiranja, Sl. 3f). Analogno rotirane odgovarajuće podslike binarizovane slike su prikazane na Sl. 3g). Odgovarajući tok njihovih papilarnih linija je prikazan na Sl. 3h) u segmentima 1, 2 i 3.
5. Određuju se srednje vrijednosti direkcione slike u kvadrantima 1 i 2, Sl. 3h). Ukoliko se ove vrijednosti nalaze u opsezima $(0, \pi/2)$ i $(\pi/2, \pi)$, respektivno, tada se singularna tačka detektuje kao centar. U slučaju da se nalaze u opsezima $(\pi/2, \pi)$ i $(0, \pi/2)$, respektivno, singularna tačka se detektuje kao delta. Granične vrijednosti opsega su birane u skladu sa tim da uglovi koji definišu smjer papilarnih linija rastu u matematički negativnom smjeru [1].

Neki od rezultata određivanja i klasifikacije singularnih tačaka su prikazani na Sl. 4. Krugovima su označene lokacije centara, dok su lokacije delti označene znakom „x“.



Slika 3. Proces detektovanja singularnih tačaka: a) korak 1 – kvantizacija, b) korak 2 – dilatacija, c)-d) korak 3 – pozicioniranje singularnih tačaka, e) detektovane singularne tačke, f) korak 4 - rotirane direkcione podslike, g) rotirane podslike – okolina singularnih tačaka, h) korak 5 - segmenti u kojima se vrši analiza



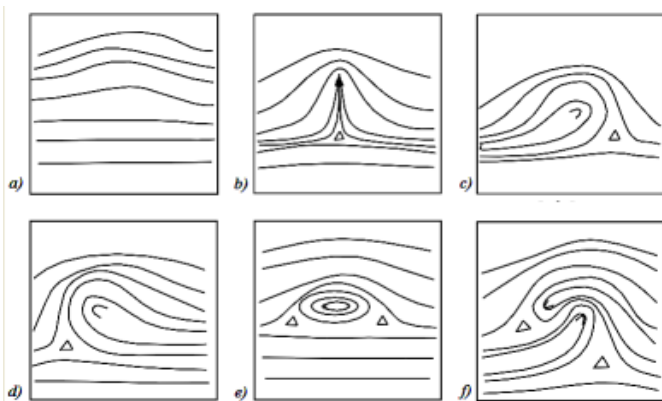
Slika 4. Rezultati određivanja i klasifikacije singularnih tačaka

B. Klasifikacija otisaka

Klasifikacija otisaka prstiju predstavlja izuzetno važan korak u projektovanju automatskih sistema za prepoznavanje istih, naročito kada se radi sa velikim bazama otisaka. U zavisnosti od broja klasa, skraćuje se vrijeme potrebno za prepoznavanje, zato što se pretraga radi samo u okviru one klase kojoj je procijenjeno da otisak priпада.

Klasifikaciji otisaka se pristupa nakon određivanja singularnih tačaka i to koristeći njihov broj i međusobni položaj. Sa Sl. 5 se može vidjeti da lukovi nemaju centralne tačke. Petlje i jeloviti lukovi imaju po jedan, a kružni oblici po dva para centar-delta [5].

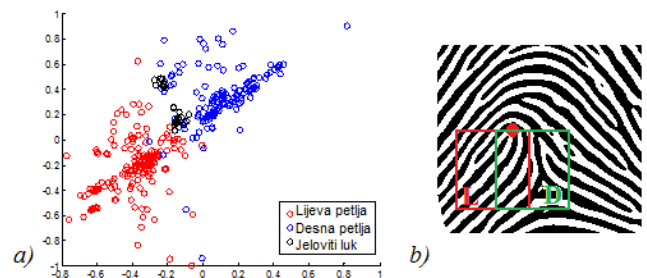
Međutim, pošto korištena baza nije projektovana u cilju primjene u ovom radu, dešavaju se situacije da tragovi otisaka nisu napravljeni na odgovarajući način. Na osnovu Sl. 4. vidi se da samo dva otiska obuhvataju tačku bifurkacije. Upravo zbog toga pomenuti pristup nije mogao biti primijenjen, pa je izvršena njegova modifikacija.



