

## JEDNO REŠENJE PROBLEMA PREPOZNAVANJA LICA ZASNOVANO NA NEURALNOJ MREŽI OBUČAVANOJ GENETIČKIM ALGORITMOM

Nikola Sivački, *Perspectives Software Solutions GmbH*  
Igor Tartalja, *Elektrotehnički fakultet Univerziteta u Beogradu*

**Sadržaj** – Rad razmatra problem automatizacije prepoznavanja lica korišćenjem veštačke neuralne mreže. Učenje mreže se obavlja elitnim genetičkim algoritmom, pripadnikom familije metaheurističkih algoritama, zasnovanom na mutacijama, ali bez ukrštanja. Uz uštedu u potrošnji memorije i dobitak u brzini izvršavanja, ostvaren je visok procenat uspešnosti prepoznavanja (oko 94%) na konkretnom skupu fotografija lica uz različite uslove osvetljenja i izraza lica.

### 1. UVOD

Problem prepoznavanja uzoraka je u prošlosti rešavan na više načina, ali je tek u skorije vreme postala popularna primena veštačkih neuralnih mreža u kombinaciji sa genetičkim algoritmima za rešavanje ovih problema [1].

Problem prepoznavanja lica je predmet istraživanja opisanog u ovom radu. Istraživanje je zasnovano na eksperimentima sa implementacijama jednog metaheurističkog (genetičkog) algoritma primenjenog na učenje (trening) neuralne mreže za problem prepoznavanja lica. Primarni cilj istraživanja je bio da se pokaže da se ovaj algoritam može uspešno primeniti na rešavanje problema prepoznavanja osoba i njihovih raspoloženja sa crno-belih slika. Praktične primene rezultata istraživanja se prvenstveno planiraju u okviru adaptivnih korisničkih interfejsa. Osnovni algoritam [2] je modifikovan radi postizanja manjeg utroška memorije. Postignuti rezultati od približno 94% uspeha u prepoznavanju lica, kao i potvrđena mogućnost nezamernarljive uštede u memoriji uz određen dobitak u brzini, ohrabruju za nastavak istraživanja u pravcu povećanja uspeha u prepoznavanju lica i još veće efikasnosti kako trenaznog postupka, tako i primene istrenirane mreže.

U odeljku 2 predstavljen je širi problem prepoznavanja uzoraka sa slika kao i specifičan problem prepoznavanja lica i ukazano na značaj rešavanja ovog problema. Odeljak 3 predstavlja kratak pregled postojećih rešenja (uključujući i tehnike koje koriste neuralne mreže) problema prepoznavanja lica. U odeljku 4 je opisano predloženo rešenje, a u odeljku 5 su analizirani postignuti rezultati. Konačno, dat je zaključak sa sumiranim rezultatima i planovima za dalje istraživanje.

### 2. PROBLEM

Prepoznavanje (klasifikacija) uzoraka predstavlja proces uočavanja pripadnosti objekta ili događaja jednoj od unapred definisanih kategorija. Kategorija (klasa) uzoraka predstavlja skup uzoraka koji dele zajedničke atribute i najčešće dele isto poreklo. Tokom procesa prepoznavanja, uzorku (objektu ili događaju) se dodeljuje unapred definisana klasa uzoraka [3].

Posebnu kategoriju medija na kojem se mogu prepoznati objekti predstavljaju slike, a problem prepoznavanja objekata na slici je problem čije rešavanje ima mnoge praktične i značajne primene. Problem prepoznavanja objekata na

slikama se može raščlaniti na potproblem analize slike sa detekcijom i ekstrakcijom mogućih objekata i potproblem prepoznavanja ekstrahovanih objekata njihovim poređenjem sa bazom poznatih uzoraka. Ovaj rad se bavi drugim potproblemom, koristeći gotove alate [4] za rešavanje prvog potproblema.

Ulazni podatak za klasifikator (mašinu koja obavlja proces klasifikacije) mogu biti svi pikseli slike (holistički pristup) [5] ili odabrani delovi slike, ekstrahovani nekim algoritmom (pristup diskretnih komponenta) [5]. U ovom radu se primenjuje holistički pristup klasifikacije.

