

Procjena sličnosti lica parova

Harjač, Marina

Undergraduate thesis / Završni rad

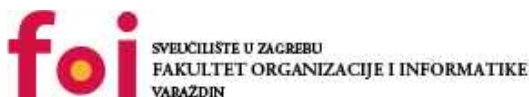
2019

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Zagreb, Faculty of Organization and Informatics / Sveučilište u Zagrebu, Fakultet organizacije i informatike**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:211:718595>

Rights / Prava: [Attribution 3.0 Unported](#) / [Imenovanje 3.0](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-04-25**



Repository / Repozitorij:

[Faculty of Organization and Informatics - Digital Repository](#)



SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ORGANIZACIJE I INFORMATIKE
V A R A Ž D I N

Marina Harjač

PROCJENA SLIČNOSTI LICA PAROVA
ZAVRŠNI RAD

Varaždin, 2019.

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ORGANIZACIJE I INFORMATIKE
V A R A Ž D I N

Marina Harjač

Matični broj: 44874/16–R

Studij: Informacijski sustavi

PROCJENA SLIČNOSTI LICA PAROVA
ZAVRŠNI RAD

Mentorica:

Doc. dr. sc. Petra Grd

Varaždin, rujan 2019.

Marina Harjač

Izjava o izvornosti

Izjavljujem da je moj završni rad izvorni rezultat mojeg rada te da se u izradi istoga nisam koristila drugim izvorima osim onima koji su u njemu navedeni. Za izradu rada su korištene etički prikladne i prihvatljive metode i tehnike rada.

Autor/Autorica potvrdio/potvrdila prihvaćanjem odredbi u sustavu FOI-radovi

Sažetak

Prepoznavanje lica već se godinama koristi u različite svrhe, ali samo sa jednim ciljem a to je prepoznavanje lica. Lice kao i otisak prsta jedinstveno je za svaku osobu, unatoč tome lice nije jedini faktor u biometriji koje se danas upotrebljava za identifikaciju osobe. Razvojem tehnologije počelo se razvijati i primjenjivanja prepoznavanja lica. Pa tako u današnje vrijeme ljudi nisu ni sami svjesni koliko zapravo često upotrebljavaju različite aplikacije za prepoznavanje, neki primjeri aplikacija su FaceFirst, Blippar, Face2Gene, Emoticonar za Messenger, Face Lock Screen itd. Tema ovog rada je usporedba lica parova, a najveći fokus će biti na pojašnjavanju mehanizma algoritma usporedbe lica. Algoritam za usporedbu lica parova baziran je na dubinskom učenju (eng. deep learning), a razlog toga je što dubinsko učenje pripada najsuvremenijim metodama (eng. state of the art). Korištenjem navedenog algoritma usporedila sam sličnosti parova. Ljudsko oko percipira ograničeno, a algoritam daje točniji uvid u suptilnije sličnosti, odnosno različitosti lica.

Ključne riječi: biometrija; čimbenici procjenjivanja; otisak prsta; prepoznavanje lica; deep learning; dlib; CNN; PCA; ICA

Sadržaj

1. Uvod	1
2. Biometrija	2
2.1. Pojam biometrija	2
2.2. Čimbenici procjenjivanja preciznosti modaliteta	3
3. Prepoznavanje lica	5
3.1. Povijest	5
3.2. Način funkcioniranja i upotreba sustava	7
3.3. Usporedba prepoznavanje lica i otisak prsta	7
3.3.1. Prednosti i nedostaci prepoznavanja lica	8
4. Aplikacija	9
4.1. Algoritmi	9
4.2. Algoritam procjena sličnosti lica parova	12
4.2.1. Sličnosti lica parova	12
4.2.2. Prikaz algoritma	13
4.2.3. Statistika	22
4.2.4. Rezultat istraživanja	25
5. Zaključak	26
Popis literature	27
Popis slika	30
Popis tablica	31

1. Uvod

Tema ovog završnog rada je procjena sličnosti lica parova. Kako bih se kvalitetno mogli baviti temom prvo ću opisati osnovne pojmove. Znanost koja se bavi identificiranjem osobe pomoću bioloških faktora zove se biometrija. Ukratko ću opisati biometriju, te doći do teme prepoznavanje lica. („Definicije i značenja Biometrija“)

Prepoznavanje lica u današnje vrijeme je veoma zastupljeno te se koristi za razne oblike osiguranja, ali i zabave. Proći ću povijest i osnove prepoznavanja lica te neke od njenih primjena u današnjem svijetu.

Nakon objašnjenja same tematike pojasnit ću praktični dio svog završnog rada. Opisati ću aplikaciju, način na koji sam došla do nje. Navest ću i objasniti mehanizme koji se koriste kako bi ovaj rad bio napravljen.

Nastojat ću naglasiti fizičke, biološke i psihološke faktore koji utječu na rezultate dobivene praktičnim radom ovog završnog rada. Sve to bit će omogućeno korištenjem računala i suvremene tehnologije.

Za temu sam se odlučila jer me oduvijek zanimalo kako zapravo funkcionira algoritam za usporedbu lica. Isto tako me zanimalo postoji li on uopće na načine koji se prikazuju u raznim filmovima. Uspoređivanje lica parova je nešto što je više puta bilo rađeno, ali metoda usporedbe nije bio računalni algoritam, stoga sam odlučila pomno istražiti ovu temu i pokazati koliko su zapravo lica parova slična ili različita.

2. Biometrija

U današnje vrijeme postoje različiti načini identifikacije osoba, jedan od načina je prepoznavanje lica. Algoritmi za usporedbu lica bazirani su na biometriji, zbog toga je veoma važno naglasiti što je to zapravo biometrija i na koji način algoritam uspoređivanja lica funkcionira.

2.1. Pojam biometrija

Pojam biometrija predstavlja skup automatiziranih metoda za jedinstveno prepoznavanje ljudi temeljeno na jednoj ili većem broju njihovih fizičkih i ponašajnih karakteristika. („Definicije i značenja Biometrija“)

U informatičkoj tehnologiji biometrija se odnosi na tehnologije koje mjere i analiziraju fizičke i ponašajne karakteristike čovjeka, zbog toga biometrija objedinjuje korištenje specijalnih uređaja i programa koji analiziraju dobivene informacije.

Postoje dvije grane biometrije, a to su fizička biometrija i biometrija ponašanja. Fizička biometrija se bavi uzorkovanjem fizionomije ljudskog tijela i njegovim jedinstvenim karakteristikama. Temelj fizičke biometrije je ljudska fizička jedinstvenost.

Vrste fizičke biometrije su:

- čitanje DNK zapisa
- skeniranje šarenice
- prepoznavanje lica
- geometrija šake
- provjera vena
- otisak prsta. („What is Biometrics? - Definition from WhatIs.com“)

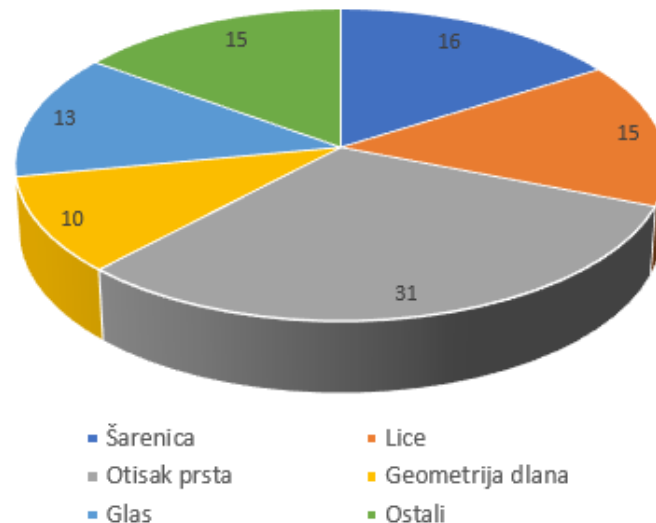
Druga grana biometrije je biometrija ponašanja. Kao što i samo ime govori biometrija ponašanja opisuje fizikalne karakteristike kao što su kretanje, glas i još mnoge druge koje su za svakog čovjeka dijelom jedinstvene.

Vrste biometrije ponašanja:

- prepoznavanje glasa
- prepoznavanje rukopisa ili potpisa
- dinamika tipkanja
- dinamika hoda

- dinamika mirisa. („What is Biometrics? - Definition from WhatIs.com“)

Od navedenih grana biometrije najučestalija je fizička biometrija, razlog tome je što se vrste fizičke biometrije najčešće koriste kod identifikacije neke osobe jer kao što i samo ime govori vezane su uz svaku osobu i jedinstvene su. Postotak korištenosti fizičke biometrije, ali i biometrije ponašanja može se vidjeti na slici 1. Na kojoj je pokazano kako je najtraženija tehnologija ona za otisak prsta, dok je tehnologija za prepoznavanje lica na 3. mjestu.