Slika 5. Lokacija centra i delte kod otisaka klase: a) luk, b) jeloviti luk, c) lijeva petlja, d) desna petlja, e) vrtlog, f) petlja blizanac (prema [5])

Naime, ukoliko u otisku nije detektovana nijedna singularna

tačka, on se klasifikuje kao luk. Otisci koji imaju jedan centar mogu pripadati klasama jelovitog luka, lijeve i desne petlje. Obilježja na osnovu kojih se vrši klasifikacija između ove tri grupe otisaka predstavljaju kosinuse srednjih vrijednosti direkcionne slike u segmentima L i D , Sl. 6b). Ovi segmenti se nalaze ispod centralne tačke i međusobno se preklapaju. Kako bi bila napravljena klasifikacija između ove tri klase projektovana su dva Bajesova klasifikatora. U slučaju da su u otisku detektovane dvije centralne tačke, on se klasifikuje kao kružni otisak.



Slika 6. a) Detalj otiska: centralna tačka i segmenti na osnovu kojih se vrši klasifikacija (L i D), b) Obilježja jelovitog luka, lijeve i desne petlje

Da bi se mogla izvršiti klasifikacija pomoću Bajesovih klasifikatora, potrebno je poznavati funkcije gustine vjerovatnoće klase. Međutim, u ovom slučaju ta informacija nije poznata, pa je stoga primijenjena Parzenova neparametarska estimacija data relacijom (1) [6].

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N K(x - X_i) \quad (1)$$

Funkcija $K(\cdot)$ je kernel funkcija, koja mora da ispunjava uslov (2). U ovom radu je za kernel izabrana Gausova dvodimenziona funkcija.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} K(x) dx = 1. \quad (2)$$

Za klasifikovanje odbiraka iz tri pomenute klase potrebna su dva klasifikatora, tako da je estimirana funkcija gustine vjerovatnoće za klasu lijeve petlje, a zatim i zajednička funkcija gustine vjerovatnoće za klase jelovitog luka i desne petlje. Na osnovu toga se projektuje klasifikator između prve i druge dvije klase, klasifikator K1. Zatim se pristupa estimaciji funkcije gustine vjerovatnoće za klase jelovitog luka i desne petlje ponaosob, a na osnovu toga se, dalje, projektuje klasifikator između tih klasa, klasifikator K2.

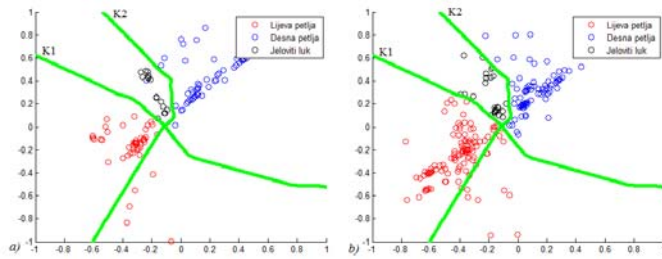
Opšti oblik pravila klasifikacije dat je relacijom (3), gdje $f_1(X)$ i $f_2(X)$ predstavljaju funkcije gustine vjerovatnoće klase koje se klasifikuju, a t predstavlja prag u odnosu na koji se projektuje klasifikaciona linija [6].

$$\begin{aligned}
-\ln\left(\frac{\hat{f}_1}{\hat{f}_2}\right) &= -\ln\left(\frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N K(X - X_i^{(1)})}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N K(X - X_i^{(2)})}\right) < t \Rightarrow X \in \omega_1 \\
-\ln\left(\frac{\hat{f}_1}{\hat{f}_2}\right) &= -\ln\left(\frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N K(X - X_i^{(1)})}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N K(X - X_i^{(2)})}\right) > t \Rightarrow X \in \omega_2
\end{aligned} \quad (3)$$

Pragovi t_1 i t_2 za klasifikatore K1 i K2, respektivno, se definišu u odnosu na procentualnu zastupljenost otisaka lijeve petlje, desne petlje i jelovitog luka koje iznose 33.8% ($P_1=0.33$), 31.7% ($P_2=0.33$) i 2.9% ($P_3=0.02$). Prema tome važi:

$$t_1 = \frac{P_1}{P_2 + P_3} \quad i \quad t_2 = \frac{P_2}{P_3} \quad (4)$$

Na Sl. 7 su prikazani setovi obučavajućih i testnih podataka, zajedno sa klasifikacionim linijama.