Neke od oblasti u kojima se veštačko prepoznavanje objekata na slikama danas primenjuje su:

- optičko prepoznavanje karaktera (OCR):
  - štampani tekst: digitalizacija dokumenata, mašine za čitanje za slepe
  - rukom pisan tekst: ulaz PDA uređaja, sortiranje pisama po poštanskom broju, obrada pisanih brojeva (čekovi), uočavanje falsifikovanih potpisa
- biometrika:
  - prepoznavanje lica
  - prepoznavanje otisaka prstiju
  - prepoznavanje irisa
- dijagnostika:
  - klasifikacija rentgenskih, ultrazvučnih i drugih snimaka u medicinskoj dijagnostici
  - uočavanje grešaka u proizvodnji mašinskih ili elektronskih komponenta
- obrada snimaka iz vazduha/orbite:
  - prepoznavanje objekata na zemlji i drugim nebeskim telima
  - praćenje klimatskih pojava

Automatsko prepoznavanje lica, koje je tema ovog rada, može imati veliki značaj u razvoju naprednih intuitivnijih korisničkih interfejsa i sigurnosnih sistema, samostalno ili u kombinaciji sa drugim biometrijskim tehnologijama. Diskretna provera prisustva prijavljenog korisnika na sistem za vreme cele sesije može da pomogne da se izbegnu neželjene situacije promene korisnika koji preuzma identitet osobe koja je prekinula sesiju ne odjavivši se sa sistema. Sa druge strane, prepoznavanje raspoloženja korisnika na osnovu izraza lica može doprineti automatskom prilagođenju korisničkog interfejsa, a mimika lica se može iskoristiti (samostalno ili kao dopuna uz komande izdate glasom) za upravljanje radom programa za osobe koje ne mogu koristiti uobičajene kanale komunikacije sa računarom.

### 3. POSTOJEĆA REŠENJA

Pored neuralnih mreža u oblasti prepoznavanja uzoraka (kao što su i lica) koriste se i druge metode. Iako se ovaj rad

fokusira na tehnike u kojima se koriste neuralne mreže, radi kompletnosti, najpre će se dati kratak pregled važnijih tehnika koje se koriste u prepoznavanju uzoraka, a ne zasnivaju se na primeni veštačkih neuralnih mreža.

### 3.1 REŠENJA ZASNOVANA NA DRUGIM TEHNIKAMA

Statističke metode (Markovljevi modeli) [6] korišćene za prepoznavanje lica postižu dobre rezultate. Uspešno se koriste i SVM (*Support Vector Machines*) metode [7], kako za problem prepoznavanja, tako i uočavanja lica. Značajno mesto zauzimaju i *Eigenface/Fisherface* metode koje koriste PCA (*principal component analysis*) tehnike za redukciju dimenzionalnosti [8]. *Eigenface/Fisherface* metode se koriste isključivo za klasifikaciju uzoraka predstavljenih pikselima (holistički pristup), dok se neuralne mreže mogu koristiti i za klasifikaciju uzoraka na osnovu ekstrahovanih diskretnih komponenata, a Markovljevi modeli se koriste isključivo pri prepoznavanju na osnovu diskretnih komponenata slike. Komponente slike mogu biti karakteristične tačke lica (kojih može biti i nekoliko desetina) koje definišu graf lica, na osnovu kojeg se obavlja klasifikacija.

### 3.2 REŠENJA ZASNOVANA NA NEURALNIM MREŽAMA

Jedan od popularnijih algoritama za učenje neuralnih mreža, *backprop* (*backpropagation*) algoritam, je korišćen i za uočavanje lica [9]. *Backprop* algoritam obavlja propagaciju signala greške unazad kroz mrežu i na osnovu njega se obavlja ažuriranje koeficijenata mreže u cilju smanjenja kvadrata greške na izlazu. Pored *backprop* algoritma, neuralne mreže su učene i korišćenjem genetičkih algoritama, inspirisanih evolucijom [1]. Genetički algoritam simulira biološku evoluciju genotipa (gde u slučaju neuralnih mreža genotip predstavlja niz koeficijenata neuralne mreže) primenjujući mutaciju (unošenje slučajnih promena koeficijenata neuralne mreže, po analogiji sa mutacijama na DNK molekulu) i ukrštanje (kombinovanje nizova koeficijenata dve mreže pri formiranju mreža-potomaka, po analogiji sa kombinovanjem hromozoma u biološkoj evoluciji).