Slika 1: Postotak biometrijske tehnologije na tržištu (Izvor: „Top Five Biometrics: Face, Fingerprint, Iris, Palm and Voice“, bez dat.)

Korištenje otiska prsta za identifikaciju osobe smatra se jednom od najpreciznijih metoda, jedino što je potrebno za identifikaciju osobe je uređaj koji skenira prst i baza podataka. Dok je kod identifikacije osobe prepoznavanjem lica potrebna kamera ili slika i baza podataka. Slika 1 nam pokazuje postotak korištenosti pojedine biometrijske karakteristike na tržištu. Ovaj postotak nam ukazuje samo na to da u većini slučajeva ljudi koriste otisak prsta, jer njega je puno lakše izmijeniti, uz pristanak osobe.

2.2. Čimbenici procjenjivanja preciznosti modaliteta

Čimbenici uključuju zahtjeve, okruženje i okolnosti aplikacije kao i prihvatljivost i jednostavnost upotrebe. Neki od čimbenika kao što su okolina mogu uključivati i radni uvjet ljudi koji će redovito koristiti sustav, način na koji će ga koristiti i izvedivost.

Nekoliko čimbenika koje je potrebno uzeti u obzir prilikom odabira modaliteta su:

- točnost – jedan on najvažnijih čimbenika koji se mora uzeti u obzir prilikom odabira modaliteta. Faktori koji utječu na točnost su stopa lažnog prihvaćanja (eng. False

acceptance rate - FAR), stopa lažnog odbacivanja (eng. False reject rate - FRR), stopa pogreške, stopa identifikacije, itd.

- „anti-spoofing“ sposobnosti – čimbenik koji naglašava važnost jake zaštite od napada uljeza. Pojam „spoofing“ označava neovlašteni pokušaj pristupa sustavu poznat je još kao napad podmetanja stoga bi odabrani modaliteti trebali imati snažne sposobnosti obrane od takve vrste napada.
- isplativost – čimbenik u kojem se uz učinkovitost i prikladnost određenog modaliteta određuje i njegova isplativost od drugog i sa pogleda karakteristike hardvera ili osnovne tehnologije.
- prihvatljivost korisnika – čimbenik koji se mijenja s obzirom na kulturu ljudi te je važno razumjeti kulturu ljudi i modaliteta, kako modalitet ne bi uzrokovao probleme u prihvaćanju od korisnika.
- higijena – čimbenik u kojem se odlučuje dali je modalitet ovisan o kontaktu ili ne.

Stoga bi organizacije kako bi odabrale željeni modalitet trebale uzeti u obzir sve gore navedene faktore. Odabrani modalitet bi trebao ispunjavati operativne zahtjeve koji su potrebni za njihovo korištenje. („Top Five Biometrics: Face, Fingerprint, Iris, Palm and Voice“)

Tablica 1: Usporedba biometrijskih modaliteta

Modalitet	Točnost	Jednostavnost upotrebe	Prihvaćanje korisnika
Lice	niska	visoka	visoka
Otisak prsta	visoka	srednja	niska
Šarenica	visoka	srednja	srednja
Geometrija dlana	visoka	visoka	srednja
Glas	srednja	visoka	visoka

(Izvor: „Top Five Biometrics: Face, Fingerprint, Iris, Palm and Voice“, bez dat.)

Važno je naglasiti kako ne postoji niti jedan biometrijski modalitet koji bi bio najbolji za sve slučajeve i implementacije. Iz ove tablice možemo vidjeti kako lice od svih modaliteta jedino ima nisku točnost, a razlog tome je što se lice s godinama mijenja, a i u ovo moderno doba puno ljudi se odlučuje za estetske operacije. Jedna od stvari koju možemo vidjeti u tablici 1 je da geometrija dlana ima visoku točnost kao i otisak prsta i šarenica. Isto tako možemo vidjeti da je otisak prsta nisko prihvaćen od korisnika dok su glas i lice veoma prihvaćeni.

3. Prepoznavanje lica

Svima je dobro poznato da je otisak prsta jedinstven za svaku osobu, rijetki su oni koji su svjesni da je i lice jedinstveno isto tako za svaku osobu. Naravno lice se sa godinama mijenja stoga nije toliko točno kao otisak prsta, ali i dalje ima nekoliko prednosti koje ću navesti u nastavku.

3.1. Povijest

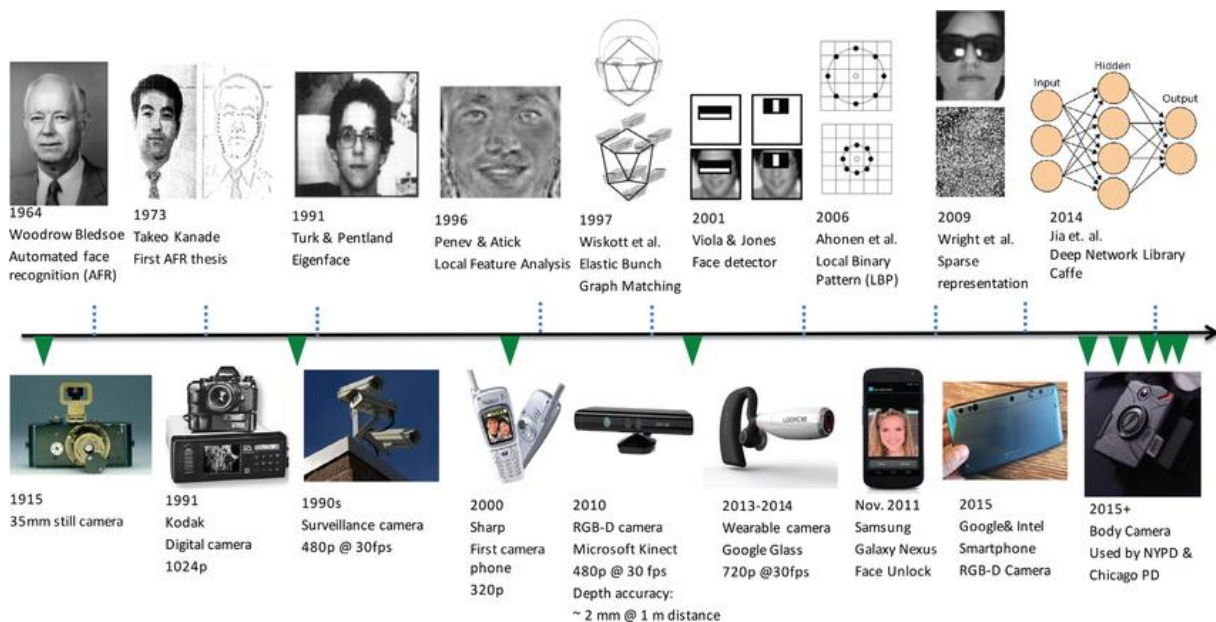
Razvojem tehnologije razvijaju se i različite vrste identifikacije osoba. Tako se i prepoznavanja lica konstantno mijenja i unaprjeđuje.

Prvi počeci sustava za prepoznavanje lica bili su tijekom 1964. i 1965. godine kada su Woody Bledsoe, Helen Chan Wolf i Charles Bisson zajedno radili na računarskom projektu prepoznavanje ljudskog lica. Bledsoe je bio ponosan na rad, ali s obzirom da je projekt financirala neimenovana obavještajna agencija veoma malo informacija je bilo dostupno javnosti. Kasnije je na temelju dostupnih referenci otkriveno da je Bledsoejev početni pristup uključivao ručno označavanje različitih dijelova lica, poput usta, očnih centara, itd. Te su ih matematički rotirali pomoću računala da bi nadoknadili varijaciju poza, uz to se automatski izračunavala i uspoređivale udaljenosti između orijentira kako bi se utvrdio identitet. (Karl Maria Michael de Leeuw, Jan Bergstra, 2007)



Slika 2: Prvi svjetski sistem za prepoznavanje lica (Izvor: „The RAND tablet, the first computer graphical interface. Circa 1963. | 1963 | Pretty art, Box tv“, bez dat.)