Slika 7. Klasifikacione linije prikazane nad setom: a) obučavajućih, b) testirajućih podataka

C. Prepoznavanje otisaka

Prepoznavanje otisaka je izvršeno upotrebom Hopfildovih neuronskih mreža. Kako bi obučavanje mreža i prepoznavanje otisaka bilo uspješno potrebno je pronaći referentnu tačku pomoću koje se vrši pozicioniranje otisaka u odnosu na ulaze neuronskih mreža. Time se izbjegava situacija da različita pozicija otiska u slici utiče na rezultate prepoznavanja. Za tu tačku je izabrana centralna tačka otiska sa najvećom y-koordinatom. Nakon toga, pristupa se isijecanju slika, u skladu sa dimenzijama mreža koje su planirane za obučavanje. Ovo je potrebno uraditi jer neuronska mreža ima fiksni broj ulaza.

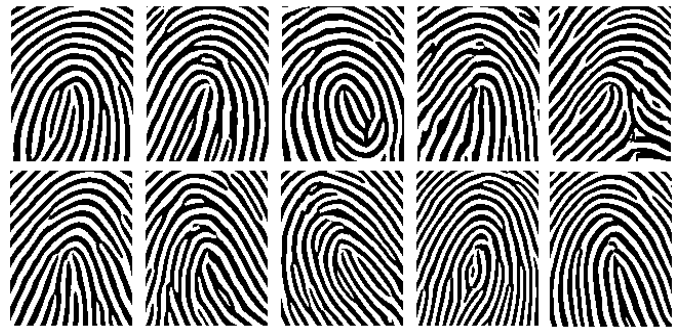
Sistem prepoznavanja je projektovan za mali skup obučavajućih oblika, koji se sastoji od deset različitih otisaka, Sl. 8. Glavni razlog za to je činjenica da je obučavanje Hopfildovih neuronskih mreža izuzetno skup proces. On iziskuje mnogo vremena i veliki kapacitet RAM memorije; mnogo veći od onog kojim raspolažu današnji komercijalni kompjuteri. Zbog toga je bilo potrebno pronaći način da se premosti problem sa raspoloživim resursima.

Skaliranje slike u cilju njenog smanjenja dovodi do problema da obučavajući vektori suviše međusobno liče. Sledeći korak je bio da se izvrši segmentacija otiska na devet

međusobno jednakih sektora, pri čemu bi za svaki od njih bila obučena po jedna mreža. Ovaj pristup nije mogao dati dovoljno dobre rezultate, jer je u suprotnosti sa osnovnom pretpostavkom Hopfildove neuronske mreže, a to je da su svi njeni čvorovi međusobno povezani. U ovom slučaju taj princip je višestruko narušen. Otvoreno je novo pitanje o tome na koji način bi se mogla uspostaviti korelacija između mreža. Jedan od načina da se to uradi jeste da se omogući da rezultati mreža međusobno utiču jedni na druge.

Korelacija se uspostavlja tako što se nakon svake n -te iteracije mreža izvrši revizija postignutih rezultata. Naime, za svaku od mreža procenjuje se kojem od zapamćenih vektora je najbliže trenutno stanje na njenim izlazima. Nakon toga formira se adicione matrica koja se sabira sa izlazima mreže. Tako dobijene vrijednosti na izlazima mreža postaju njihovi novi ulazi.

Adicione matrica je podijeljena na devet cjelina, od kojih je svaka namijenjena po jednoj mreži. Vrijednosti koje ona ima u svojim segmentima zavise od toga koliko su odgovarajuće mreže daleko od vektora kojima teže i od toga koliko su druge mreže blizu vektorima kojima one teže. Za formiranje adicione matrice potrebno je odrediti Euklidovo rastojanje između trenutnih izlaza mreža i vektora kojima su u tom trenutku one najbliže. Pošto ovo rastojanje ukazuje na to koliko je mreža blizu, odnosno daleko od svog cilja, ono će u daljem tekstu biti označeno pojmom *mjera uspjeha mreže*.