## 4. PREDLOŽENO REŠENJE

Korišćena neuralna mreža je *feedforward* tipa sa 900 neurona u ulaznom sloju, jednim skrivenim slojem sa 50 neurona i  $N$  neurona u izlaznom sloju, gde je (u ovoj primeni)  $N$  – broj osoba koje mreža klasifikuje [10]. Korišćena je topologija potpuno povezanih neurona. Na ulaze mreže se dovode signali koji predstavljaju vrednost (nijansu sive) piksela slike.

Izlazne vrednosti svakog od  $N$  izlaznih neurona su iz intervala  $(0,1)$ , gde je visoka vrednost izlaza proporcionalna većoj verovatnoći pripadanja uzorka na ulazu mreže klasi objekata povezanoj sa datim izlaznim neuronom (u ovom slučaju datom osobom). Usvojeno pravilo pri interpretaciji vrednosti izlaza izlaznih neurona jeste da se lice klasifikuje kao lice osobe  $K$  ako je izlazni signal na  $K$ -tom neuronu najveći i istovremeno veći od 0.5.

Polazeći od poznatog genetičkog algoritma [2], ovaj rad se bavi istraživanjem mogućnosti dobijanja kvalitetnih

rezultata pri učenju neuralne mreže za prepoznavanje lica, bez ukrštanja i primenom principa elitizma jednog genotipa. Elitizam jednog genotipa označava pojavu da celokupna sledeća generacija predstavlja potomke samo jednog – najboljeg genotipa (koeficijenata neuralne mreže). Izbacivanje ukrštanja iz procesa evolucije označava pojavu da se nova generacija ne formira kombinovanjem koeficijenata prethodne generacije, već da je jedini izvor novih osobina – mutacija koeficijenata mreže. Na ovaj način je intenzifikacija (pojačavanje metaheurističkog pretraživanja prostora rešenja u okolini trenutno najboljeg rešenja) oličena u elitizmu, dok diverzifikaciju (unošenje novina, odnosno razlika u odnosu na prethodna rešenja, pri generisanju novih rešenja) u pretraživanju obavlja mutacija.

Uvođenjem ova dva ograničenja, otvorena je mogućnost za značajnu optimizaciju implementacije algoritma po pitanju memorijskog prostora potrebnog za izvršavanje algoritma.

U osnovi, predloženi algoritam se svodi na sledeće korake:

1. Generiši slučajno rešenje (niz koeficijenata neuralne mreže)
2. Generiši skup od  $N$  slučajnih promena nad rešenjem
3. Za svaku vrednost  $i$  ( $1 \leq i \leq N$ ):
  - 3.1. Primeni promenu nad rešenjem
  - 3.2. Izračunaj kvalitet rešenja
  - 3.3. Poništi efekte primenjene promene
4. Primeni najkvalitetnije rešenje
5. Idi na tačku 2, dok se ne postigne ciljani kvalitet.

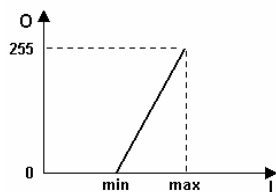
Promene koje se generišu simuliraju ostatak populacije i date su u formi  $(n, d)$ , gde je  $n$  – indeks u strukturi koja predstavlja neuralnu mrežu (niz realnih koeficijenata) na kojem će promena biti izvršena, a  $d$  – veličina promene. Vraćanje mutacije “unazad” u tački 3.3 se vrši jednostavnim i brzim oduzimanjem vrednosti  $d$  od vrednosti koeficijenta na lokaciji  $n$ . Svaka od generisanih promena u tački 2 predstavlja niz ovako predstavljenih mutacija, a veličina niza se može menjati u toku rada algoritma i srazmerna je koeficijentu mutacije. Preciznije, koeficijent mutacije određuje veličinu mutacionog niza, pa na primer koeficijent mutacije od 0.01 pri veličini mreže od 1000 koeficijenata znači da će dužina mutacionog niza biti 10 parova  $(n, d)$ .