Kasnije 1970-ih godina A. J. Goldstein, L. D. Harmon i A. B. Lesk u svom istraživanju koriste 21 specifičnu karakteristiku kao što je boja kose i debljina usana kako bi automatizirali prepoznavanje. No najveći problem kod toga je bilo što su se mjerenja ručno izračunavala, sve do 1988. godine kada M. Kirby i L. Sirovich primjenjuju princip komponenata, standardnu linearnu tehniku linearne algebre za prepoznavanje lica. Tom tehnikom dokazali su da je manje od sto vrijednosti potrebno za točnu normalizaciju slike lica. Godine 1991. M. Turk i A. Penland otkrili su da je tokom korištenja metode svojstvenih vektora nastala pogreška koja se može koristiti za otkrivanje lica u slikama, to otkriće je omogućilo pouzdano prepoznavanje lica u stvarnom vremenu. („History of Face Recognition & Facial recognition software“, bez dat.; Karl Maria Michael de Leeuw, Jan Bergstra, 2007)



Slika 3: Vremenski slijed unaprijeđena prepoznavanja lica (Izvor: „Major milestones in the history of automated face recognition. While... | Download Scientific Diagram“, bez dat.)

Početkom 1990-ih Agencija za napredne obrambene istraživačke projekte (eng. Defense Advanced Research Projects Agency - DARPA) i nacionalni institut za standarde i tehnologiju (eng. National Institute of Standards and Technology - NIST) uveli su program za prepoznavanje lica („FERET“). U projekt je bilo uključeno stvaranje baze podataka slika lica koja su sadržavale 24-bitne verzije slika u visokoj rezoluciji. Tada još program nije bio funkcionalan sve do 2009. godine kada je šerif okruga Pinellas stvorio forenzičku bazu podataka sa fotografijama iz Državnog odjela za sigurnost na cestama i motornim vozilima. Od tada pa sve do 2011. godine oko 170 policajaca opremljeno je sa kamerama, a rezultiralo je povećanjem uhićenja i kaznenih istraga. Kasnije se prepoznavanje lica počelo primjenjivati i na društvenim mrežama poput Facebook-a. Što se tehnologija brže razvijala to je prepoznavanje lica postalo sve preciznije te se područje upotrebe proširilo, danas se

prepoznavanje lica koristi u zračnim lukama, forenzici, prometu, ali i u školama. („History of Face Recognition & Facial recognition software“)

3.2. Način funkcioniranja i upotreba sustava

Sustav za prepoznavanje lica je relativno jeftina i najfleksibilnija metoda koja ne zahtjeva skupocjenu opremu. Za identifikaciju osobe potrebno je računalo i video kamera. Algoritam za prepoznavanje lica funkcionira prema sljedećim koracima:

1. Slika lica se snima s fotoaparatom ili kamerom.
2. Softver za prepoznavanje lica čita geometriju lica. Ključni čimbenici uključuju udaljenost između očiju i udaljenost od čela do brade.
3. Izgled lica, tj. proporcija lica zabilježena matematički se uspoređuje s bazom podataka.
4. Donosi se odluka. Dali se lice podudara s onim licem u bazi podataka ili ne. („How does facial recognition work?“)

Navedeni koraci i njihovi opisi su poopćeni. Kako bi algoritam bio precizniji mora uspoređivati veći broj detalja sa lica. U duhu detaljnosti i razvoja tehnologije, valja napomenuti, kako su znanstvenici u današnje vrijeme razvili algoritam koji i prema uhu može identificirati osobu.

Budući da je sustav za prepoznavanje lica postao sve točniji, većina država se odlučila za masovno postavljanje video kamera. Države koje su prednjačile postale su članice organizacije „Five Eyes“. „Five Eyes“ je anglofonski obavještajni savez koji obuhvaća Australiju, Kanadu, Novi Zeland, Veliku Britaniju i Sjedinjene Države. Povezuje ih ugovor o zajedničkoj suradnji u području obavještajnih podataka. Osim ovih navedenih država postoje i države sa ogromnim potencijalom za masovnim provođenjem nadzora, a to su Indija i Argentina. („Facial Recognition for Biometric Mass Surveillance“)

Prepoznavanje lica koristi se u mnogim poduzećima. Neka od korištenja sustava za prepoznavanje lica su za otključavanje telefona, pametno oglašavanje, označavanje ljudi na platformama društvenih medija, dijagnosticiranje bolesti, praćenje posjećenosti, provjera plaćanja itd.

3.3. Usporedba prepoznavanje lica i otisak prsta

Najčešće korištene tehnologije u identifikaciji osoba su prepoznavanje lica i otisak prsta, prirodno svaki od modaliteta ima svoje prednosti i nedostatke. Stoga je potrebno prilikom odabira tehnologije za identifikaciju ocijeniti svrhu rada.

U tablici 2 možemo vidjeti usporedbu otiska prsta i prepoznavanje lica. Najviše od svega što ova dva modaliteta razlikuje je sam kontakt sudionika i uređaja. Stoga se otisak prsta više

upotrebljava za potpunu identifikaciju osobe, jer se nabori na prstu ne mijenjaju pa je zbog toga otisak prsta daleko točniji. Dok se prepoznavanje lica koristi kod nadzora, jer je puno lakše identificirati osobu u gužvi, a i pri tome osoba nema dojam nadzora. Obje metode se široko koriste u provedbi zakona.

Tablica 2: Usporedba otiska prsta i prepoznavanja lica

Otisak prsta	Prepoznavanje lica
Za identifikaciju subjekt mora dotaknuti uređaj.	Za identifikaciju subjekt ne mora dotaknuti uređaj.
Potrebna je suglasnost korisnika.	Korisnikov pristanak nije potreban.
Ponajviše se koristi u identifikaciji i autentifikaciji.	Ponajviše se koristi u nadzoru i javnim aplikacijama.
Visoka prepoznatljivost i jedinstvena karakteristika. Otisci prsta su jedinstveni, čak i za blizance.	Niska karakterističnost. Osobine lica mogu biti identične kod blizanaca.
Vrlo precizan.	Nisko precizan.
Subjekt se ne može identificirati iz daljine.	Subjekt može biti identificiran iz daljine.
Visoka nepromjenjivost i stabilnost uz vrlo mali utjecaj na dob.	Srednja nepromjenjivost i stabilnost koje mogu utjecati na dob.
Visoka sigurnost i visoka razina pouzdanosti.	Niska sigurnost i niska razina pouzdanosti.
Zahtijeva određeni skup hardvera i softvera.	Može se temeljiti na softveru, a može koristiti postojeće digitalne slike.
Srednja razina prihvatljivosti.	Visoka razina prihvatljivosti.

(Izvor: „Fingerprint Recognition vs. Facial Recognition“, bez dat.)

3.3.1. Prednosti i nedostaci prepoznavanja lica

Prednost prepoznavanja lica je što se aplikacije mogu upotrebljavati za masovni nadzor na skućenim mjestima. Kada bismo uspoređivali sustav za prepoznavanje lica sa drugim biometrijskim sustavima njegova najveća prednost je masovni nadzor, jer pravilno dizajnirani sustav uvelike pomaže u zračnim lukama, ali i u ustanovama ili javnim mjestima sa velikim brojem ljudi.

Nedostatak sustava je to što prepoznavanje lica nije najpouzdanije i najučinkovitije. Faktori poput osvjetljenja, izraza lica i poze mogu utjecati na identifikaciju osobe. Isto tako kao što je prikazano u tablici 1 sustav je veoma nepouzdan i zbog toga je ranjiv. („Fingerprint Recognition vs. Facial Recognition“)

4. Aplikacija

Sustav prepoznavanja lica je tehnologija koja može identificirati ili provjeriti osobu na temelju digitalne slike ili video okvira iz video zapisa. Postoji nekoliko metoda koje koriste sustavi prepoznavanja lica, ali općenito njihova svrha je uspoređivanje odabrane značajke lica s danom slikom lica unutar baze podataka. Aplikacija za prepoznavanje lica utemeljena je na biometrijskoj umjetnoj inteligenciji koja jedinstveno može identificirati osobu analizom obrazaca na temelju teksture i oblika lica. Problemi i ograničenja s kojima se susreće aplikacija za prepoznavanje lica su:

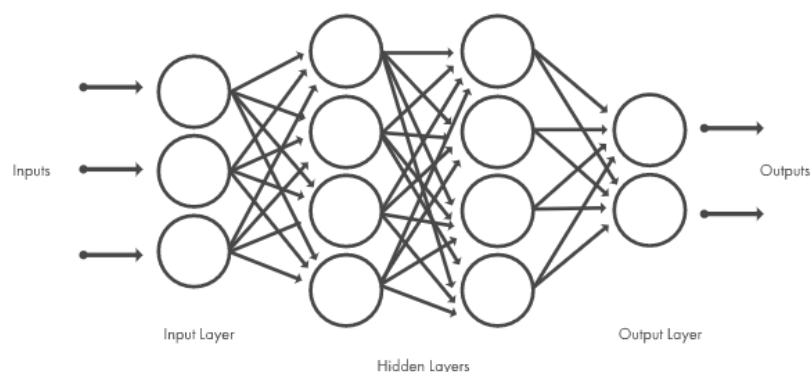
- promjena izraza lica
- varijacije osvjetljenja
- starenje
- promjena poze
- faktor skaliranja (tj. veličina slike)
- frontalni ili profil
- prisutnost i odsutnost naočala, brade, brkova, itd.
- dodatni predmeti poput šala, maske, itd. (Kavita, 2016)

U ovom dijelu orijentirat ću se na samo prepoznavanje lica i usporedbu, naravno za primjer će biti korištene slike bez navedenih smetnji kako bi provedeni eksperiment bio što pouzdaniji.