Slika 8. Poboljšane slike otisaka za koje se projektuje sistem prepoznavanja

Nakon toga određuje se učešće ciljnih vektora svih mreža u formiranju adicione matrice. To učešće definiše dvodimenziona eksponencijalna funkcija, čiji su argumenti mjera uspjeha mreže za koju se računa aditiv i mjera uspjeha mreže koja teži datom vektoru. Ova procedura je opisana pseudokodom u kome se f , er i net odnose na dvodimenzionu eksponencijalnu funkciju, mjeru uspjeha i trenutne izlaze mreža, respektivno.

```

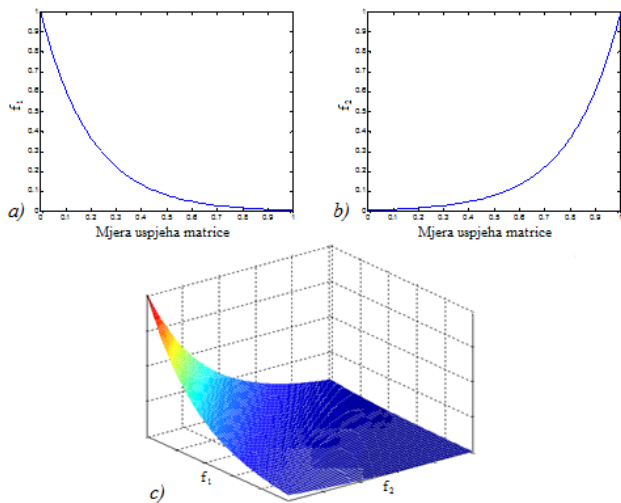
za svaku mrežu i
  aditiv(i)=0
  za svaku mrežu j ≠ i
    aditiv(i)=aditiv(i)+f(er(i),er(j))·netj
  kraj petlje
kraj petlje

```

Dvodimenziona funkcija f predstavlja proizvod funkcija f_1 i f_2 , prikazanih na Sl. 9. Obje ove funkcije kao argument

uzimaju mjeru uspjeha mreža. Funkcija f_1 određuje koliko će svaki segment dozvoliti drugim segmentima da svojim rezultatima utiču na njega, a funkcija f_2 određuje koliko će svaki segment uticati na druge segmente. Analitički izrazi ovih funkcija su dati relacijom (5), pri čemu parametri λ i m određuju nagib i maksimalnu vrijednost koju funkcije mogu imati na intervalu $[0,1]$.

$$f_1 = me^{-\lambda x} \quad i \quad f_2 = m \frac{e^{\lambda x}}{e^{\lambda}} \quad (5)$$



Slika 9. Funkcije koje učestvuju u formiranju adicione matrice: a) f_1 , b) f_2 , c) f kao proizvod f_1 i f_2

Drugim riječima ukoliko je posmatrana mreža jako daleko od svog ciljnog vektora, ona dozvoljava drugim mrežama da ostvare veći uticaj na nju. Pri tom se favorizuju one mreže koje su jako blizu svojim ciljnim vektorima. Upravo zbog toga se u funkciji f pojavljuju visoke vrijednosti u slučajevima kada funkcija f_1 ima jako male, a f_2 jako velike vrijednosti. Shodno tome, najveće vrijednosti adicione matrice ima u segmentima namijenjenim mrežama koje su dale najlošije rezultate i najveći udio u njoj imaju mreže koje su postigle najbolje rezultate.

Ovakav pristup korelaciji neuronskih mreža daje relativno dobre rezultate što se može vidjeti na onovu testiranja izvršenog nad nepoznatim skupom vektora.

IV. REZULTATI

A. Rezultati klasifikacije

U razvoju i testiranju modula za klasifikaciju, iskorišteno je svih 56 raspoloživih otisaka od kojih je svaki realizovan po 8 puta. Broj kvantizacionih nivoa u koje je kvantizovana direkcionalna slika pri detekciji singularnih tačaka je $n=5$.

Pri klasifikaciji jelovitih lukova, lijeve i desne petlje postignuta je tačnost od 85%, dok tačnost klasifikacije svih otisaka iznosi 80.3%. Struktura klasifikacije otisaka po klasama data je u Tabeli I.