Kvalitet rešenja se računa na osnovu trenaznog skupa koji predstavlja skup parova ulaz-izlaz mreže, kojim definišemo koje izlaze želimo da naš klasifikator (neuralna mreža) generiše za date ulaze. Odstupanje od ovakvog, ciljnog, ponašanja klasifikatora predstavlja grešku mreže, na osnovu koje se dobija kvalitet mreže (veličina obrnuto srazmerna grešci mreže).

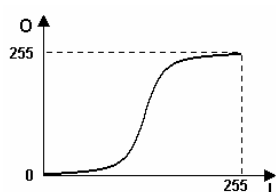
Prednost predložene implementacije algoritma jeste u uštedi u prostoru – umesto čuvanja  $N$  rešenja u memoriji, kao kod originalnog genetičkog algoritma [2], ovde se u memoriji čuva samo jedno rešenje.

U cilju smanjenja uticaja varijacije u osvetljenju nad slikama lica, pre procesa prepoznavanja, primenjene su dve transformacije prikazane na slikama 1 i 2. Na obe slike, na  $x$ -osi se nalaze intenziteti piksela slike pre transformacije ( $I$ ), dok se na  $y$ -osi nalazi vrednost piksela nakon primenjene transformacije ( $O$ ). Prva transformacija (slika 1) vrši

normalizaciju intervala vrednosti piksela slike, prilikom čega dobijamo sliku sa vrednostima piksela iz intervala 0-255. Druga transformacija (slika 2) vrši nelinearnu polarizaciju vrednosti piksela slike. Na slici 3 je dat primer slike u različitim fazama pripreme za proces klasifikacije: bez transformacija, nakon prve i nakon obe transformacije, respektivno.



Slika 1 – Prva transformacija piksela slike lica (normalizacija)



Slika 2 – Druga transformacija piksela slike lica (polarizacija)



Slika 3 - Primer primene transformacija u procesu pripreme slike lica za klasifikaciju: pre transformacija, nakon normalizacije i nakon polarizacije, respektivno

## 5. ANALIZA REZULTATA

Pored formiranja skupa slika za treniranje mreže (na osnovu kojeg se računa kvalitet mreže tokom procesa učenja), formiran je i skup za testiranje kojim je, nakon učenja, izračunata sposobnost mreže da klasifikuje na osnovu naučenog.

Pri formiranju oba skupa korišćena je *Yale Face Database* [11], baza lica koja sadrži slike lica 15 osoba, za svaku osobu po 11 slika (za različite izraze lica i uslove osvetljenja).

Za treniranje mreže, izabrano je po 6 slika 5 osoba, koje bi mreža trebalo da prepozna. Takođe, izabrana je po jedna slika još 5 osoba koje bi mreža trebalo da klasifikuje kao 'nepoznate'. Naravno, mreža treba da klasifikuje i svako novo lice koje se ne nalazi u ovim skupovima kao nepoznato. Na ovaj način, definisano je ukupno 6 skupova klasifikacije sa ukupno 35 slika.

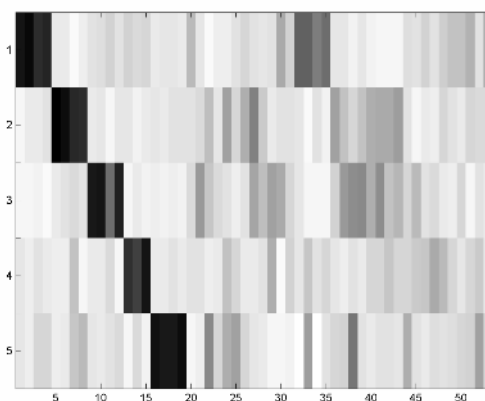
Za testiranje mreže, korišćene su po 3 do 4 nove slike za prvih 5 osoba (samo za jednu osobu 3 slike) iz trenažnog skupa, po 4 slike 5 osoba iz kontrolnog skupa "nepoznatih" osoba, kao i po 3 slike 5 osoba koje ne postoje u trenažnom skupu, uz očekivanje da će i one biti klasifikovane kao nepoznate.

Različiti uslovi osvetljenja su korišćeni za slike lica iz skupa osoba koje bi trebalo klasifikovati kao nepoznate, kao i kod osoba koje klasifikator ranije nije video.