4.1. Algoritmi

Postoji velik broj algoritama za prepoznavanje lica, neki od njih se i dalje koriste dok su ostali pomalo zastarjeli. Programeri sve više koriste duboko učenje (eng. Deep learning). Značaj strojnog učenja jeste u tome što se računalo „uči“ raspoznavanje razlika u licima koje je ljudima intuitivno.

Duboko učenje je ključna tehnologija koja stoji iza automobila bez vozača, na način da omogućava prepoznavanje znaka zaustavljanja ili razlikuje pješake od svjetiljki. Modeli dubokog učenja mogu postići vrhunsku preciznost, ponekad prelazeći performanse na razini čovjeka. Većina metoda za učenje koristi tehnologiju neuronskih mreža, zbog čega se modeli dubokog učenja nazivaju dubokim neuronskim mrežama. Izraz duboko odnosi se na broj skrivenih slojeva neuronske mreže koje mogu sadržavati oko 150 skrivenih slojeva. („What Is Deep Learning? | How It Works, Techniques & Applications—MATLAB & Simulink“)



Slika 4: Neuronska mreža(Izvor: „What Is Deep Learning? | How It Works, Techniques & Applications—MATLAB & Simulink“)

Modeli dubokog učenja obučavaju se upotrebom velikih skupova s označenim podacima i arhitekturama neuronske mreže kojima nauče značajke izravno iz podataka bez potrebe za ručnim vađenjem značajki. Primjer neuronske mreže možemo vidjeti na slici 4 na kojoj se nalazi neuronska mreža organizirana u slojeve koji se sastoje od skupa međusobno povezanih čvorova. Jedna od najpopularnijih vrsta dubokih neuronskih mreža poznata je pod nazivom konvolucijske neuronske mreže (eng. Convolutional Neural Network – CNN ili ConvNet). Konvolucijske neuronske mreže povezuju naučene značajke s ulaznim podacima i upotrebljava 2D konvolucijske slojeve što ih čini pogodnima za obradu 2D podataka, kao što su slike.(„What Is Deep Learning? | How It Works, Techniques & Applications—MATLAB & Simulink“)



Slika 5: Usporedba pristupa strojnog učenja kategoriziranog vozila (lijevo) s dubokim učenjem (desno) (Izvor: „What Is Deep Learning? | How It Works, Techniques & Applications—MATLAB & Simulink“)

Razliku između dubokog učenja i strojnog učenja možemo vidjeti na slici 5, na kojoj je vidljivo da se kod strojnog učenja ručno biraju značajke i klasifikatori za razvrstavanje slika, dok su kod dubinskog učenja koraci za klasifikaciju automatski.

Neki od algoritama koji nisu vezani uz dubinsko učenje, ali služe za prepoznavanje lica su Analiza glavnih komponenti, Nezavisna komponentna analiza, Kernelove metode, itd.

Analiza glavnih komponenti (eng. Principal Component Analysis - PCA) je metoda smanjenja statističke dimenzije, koja omogućuje optimalnu linearnu dekompoziciju najmanjih kvadrata skupa za trening. Najčešće se koristi kao alat u ispitivanju podataka i pri izradi modela. Odnosno kada želimo smanjiti dimenzionalnost ili kada želimo osigurati da su prediktori nezavisni ili kada nam nije važno što ćemo izgubiti interpretabilnost. (Moon i ostali, 2001)

Nezavisna komponentna analiza (eng. Independent component analysis - ICA) je računska metoda za odvajanje multivarijantnog signala u aditivne potkomponente. Pretpostavka je da potkomponente nisu Gaussovi signali i da su statički neovisni jedan o drugome. Primjer korištenja ICA u aplikaciji je „problem koktela“ u kojoj se radi o slušanju jedne osobe u bučnoj sobi. (Hyvärinen & Oja, 2000)



Slika 6: Usporedba PCA i ICA ("Intro_to_PCA_and_ICA")

Obje tehnike pokušavaju dobiti izvore linearnim spajanjem izvornih izvora. Na slici 6 možemo vidjeti da PCA radi na način da pokušava pronaći neusklađene izvore, dok ICA pokušava pronaći neovisne izvore.

Kernelove metode se široko koriste za klasifikaciju u prepoznavanju uzoraka. Njegovi algoritmi omogućuju prevođenje nelinearni transformacije podataka za učenje u bolje nelinearne granice odlučivanja. Neki tipovi Kernelovih metoda za prepoznavanje uzoraka su:

- Kernelova metoda potpornih vektora (eng. Kernel support-vector machine - KSVM)
- Kernelova analiza linearne diskriminante (eng. kernel linear discriminant analysis - KLDA)
- Kernelova analiza glavnih komponenti (eng. kernel principal component analysis - KPCA)

Za analizu slika neke od metoda koje se koriste su KLDA i KPCA. Kernelova analiza linearne diskriminante se koristi za pronalaženje nelinearnih smjerova tako da prvo nelinearno preslikava podatke u neki prostor i tamo izračunava Fisherovu linearnu diskriminantu. Kernelova analiza glavnih komponenti (KPCA) korištena je za ekstrakciju značajki i prepoznavanje lica. Korištenjem funkcije integralne jezgre može se učinkovito izračunati

glavne komponente u prostorima značajki velikih dimenzija, koji su povezani s ulaznim prostorom pomoću neke nelinearne mape. Upotrijebljena je polinomna jezgra. Eksperimentalni rezultati su pokazali da KPCA nije samo dobar u smanjenju dimenzija, već je i dostupan za postizanje boljih performansi od uobičajenih PCA. (Chavan i ostali, 2014; Mika i ostali, 1999)

4.2. Algoritam procjena sličnosti lica parova

Algoritam za procjenu sličnosti lica parova koristi već gotove biblioteke za prepoznavanje lica, ali i za uspoređivanje lica.

4.2.1.Sličnosti lica parova

U ovom potpoglavlju opisati ću biološke i psihološke aspekte kod sličnosti lica parova. U današnjem društvu, fizički izgled se kroz medije stavlja u prvi plan. U prilog tome idu česte pojave modela i lijepih glumaca na TV -u, reklamama i časopisima. Zbog toga estetika igra važnu ulogu u našem društvu, a posebice u romantičnim odnosima. Ipak sama estetika, unatoč velikoj važnosti, nije dominantan faktor odabira para. Znanost se krajem 20. stoljeća počela baviti usporedbom lica parova. Prema rezultatima tih istraživanja pojedinci biraju svog partnera prema njihovoj sličnosti.

Filozof David (Hume,1997) je izjavio kako ljepota nije kvaliteta u samim stvarima već ona postoji u umu koji ih promatra, a svaki um razmišlja o različitoj ljepoti. Tako postoji i sama izreka: „ljepota je u oku promatrača“. Prema tome, unatoč kulturološkoj uvjetovanosti i izloženosti medijskoj slici „lijepog“, svaki pojedinac u kriterij ljepote unosi svoju osobnost i tu nastaju razlike.

Nekoliko je neovisnih studija rađeno u periodu od 1975. i 1990. godine. Neke od studija bavile su se usporedbom lica parova. Otkriveno je da parovi sa sličnijim licem uspijevaju bolje u svojim romantičnim vezama. Prema teoriji C.G.Junga svaki čovjek ima podsvjesnu predstavu osobe kojoj teži u životu. Žene prema toj teoriji imaju podsvjesnu predstavu muškarca tzv. animus, dok muškarci imaju podsvjesnu predstavu žene tzv. anima. Odrastanje je ključno u procesu stvaranja te podsvjesne predstave. Sadržaj kojem smo izloženi važan je faktor. (Jung, 1949; Marcinkowska & Rantala, 2012)

Ljudi se boje nepoznatog, dok teže poznatom i tamo se osjećaju sigurno. Istraživanje koje je potvrdilo da se privlače parovi sa sličnim karakteristikama lica upravo govori u prilog gore navedenim teorijama.