Smanjenje tačnosti klasifikacije svih otisaka u odnosu na otiske sa jednim centrom ukazuje na problem u tačnosti određivanja broja centralnih tačaka. Taj problem se javlja kao posljedica neadekvatnog uzimanja otisaka. Naime, određen broj otisaka je napravljen tako da nije sačuvan trag centralne tačke. Prema tome, upotreba predstavljenog načina klasifikacije zahtijeva da otisci budu realizovani na odgovarajući način.

TABELA I. BROJ TAČNO I POGREŠNO KLASIFIKOVANIH OTISAKA

Algoritam	Luk	Jeloviti luk	Lijeva petlja	Desna petlja	Kružni oblik	Σ	Tačnost
Elspteri							
Luk	16	-	-	-	-	16	100%
Jeloviti luk	-	10	5	-	1	16	62.5%
Lijeva petlja	3	2	120	1	2	128	93.8%
Desna petlja	5	8	4	74	5	96	72.1%
Kružni oblik	2	6	12	10	50	80	62.5%

B. Rezultati prepoznavanja

Testiranja modula za prepoznavanje otisaka su vršena na nepoznatom skupu koji se sastoji od ukupno 70 otisaka, pri čemu svakoj od deset klasa za koje su mreže obučene pripada po 7 slika.

Kako bi se ispitala performanse sistema pri radu sa slikama različitog kvaliteta nad ovim skupom su izvršene različite operacije, Tabela II. Operacija poboljšanja predstavlja filtriranje slike bankom Gaborovih filtera nakon čega se vrši njeno binarizovanje [1].

Primijenjene su dvije vrste testa pri kojima je centralna tačka određivana automatski i manuelno, Tabela III.

Testiranja su vršena pomoću nekorelisanih i korelisanih Hopfildovih neuronskih mreža. Broj iteracija nakon kojih se računa adicione matrice je $n=5$, a parametrima funkcija koje učestvuju u njenom formiranju su dodijeljene vrijednosti $\lambda=1$ i $m=0.1$.

Rezultati prepoznavanja otisaka su dati u Tabeli IV.

TABELA II. SKUPOVI SLIKA NAD KOJIMA SU VRŠENA TESTIRANJA

Oznaka skupa	Opis testirajućeg skupa
T1	Originalne slike otisaka
T2	Poboljšane slike testirajućeg skupa T1
T3	Originalne slike zašumljene gausovim šumom (SNR=20dB)
T4	Poboljšane slike testirajućeg skupa T3
T5	Originalne slike sa oštećenjem na 20% površine
T6	Poboljšane slike testirajućeg skupa T5

TABELA III. PRIMIJENJENI POSTUPCI TESTIRANJA

Oznaka testa	Opis testa
A	Testiranje nad setom otisaka kod kojih je centralna tačka određena automatski.
M	Testiranje nad setom otisaka kod kojih je centralna tačka određena automatski.

TABELA IV. REZULTATI PREPOZNAVANJA OTISAKA

Skup slika	Test	Nekorelisane mreže	Korelisane mreže
T1	A	73 %	84 %
	M	75 %	86 %
T2	A	75 %	86 %
	M	77 %	88 %
T3	A	64 %	75 %
	M	65 %	76 %
T4	A	63 %	80 %
	M	63 %	82 %
T5	A	27 %	30 %
	M	49 %	73 %
T6	A	30 %	38 %
	M	43 %	75 %

Na osnovu rezultata testiranja vidi se da korelisane mreže daju bolje rezultate u odnosu na nekorelisane. U zavisnosti od skupa otisaka nad kojima se vrši testiranje i načina na koji se određuje centralna tačka, to poboljšanje se kreće u granicama od 3% do 32%. Takođe, utvrđuje se da performanse sistema drastično padaju kada se vrši prepoznavanje oštećenih slika, i to naročito pri upotrebi nekorelisanih mreža i automatskog određivanja centralne tačke. Prepoznavanje otisaka upotrebom korelisanih mreža, pri manuelnom određivanju centralne tačke, je mnogo manje osjetljivo na oštećenja slike. Uopšte uzevši, ovim načinom prepoznavanja otiska, su postignuti najkonzistentniji rezultati. S obzirom da ova vrsta testiranja pokazuje uticaj tačnog određivanja centralne tačke na rezultate prepoznavanja, kao logičan zaključak nameće se da je za unapređenje potpuno automatskog prepoznavanja otisaka od vitalnog značaja povećati tačnost algoritma kojim se određuju singularne tačke. Dodatno, ukoliko se uzme u obzir da je taj algoritam usko povezan sa direkcionom slikom [1], zaključuje se da bi prije svega bilo neophodno povećati tačnost njenog određivanja.