Na slici 4. dat je primer fotografija osoba koje je klasifikator uspešno prepoznao uprkos različitim uslovima osvetljenja i izraza lica (u prvom redu su date slike iz trenažnog skupa jedne osobe, dok su u drugom redu date slike iz test-skupa iste osobe, osim dve poslednje slike, koje predstavljaju dve osobe koje klasifikator nije ranije video i uspešno klasifikovao kao nepoznate), dok su na slici 5 grafički predstavljene intenziteti signala na izlazu iz neuronske mreže pri prepoznavanju slika iz test-skupa. Na x-osi slike 5 su navedeni redni brojevi slika iz test skupa, dok su na y-osi redni brojevi izlaznih neurona neuralne mreže koji odgovaraju pojedinim osobama. Vidi se da za prvih pet osoba (fotografije 1-19) imamo visoke (tamne) signale na odgovarajućim izlaznim neuronima, dok za narednih pet osoba (fotografije 20-39) imamo svetlo sive trake, dovoljno slabe da klasifikuju ulazna lica kao "nedefinisana", što je usvojena interpretacija ovakvog izlaza klasifikatora za dati problem prepoznavanja lica. Te fotografije predstavljaju upravo lica novih osoba čije slike klasifikator do testiranja nije "video". Fotografije od 40 do 54 odgovaraju osobama koje su ušle u kontrolni trenažni skup koji reprezentuje nepoznatu osobu.



Slika 4 – Primeri fotografija lica korišćenih za treniranje (prvi red) i testiranje (drugi red) klasifikatora



Slika 5 – Grafički prikaz aktivacija izlaznih neurona (y-osa) u zavisnosti od fotografije iz test skupa (x-osa) - tamnije trake označavaju jače aktivacije.

Ostvarena je uspešnost od 94.4% pri klasifikaciji lica iz skupa za testiranje, uz uspešnost od 80% pri klasifikaciji novih osoba kao nepoznatih i 100% uspešnosti u klasifikaciji poznatih osoba, što pokazuje da se predloženi algoritam može

uspešno koristiti za učenje neuralnih mreža za prepoznavanje lica, u određenoj klasi primena u kojoj greška u prepoznavanju ne bi bila fatalna.

Algoritam je isproban i na problemu klasifikacije raspoložena lica na osnovu tri izraza: neutralno, veselo i tužno lice. Za treniranje mreže korišćene su po 3 karakteristične slike lica 10 osoba, a za testiranje mreže korišćene su slike lica istih izraza novih 5 osoba. Ostvarena je uspešnost u klasifikaciji raspoložena od preko 60%, skoro duplo više od nasumične klasifikacije, što ukazuje na prisustvo generalizacije u učenju mreže. Neuralna mreža u ovoj primeni obavlja zapravo interpolaciju oko tačaka prostora pretrage koje odgovaraju različitim licima iz trenažnog skupa, ali i ekstrapolaciju u slučaju nepoznatih lica. Za postizanje boljih rezultata potrebno je da uzorci budu što kvalitetniji u statističkom smislu, pa bi obimniji i raznovrsniji trenažni skup morao biti korišćen u daljim istraživanjima, a u cilju ostvarivanja većeg uspeha pri prepoznavanju osoba i izraza lica.

Poznato je da, na početku procesa učenja, visoke vrednosti koeficijenta mutacije (reda 20-30% ukupne veličine genotipa) imaju pozitivan uticaj i doprinose brzom evoluciji [12], što se pokazalo tačnim i u ovoj varijanti algoritma. Međutim, u eksperimentu se pokazalo da visoke vrednosti koeficijenta mutacije mogu biti korisne i u kasnijim fazama učenja, pa bi naprednije verzije ovog algoritma mogle da vrše automatsku adaptaciju koeficijenta mutacije tokom procesa evolucije.