Osim našeg lica koje vidimo svakodnevno u ogledalu, vidimo svoje roditelje, braću, sestre i ostalu obitelj. Oni su nam fizički i emotivno najbliži. Prema tome i naša težnja ka partneru je ona koja nas podsvjesno podsjeća na osobe koje nam najviše znače i s kojima

imamo najvišu bliskost. Isto tako najviše smo izloženi vlastitoj obitelji tokom odrastanja, kako fizički tako emotivno i psihološki. Zbog toga ona je važan faktor u formiranju našeg unutrašnjeg animusa, odnosno anime. Tako isto možemo objasniti psihološki fenomen odabira sličnih partnera. (Jung, 1949; Marcinkowska & Rantala, 2012)

Prema istraživanjima s početka 21. stoljeća na temu seksualnih otisaka (eng. sexual imprinting) pokazalo se kako pojedinci biraju partnere ovisno o njihovoj sličnosti sa vlastitim roditeljem suprotnog spola. Primjerice muškarci će tražiti žene sa sličnim licima njihovim majkama, dok će žene tražiti muškarca sa sličnim licem njihovom ocu. Isto to istraživanje pokazalo je da je taj impuls kod žena daleko manji nego kod muškaraca. Zaključak istraživanja je kako pojedinci biraju partnere sa sličnim licem njihovim roditeljima suprotnog spola od njihovog. Biološki gledano djeca su uglavnom slična vlastitim roditeljima te je to jedno od mogućih objašnjenja zašto su parovi slični. (Marcinkowska & Rantala, 2012)

Biološki aspekt sličnosti vidimo u genetskom nasljeđivanju, dok je onaj psihološki uvjetovan našim odrastanjem i stvaranjem podsvjesne slike idealnog partnera. Budući da na tu sliku najviše utječe naša okolina, a to je pretežito naša obitelj, jasno je kako ćemo birati partnera koji ima karakteristike našoj obitelji, odnosno nama samima.

4.2.2.Prikaz algoritma

Praktični dio završnog rada izrađen je u Pythonu, na Linux okruženju. OS Linux je Ubuntu 19.04, dok je za sam programski kod korišten Python 3.7. Cijelo okruženje podignuto je unutar Virtualne mašine, na lokalnom računalu, Virtual Box je korišten za virtualizaciju.

Razlog odabira Virtual Box-a je njegova jednostavnost korištenja na OS Windowsu koji se nalazi na lokalnom računalu. Linux je odabran kao okruženje jer u njemu je veoma praktično koristiti Python i nadograđivati njegove module, kao i mijenjati verzije. Biblioteke potrebne za izradu praktičnog rada pisane su za Python 3 te je zbog toga korišten. Korištena je najnovija inačica Pythona 3, koja nije više u beta (testnoj) verziji, a to je Python 3.7.4. Negativna strana Pythona 3 je nepostojanje biblioteke za izradu GUI-a (eng. Graphical user interface). Zbog toga program je realiziran kao CLI (eng. command line interface). Program se pokreće unutar Linux bash terminala, na način da se upiše naziv programskog jezika, naziv same skripte i dva argumenta, koji predstavljaju slike para koji ćemo uspoređivati. Komanda, naziv programa i argumenti razdvajaju se razmakom.

Za potrebe praktičnog rada izrađena je vlastita baza podataka. U bazi podataka se nalaze lica 50 parova, odnosno ukupno 100 slika. Korišteni su samo heteroseksualni parovi, tako da je u bazi 50 muškaraca i 50 žena. Svi ljudi u bazi podataka su javne ličnosti te su korištene njihove najnovije slike koje se mogu pronaći na WWW (eng. world wide web), pomoću tražilice Google.

Kako bi usporedba bila točnija korištene su samo slike portreta osoba, te je obavezno na jednoj slici jedna osoba.

Izrada algoritma zahtijevala je uključivanje dvije veoma važne biblioteke, `dlib` i `face_recognition.api` i priručnik vezan uz prepoznavanje lica koji se nalazi na linku <https://face-recognition.readthedocs.io/en/latest/readme.html>. Autor `dlib` biblioteke je Davis King, dok je autor `face_recognition.api` modela Adam Geitgey. („Face recognition with OpenCV, Python, and deep learning—PylImageSearch“)

Radi lakšeg razumijevanja algoritma za prepoznavanje lica ukratko će biti objašnjeno što sve sadrže navedene biblioteke, naravno u nastalom algoritmu za prepoznavanje lica neće biti upotrijebljeni svi paketi i sve funkcije koje ove dvije biblioteke sadrže.

Biblioteka `dlib` sadrži pakete za jednostavno korištenje alata za dubinsko metrično učenje. Dubinsko metrično učenje korisno je za mnoge stvari, ali najpopularnije je za aplikacije prepoznavanja lica. Osim za aplikacije upotrebljava se u industriji i akademiji u širokom rasponu domena, uključujući robotiku, ugradbene uređaje, mobilne telefone i velika računalna okruženja visokih performansi. Licenca otvorenog koda `dlib` omogućuje nam da koristimo u bilo kojoj aplikaciji, bez naknada. („Dlib C++ Library“, „Face recognition with OpenCV, Python, and deep learning—PylImageSearch“)

Biblioteka `face_recognition.api` nalazi se unutar biblioteke `dlib`, mogućnosti koje ova biblioteka nudi je prepoznavanje lica u mapi slika. Funkcije koje se nalaze unutar ove biblioteke bit će naknadno objašnjene.

Sada kada smo se ukratko upoznali sa biblioteka možemo pogledati algoritam koji uspoređuje lica parova i vraća njihovu udaljenost prikazan je ovdje:

```
import face_recognition.api as face_recognition
import sys

def usporedba_parova(slika1, slika2):
    ucitaj_sliku1=face_recognition.load_image_file(slika1)
    kodiranje=face_recognition.face_encodings(ucitaj_sliku1)
    print("Slika 1"+ str(kodiranje))

    ucitaj_sliku2=face_recognition.load_image_file(slika2)
    kodiranje2=face_recognition.face_encodings(ucitaj_sliku2)
    print("Slika 2" + str(kodiranje2))

    rezultat=face_recognition.compare_faces(kodiranje, kodiranje2[0])
    udaljenost=face_recognition.face_distance(kodiranje, kodiranje2[0])
    print("Udaljenost:" + str (udaljenost))
```

```

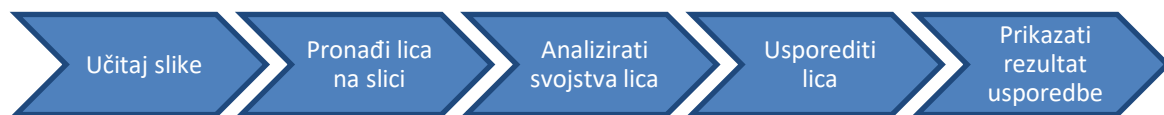
print("Ista osoba") if True in rezultat else print("Nisu iste osobe")

def main(slika1, slika2):
    usporedba_parova(slika1, slika2)

if __name__ == "__main__":
    main(sys.argv[1], sys.argv[2])

```

Kako bi algoritam radio potrebno je najprije u Pythonu instalirati `dlib` biblioteku, a razlog toga je što se u njoj nalazi paket `face_recognition.api` koji kao što sam već ranije spomenula ima sve funkcije koje su potrebne za algoritam. Zbog toga nema potrebe za kreiranje novih funkcija i naredbi. Naredbe i funkcije koje sam koristila da bi izradila kod osim prije navedenog priručnika pronašla sam u knjizi „Face recognition documentation“ autora Adam Geitgey.



Slika 7: Prikaz funkcionalnosti algoritma za usporedbu lica (Izvor: autorski rad)

Kod izrade algoritma bilo je veoma važno da razumijem što bi zapravo algoritam mora raditi. Prva stvar koju treba razumjeti je način na koji algoritam treba usporediti lica i vratiti rezultat sličnosti. Stoga sam izradila dijagram slijeda prema funkcionalnostima koji je prikazan na slici 7. Naravno to je pojednostavljeni prikaz koji ću u nastavku biti detaljnije objašnjen.

Za pokretanje aplikacije potrebno je u terminal upisati `python3 ime_programa.py slika1.jpg slika2.jpg`. Važno za napomenuti je da algoritam podržava i slike u drugim formatima pa tako one mogu biti u `.png`, `.jpg` i `.jpeg` formatu.

Kako bi provjerila da algoritam funkcionira za primjer su korištene slike jednog slavnog para, a to su Barack(slika 9) i Michelle Obama(slika 8) . Rezultati koji će biti dobiveni za ovaj par bit će slični i za ostale parove, a rezultati za svaki pojedini par nalaze se u tablici 3.