V. ZAKLJUČAK

Cilj ovoga rada, prije svega, bio je da ispita mogućnost primjene Hopfieldovih neuronskih mreža u sistemu za prepoznavanje otisaka prstiju. Uz sve probleme tehničke prirode koji se se javili u procesu projektovanja sistema, postignuti su relativno dobri rezultati kada je u pitanju prepoznavanje neoštećenih slika. Međutim, performanse sistema drastično padaju pri testiranju sistema zašumljenim

slikama. Nizak procenat prepoznavanja otisaka u tom slučaju može se objasniti velikom osjetljivošću na šum algoritma za generisanje direkcione slike otiska, pa samim tim i algoritma za određivanje njegove centralne tačke.

Kao jedan od zaključaka rada nameće se to da bi rekonstrukciju oštećenih slika otisaka pomoću Hopfieldovih neuronskih mreža bilo bolje primijeniti u AFIS sistemima, koji eksperti koriste za identifikaciju ljudi, nego u komercijalnim aplikacijama. S obzirom na to da ekspert ima mogućnost da svojim djelovanjem utiče na tok prepoznavanja, smanjio bi se procenat greški koje nastaju zbog osjetljivosti sistema na šum. Uostalom, kod komercijalnih aplikacija prepoznavanje oštećenih slika otisaka se rijetko javlja s obzirom na to da korisnik želi da bude identifikovan i svjesno i namjerno ostavlja otisak. Sistemi projektivani u takve svrhe rade sa slikama dobrog kvaliteta, pa nema potrebe za rekonstrukcijom istih.

Dalji nastavak rada kretao bi se u smjeru proširenja baze i proširenja regiona u kome se vrši prepoznavanje otiska. Kako proširenje baze otisaka ne bi dovelo do preopterećenja neuronskih mreža bilo bi potrebno obučiti neuronske mreže sa svaku od klasa otisaka. Osim toga, bilo bi potrebno povećati otpornost metoda za generisanje direkcione slike na oštećenja slike otiska i povećati tačnost algoritma za određivanje njegove centralne tačke.

LITERATURA

- [1] J. S. Jojić, "Jedan pristup segmentaciji otisaka prstiju", *Zbornik radova XXI Telekomunikacionog foruma TELFOR 2013*, pp. 1082-1085, 2013.
- [2] UPEK Fingerprint Database, <http://www.advancedsourcecode.com/PNGfingerprint.rar>, 2012.
- [3] Fingerprint Verification Competition (FVC2004), <http://bias.csr.unibo.it/fvc2004>, 2004.
- [4] B. Popović, Računarska obrada i klasifikacija slika otisaka prstiju, Magistarska teza, Elektrotehnički fakultet u Beogradu, 1997.
- [5] K. Karu, A.K. Jain, "Fingerprint Classification", *Pattern Recognition*, vol. 29, num. 3, pp. 389-404, 1996.
- [6] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, 2nd Ed., Academic Press, New York, 1990.
- [7] C. T. Lin, C.S.G. Lee, *Neural Fuzzy Systems: A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems*, Prentice Hall, New Jersey, 1996.

ABSTRACT

Fingerprint is a unique biometric parameter which can be used to identify people. For many years this process has been performed by expert teams manually searching huge databases. The progress of computer technology has led to attempts to develop automated systems for fingerprint processing, classification and recognition. This paper presents a fingerprint classification method based on the number of detected singular points and ridge flow in their neighborhood. Also, the fingerprint recognition system, based on Hopfield neural network model of auto-associative memory, is presented.

FINGERPRINT CLASSIFICATION AND RECOGNITION

Jovana Jojić, Zdenka Babić, Željko Đurović