Koeficijent mutacije  $m$ , veličina koja određuje količinu promene generisane u tački 2 algoritma, direktno utiče na odnos zauzeća memorije pre i posle optimizacije  $K$ , na sledeći način:

$$K \approx 1/2m \quad (1)$$

Dokaz:

Zauzeće memorije pre optimizacije,  $S_1$ , iznosi :

$$S_1 = M * N \quad (2)$$

gde je:  $N$  – veličina populacije,  $M$  – zauzeće jednog rešenja (genotipa, niza koeficijenata neuralne mreže)

Zauzeće memorije posle optimizacije,  $S_2$ , iznosi:

$$S_2 = 2 * m * M * N + M \quad (3)$$

gde je:  $m$  – koeficijent mutacije, a prvi član u zbiru – zauzeće opisa mutacija u memoriji (broj dva potiče od činjenice da je svaka promena koeficijenta opisana sa dva broja – mestom promene i količinom promene). Za  $N \gg 1$ , odnos  $K = S_1 / S_2$  se svodi na (1). Dobitak u memorijskom prostoru se ostvaruje samo za vrednosti koeficijenta mutacije  $m < 0.5$ .

## 6. ZAKLJUČAK

Predloženi algoritam karakteriše dinamički odnos intenzifikacije i diverzifikacije koji je u stanju da reši problem učenja neuralne mreže za prepoznavanje lica sa visokim procentom uspešnosti. Izabrana arhitektura i algoritam takođe ukazuju na mogućnost klasifikacije na osnovu izraza lica. Najzad, optimizacija algoritma koju predlaže ovaj rad, bi mogla biti primenjena i na problem učenja neuralnih mreža za prepoznavanje drugih tipova uzoraka.

Radi ostvarivanja kvalitetnijih rezultata prepoznavanja (iznad 94% uspeha za prepoznavanje poznatih osoba i iznad 60% za prepoznavanje raspoložena), potrebna su dodatna

istraživanja na većem uzorku različitih lica i različitih izraza istih lica uz duže treninge neuralne mreže.

Takođe, dalji koraci bi mogli obuhvatiti rad na dodatnim poboljšanjima algoritma, u cilju ostvarivanja automatske adaptacije koeficijenta mutacije tokom trajanja procesa simulirane evolucije.

## LITERATURA

- [1] Yao, X., "Evolving artificial neural networks," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 87, No.9, pp. 1423-1447 1999.
- [2] Goldberg, D.E., *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, Addison-Wesley, Reading, MA., 1989.
- [3] Duda, R.O., Hart, P.E. *Pattern Classification and Scene Analysis*, J. Wiley & Sons, New York, 1982. (2nd edition 2000).
- [4] Intel OpenCV library, [www.intel.com/research/mrl/research/opencv](http://www.intel.com/research/mrl/research/opencv)
- [5] Brunelli, R., Poggio, T., "Face recognition: Features versus templates," *PAMI*, Vol.15, No.10, pp. 1042-1052, October 1993.
- [6] Nefian, A. V., Hayes, M. H., "Hidden Markov models for face recognition," In *Proceedings IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 2721-2724, Seattle, May 1998.
- [7] Cortes, C., Vapnik, V., "Support vector networks," *Machine Learning*, Vol. 20, No. 3, pp. 1-25, 1995.
- [8] Zhang, J., Yan, Y., and Lades, M., "Face recognition: eigenface, elastic matching and neural nets," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 85, No.9, pp. 1423-1435 September 1997.
- [9] Rowley, H.A., Baluja, S., and Kanade, T. "Neural network-based face detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, No. 1, pp. 23-38, Jan. 1998.
- [10] Neural Networks FAQ, Neural Network FAQ, [ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ.html](http://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ.html)
- [11] Yale Face Database, <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>
- [12] Bäck, T., "Optimal mutation rates in genetic search," *Proc. Of The Fifth International Conference On Genetic Algorithms*, pp. 2-8, 1993.

**Abstract** – This paper discusses the problem of automated face recognition using artificial neural networks. The training of the neural network is done using an elitist genetic algorithm, a member of a wider family of metaheuristic algorithms, based on mutations, but without crossover. With decrease in memory occupancy and gain in speed, we obtained a high recognition success ratio (around 94%) on a concrete set of photographs with different illumination conditions and facial gestures.

## ONE SOLUTION TO A FACE RECOGNITION PROBLEM USING A NEURAL NETWORK AND A GENETIC ALGORITHM

Nikola Sivački, Igor Tartalja