Slika 8: Michelle Obama (Izvor: „Michelle Obama’ Book Tour Dates For 2019: See Them Here | Billboard“)



Slika 9: Barack Obama (Izvor: „Barack_obama-2 ★ The Malaysian Times“)

Usporedbom odabranog para algoritam je vratio rezultat prikazan na slici 10. Na kojoj možemo vidjeti 128 brojeva za svaku sliku. Što oni zapravo predstavljaju i kako ih algoritam izračunava objašnjeno će biti malo kasnije. Ono što možemo vidjeti vezano uz brojeve je da su decimalni i da neki od njih imaju negativan predznak, osim toga brojevi u ovom slučaju nisu veći od 1 i manji od -1. Nakon prikaza 128 brojeva za svaku sliku, algoritam vraća udaljenost i poruku da nisu iste osobe.

Udaljenost koja u ovom slučaju iznosi 0,84649594 je vrijednost koja nam govori koliko su osobe koje uspoređujemo slične. Udaljenost između dvije slike koje uspoređujemo daje nam informaciju o tome dali je riječ o istoj osobi ili ne. Zbog toga zadnja informacija koju nam algoritam prikazuje je poruka o tome dali uspoređujemo istu osobu ili par. Ukoliko bi poruka glasila da rezultat uspoređivanja je ista osoba onda su pogrešno unesene slike ili je riječ o blizancima.

```

Slika 1[array([-0.10028398, 0.13225198, 0.07627516, -0.03010716, 0.03060422,
-0.00222339, -0.1000388, -0.0818007, 0.1796024, -0.14768067,
0.25668985, 0.0920397, -0.20834686, -0.14750594, 0.09913848,
0.14485161, -0.21403444, -0.09627843, -0.1199279, -0.05950169,
-0.01218363, 0.0107682, 0.09686106, 0.0364855, -0.09579472,
-0.40150023, -0.07416955, -0.12959069, -0.00913794, -0.15603951,
-0.10718039, -0.03177821, -0.1820976, -0.07181877, -0.0280563,
-0.00722946, -0.0159446, -0.02007908, 0.17482671, 0.05408502,
-0.17692481, 0.05913986, -0.01858266, 0.22144906, 0.24459158,
0.09924293, 0.01375446, -0.06846521, 0.10661897, -0.20582628,
0.05991813, 0.17289791, 0.07431588, 0.0069982, 0.10876466,
-0.16922805, -0.03197276, 0.07555819, -0.07345594, 0.03627978,
0.04458589, -0.07371124, 0.02123871, 0.04766247, 0.18874142,
0.07140632, -0.1026535, -0.03984343, 0.13726997, 0.02491658,
-0.00994297, 0.01048828, -0.1695343, -0.24689774, -0.25319669,
0.06725314, 0.32151914, 0.16845785, -0.19628657, -0.00508333,
-0.16833642, 0.01408342, 0.08121538, 0.08047403, -0.06815084,
-0.07490838, -0.08474289, 0.04858604, 0.14302556, 0.05115494,
0.02279676, 0.20874153, -0.02655049, 0.03489137, 0.00341962,
0.01953074, -0.118484, -0.02058152, 0.18347041, 0.05000485,
0.01329545, -0.02551132, -0.02348572, 0.13369289, -0.19460388,
0.05685317, 0.03619616, -0.04392058, 0.01844719, 0.10508275,
-0.07893264, -0.07883584, 0.05036666, -0.20817438, 0.22430708,
0.27759245, 0.04135199, 0.15298815, 0.08055811, 0.06301401,
-0.02267805, -0.0406846, -0.16337255, -0.08203727, 0.06125521,
0.08749607, 0.07464522, 0.00396656]])]
Slika 2[array([-0.07693577, 0.0418846, 0.02698316, -0.0733954, -0.09482234,
-0.08142097, 0.03450039, -0.16054776, 0.16475685, -0.16328932,
0.25685835, -0.10828405, -0.21168539, 0.02151156, -0.01079408,
0.14386995, -0.11445192, -0.19196287, -0.07176573, -0.00971119,
-0.01986784, -0.05772663, -0.00754196, 0.11591683, -0.02751247,
-0.28706935, -0.08545303, -0.08826452, 0.00425184, -0.03585143,
0.0102673, 0.0855239, -0.24428916, -0.01733904, -0.02881659,
-0.00624797, -0.04981566, -0.11439046, 0.21659347, -0.05256106,
-0.20571658, -0.05342781, 0.03411277, 0.19172986, 0.16921571,
0.0509966, 0.01831228, -0.07572372, 0.03680368, -0.30136448,
-0.01462433, 0.05797659, 0.07865363, 0.04379084, -0.03632291,
0.26005155, 0.00379816, 0.0514239, -0.13089013, -0.00671156,
-0.02298954, -0.02423207, -0.05461732, -0.00879375, 0.3669529,
0.20461619, -0.11011751, -0.11202251, 0.1917688, -0.17587426,
0.00060766, 0.05703212, -0.12279707, -0.14321136, -0.22191788,
-0.00451108, 0.35768181, -0.00549348, -0.17833249, 0.05308954,
-0.14576288, 0.06530016, 0.01357731, 0.03840419, -0.10005458,
0.00815154, -0.10661311, -0.00980844, 0.25584331, -0.07252657,
-0.0428528, 0.22483449, -0.02505734, -0.02342804, 0.09312074,
0.03166395, 0.01484505, -0.05987049, -0.1537381, 0.01826185,
0.01220031, -0.06693764, -0.07422321, 0.14590488, -0.25514448,
0.07574483, -0.0199942, -0.03269101, 0.01030583, 0.01601785,
-0.05552956, -0.08713815, 0.11212274, -0.24129795, 0.17129204,
0.11487798, 0.01638186, 0.16751821, 0.01155369, 0.05415618,
-0.01723915, -0.00890502, -0.15286607, -0.00915917, 0.09961724,
0.02138803, -0.02077211, 0.03966752]])]
Udaljenost:[0.84649594]
Nisu iste osobe

```

Slika 10: Rezultat usporedbe para (Izvor: autorski rad)

Na primjeru usporedbe lica para vidjeli smo rezultate algoritma. Algoritam unutar sebe ima puno već gotovih metoda koji će u ovom dijelu biti bolje pojašnjeni radi lakšeg razumijevanja dobivenih rezultata, ali i samog rada algoritma. Prije svega unutar algoritam uključene su biblioteke `import face_recognition.api` i `import sys`¹.

Algoritam se sastoji od funkcije `usporedba_parova` i `main`. Main funkcija sadrži samo način na koji se dohvaćeni podaci u ovom slučaju slike prosljeđuju u drugu funkciju u kojoj se obrađuju. Unutar druge funkcije koja se naziva `usporedba_parova` prva funkcija koja se pokreće je za učitavanje slike, a izgled ove funkcije je sljedeći:

```

def load_image_file(file,mode='RGB'):
    im=PIL.Image.Open(file)
    if mode:
        im=im.convert(mode)
    return np.array(im)

```

¹ Modul `sys` predstavlja skup funkcija koji pružaju ključne informacije o tome kako Python skripta komunicira s matičnim sustavom.

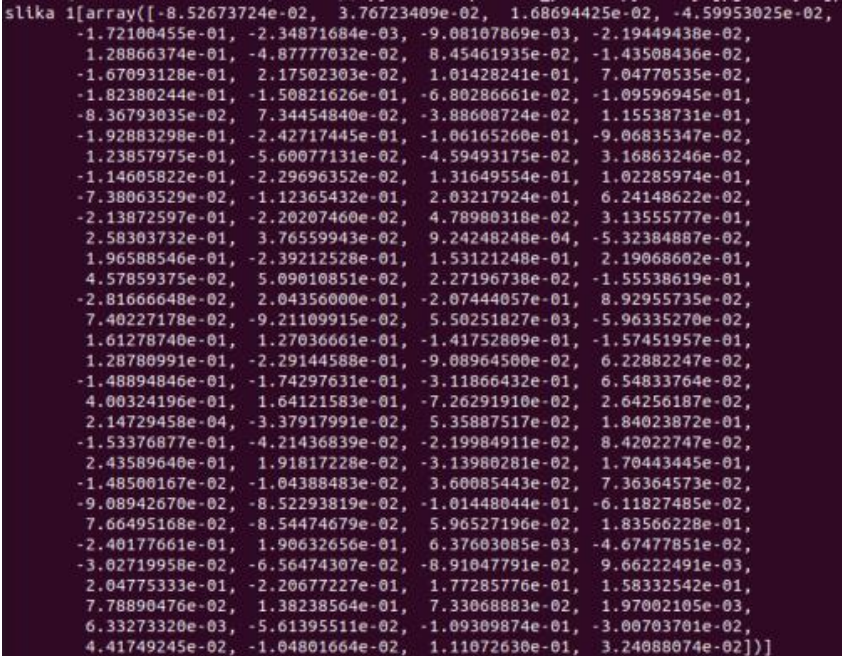
Funkcija `load_image_file` učitava sliku i pretvara ju u „numpy“² niz. Parametar „file“ označava ime datoteke slike ili datoteke za učitavanje, a parametar „mode“ označava format za pretvaranje slike i podržava samo „RGB“ (8-bitni RGB, 3 kanala) i „L“ (crno-bijelo).

Nakon što se učitala sliku potrebno ju je šifrirati. Funkcija koje šifrira sliku naziva se `face_encodings`, a izgleda ovako:

```
def face_encodings(face_image, known_face_locations=None, num_jitters=1):
    raw_landmarks = _raw_face_landmarks(face_image, known_face_locations,
    model="small")

    return [np.array(face_encoder.compute_face_descriptor(face_image,
    raw_landmark_set, num_jitters)) for raw_landmark_set in raw_landmarks]
```

Funkcija sadrži tri parametra, prvi parametar sadrži sliku na kojoj se nalazi jedno ili više lica, sljedeći parametar koji je opcionalan i predstavlja okvire lica. Posljednji parametar označava koliko puta program mora ponovo izračunavati dimenzije. Rezultat koji vraća ova funkcija je polje od 128 dimenzija, a izgled polja prikazan je na slici 11.



```
slika 1[array([-8.52673724e-02,  3.76723409e-02,  1.68694425e-02, -4.59953025e-02,
-1.72100455e-01, -2.34871684e-03, -9.08107869e-03, -2.19449438e-02,
1.28866374e-01, -4.87777032e-02,  8.45461935e-02, -1.43508436e-02,
-1.67093128e-01,  2.17502303e-02,  1.01428241e-01,  7.04770535e-02,
-1.82380244e-01, -1.50821626e-01, -6.80286661e-02, -1.09596945e-01,
-8.36793035e-02,  7.34454840e-02, -3.88608724e-02,  1.15538731e-01,
-1.92883298e-01, -2.42717445e-01, -1.06165260e-01, -9.06835347e-02,
1.23857975e-01, -5.60077131e-02, -4.59493175e-02,  3.16863246e-02,
-1.14605822e-01, -2.29696352e-02,  1.31649554e-01,  1.02285974e-01,
-7.38063529e-02, -1.12365432e-01,  2.03217924e-01,  6.24148622e-02,
-2.13872597e-01, -2.20207460e-02,  4.78980318e-02,  3.13555777e-01,
2.58303732e-01,  3.76559943e-02,  9.24248248e-04, -5.32384887e-02,
1.96588546e-01, -2.39212528e-01,  1.53121248e-01,  2.19068602e-01,
4.57859375e-02,  5.09010851e-02,  2.27196738e-02, -1.55538619e-01,
-2.81666648e-02,  2.04356000e-01, -2.07444057e-01,  8.92955735e-02,
7.40227178e-02, -9.21109915e-02,  5.50251827e-03, -5.96335270e-02,
1.61278740e-01,  1.27036661e-01, -1.41752809e-01, -1.57451957e-01,
1.28780991e-01, -2.29144588e-01, -9.08964500e-02,  6.22882247e-02,
-1.48894846e-01, -1.74297631e-01, -3.11866432e-01,  6.54833764e-02,
4.00324196e-01,  1.64121583e-01, -7.26291910e-02,  2.64256187e-02,
2.14729458e-04, -3.37917991e-02,  5.35887517e-02,  1.84023872e-01,
-1.53376877e-01, -4.21436839e-02, -2.19984911e-02,  8.42022747e-02,
2.43589640e-01,  1.91817228e-02, -3.13980281e-02,  1.70443445e-01,
-1.48500167e-02, -1.04388483e-02,  3.60085443e-02,  7.36364573e-02,
-9.08942670e-02, -8.52293819e-02, -1.01448044e-01, -6.11827485e-02,
7.66495168e-02, -8.54474679e-02,  5.96527196e-02,  1.83566228e-01,
-2.40177661e-01,  1.90632656e-01,  6.37603085e-03, -4.67477851e-02,
-3.02719958e-02, -6.56474307e-02, -8.91047791e-02,  9.66222491e-03,
2.04775333e-01, -2.20677227e-01,  1.77285776e-01,  1.58332542e-01,
7.78890476e-02,  1.38238564e-01,  7.33068883e-02,  1.97002105e-03,
6.33273320e-03, -5.61395511e-02, -1.09309874e-01, -3.00703701e-02,
4.41749245e-02, -1.04801664e-02,  1.11072630e-01,  3.24088074e-02]])]
```

Slika 11: Prikaz 128 brojeva mjere lica (Izvor: autorski rad)

Naravno funkcija `face_encodings` poziva unutar sebe još jednu funkciju koja poziva druge nove funkcije. Radi lakšeg razumijevanja programa riješit ćemo ovaj problem korak po korak. Način na koji program prepoznaje i šifrira lice možemo prikazati u nekoliko koraka:

² „NumPy“ je temeljni paket znanstvenog računanja s Python-om.

1. pronalaženje svih lica
2. postavljanje i projiciranje lica
3. kodiranje lica.

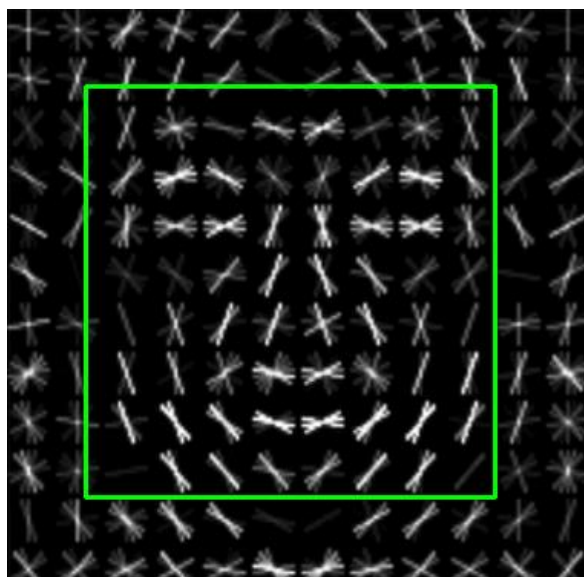
Za pronalaženje svih lica koristi se metoda zvana histogram orijentiranih gradijenata (eng. histogram of oriented gradients – HOG). Da bi pronašli lice na slici potrebno je sliku učiniti crno-bijelom. Zatim program pregledava svaki pojedinačni piksel na slici u svrhu da se uspoređuje trenutni piksel sa pikselima koji ga okružuju. Kada to otkrije onda program odredi smjer i veličinu strelice koristeći sljedeće formule:

$$g = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$$

$$\theta = \arctan \frac{g_y}{g_x}$$

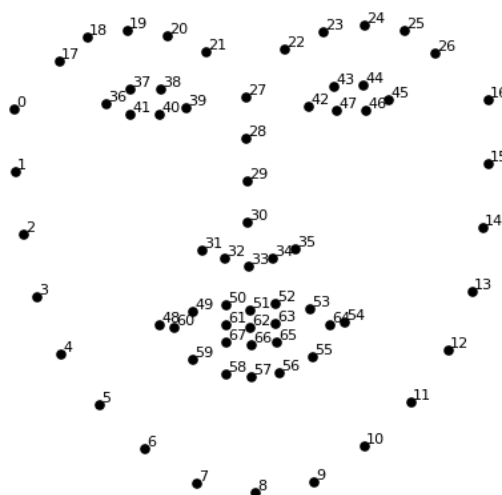
U formuli g_x i g_y predstavljaju vodoravne i okomite komponente promjene intenziteta svakog piksela. („Real-Time Face Detection and Recognition with SVM and HOG Features | EEWeb Community“)

Nakon primjene HOG metode, u cijeloj slici zamjene se pikseli sa „strelicama“. Te strelice zapravo su gradijenti, te one prikazuju tok unutar piksela, od svjetlijeg ka tamnijem dijelu. Gradijenti se koriste kako bismo raspoznali sličnost između lica. Uzmimo za primjer istu sliku sa različitim osvjetljenjem. Pikseli će na istoj slici sa različitim osvjetljenjem imati različitu boju. U tom slučaju kada bismo uspoređivali piksele na istim slikama različitog osvjetljenja rezultat bi pokazivao kako je riječ o različitim slikama. Zbog toga bilo je potrebno poopćiti pristup. Gradijenti pokazuju tok svjetlosti od svjetlijeg ka tamnijem. To će ostati jednako bez obzira na pojačavanje, odnosno smanjenje svjetlosti na slici. Tako će algoritam prepoznavati sličnosti lica. Osim toga pohranjivanjem svakog pojedinačnog gradijenta dobili bi previše detalja za usporedbu. Stoga se slika rastavlja na male kvadrate 16x16 piksela zatim se strelice povezuju i dobiva se izgled prikazan na slici 12. („Machine Learning is Fun! Part 4: Modern Face Recognition with Deep Learning“)



Slika 12: HOG metoda (Izvor: „Fooling Facial Detection with Fashion—Towards Data Science“)

Izoliranjem lica stigli smo do novog problema u kojem lica mogu biti okrenuta u različitim smjerovima. Da bi riješio taj problem potrebno je koristiti algoritam zvan procjena orijentacije lica (eng. face landmark estimation). Osnovna ideja tog algoritma je da imamo 68 specifičnih točaka nazvane orijentirima koje postoje na svakom licu. Točke označavaju vrh brade, vanjski rub svakog oka, unutarnji rub svake obrve, nos, usne, itd.



Slika 13: Prikaz lica kroz 68 točaka („Machine Learning is Fun! Part 4: Modern Face Recognition with Deep Learning“)

Kada algoritam odredi uz pomoć tih 68 orijentira lice, jednostavno počinje rotirati, skalirati i izrezivati sliku tako da oči i usta budu u središtu. Zatim program prelazi na sljedeći

korak, a to je kodiranje lica („Machine Learning is Fun! Part 4: Modern Face Recognition with Deep Learning“)

Kodiranje lica je orijentirano na samo računalo jer računalo ne može kao čovjek raspoznati gdje su oči stoga su mjerenja prepuštena računalu. Rješenje toga je uvježbavanje dubinske konvolucijske neuronske mreže na način da računalo samostalno generira 128 mjera za svako lice. Izgled tih mjernih jedinica možete pogledati na slici 11.

Sljedeća funkcija koja slijedi nakon šifriranja slika je funkcija za uspoređivanje dvije slike i vraćanjem rezultata dali su slike iste osobe ili ne. Izgled `compare_faces` funkcije je:

```
def compare_faces(known_face_encodings, face_encoding_to_check,
tolerance=0.6):
    return list(face_distance(known_face_encodings,
face_encoding_to_check ) <= tolerance)
```

Funkcija kao što joj i samo ime govori uspoređuje popis kodiranih lica s jedne slike sa drugom i provjerava podudaraju li se. Kao što vidimo funkcija prihvata tri parametra. Prvi parametar predstavlja listu od 128 mjera za prvu poznatu osobu, sljedeći parametar predstavlja isti broj mjera, ali za osobu s kojom ju uspoređuje. Posljednji parametar je veoma specifičan, a predstavlja udaljenost između dva lica. Ukoliko je broj veći od 0.6 tada se lica ne podudaraju. Rezultat koji vraća je „True“ ili „False“ ovisno o tome koliko se mjere podudaraju.

Posljednja funkcija nakon što su uspoređena lica je `face_distance`, a izgled funkcije je:

```
def face_distance(face_encodings, face_to_compare):
    if len(face_encodings) == 0:
        return np.empty((0))
    return np.linalg.norm(face_encodings - face_to_compare, axis=1)
```

Svrha ove funkcije je usporedba lica i izračunavanje euklidske udaljenosti. Prvi parametar označava popis parametara lica s kojim će se uspoređivati, a drugi parametar označava popis parametara lica koje uspoređujemo. Rezultat koji ova funkcija vraća je udaljenost između dva lica („face_recognition.api—Face Recognition 1.2.3 documentation“)

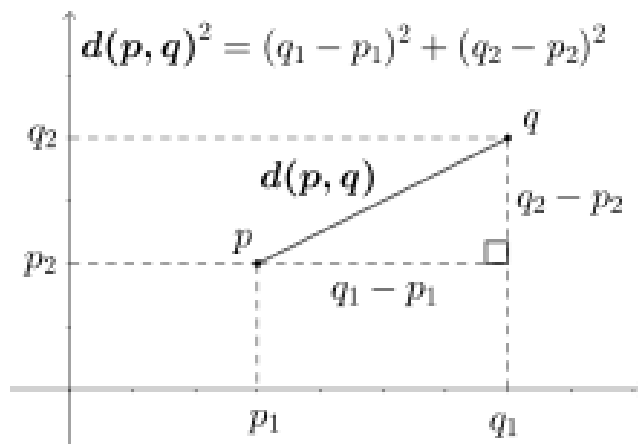
Euklidska udaljenost ili euklidska metrika je pravolinijska udaljenost između dvije točke u euklidskom prostoru. S tom udaljenošću euklidski prostor postaje matrični prostor, a pridružena norma naziva se euklidska norma. Formula kojom se izračunava euklidska udaljenost glasi:

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2}$$

ili

$$d(p, q) = \sqrt{(q_1 - p_1)^2 + (q_2 - p_2)^2 + \dots + (q_n - p_n)^2}$$

Euklidska udaljenost između točaka p i q je duljina linijskog segmenta koji ih povezuje. U kartezijevom sustavu ako je $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ i $q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ dvije točke u euklidskom n -prostoru, tada je udaljenost d dana Pitagorinom formulom. (Deza M.M. i Deza E., 2009)



Slika 14: Euklidska udaljenost u R^2 (Izvor: „From Norm to Orthogonality: Fundamental Mathematics for Machine Learning with Intuitive Examples Part 2/3“)

Svrha izrađenog programa je da uspoređuje dva lica, stoga ćemo kao primjer uzeti poznate parove i usporediti ih u ovom programu. Podatke koje ćemo dobiti bit će udaljenost između dvije osobe.

4.2.3. Statistika

Algoritam za usporedbu lica kao rezultat vraća udaljenost između dva lica i jesu li osobe iste ili različite. Je li osoba ista ili različita najviše služi za kontrolu algoritma. Kako bi dokazala da algoritam uistinu uspoređuje parove lica uzela sam za primjer 50 poznatih parova sa interneta i „provukla“ njihove slike kroz algoritam, a rezultati toga nalaze se u tablici 3.

Tablica 3: Popis slavnih parova i njihova udaljenost

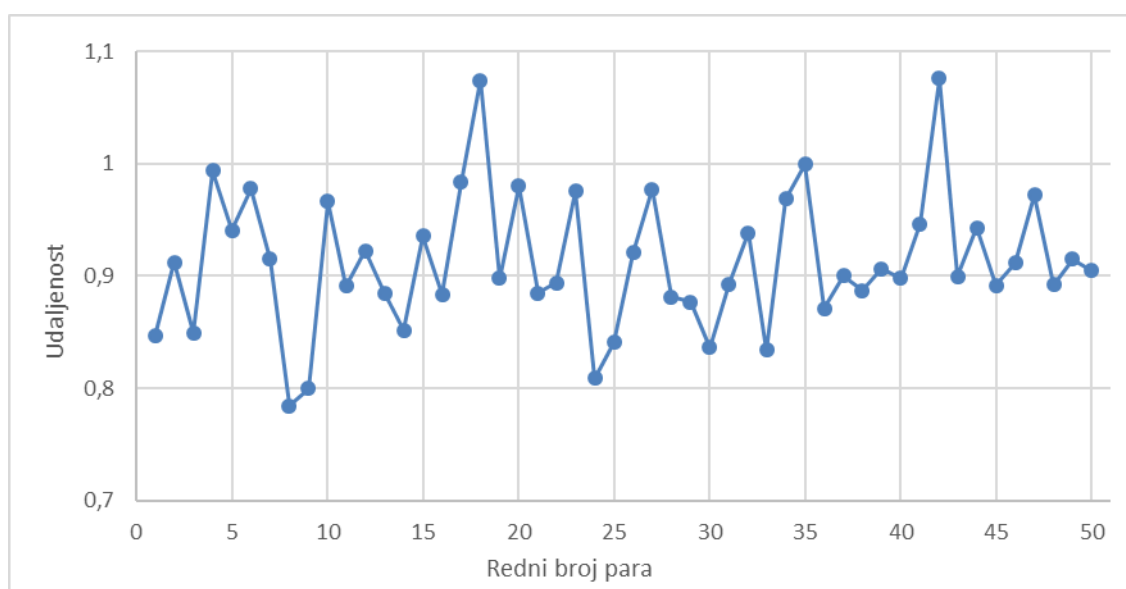
Redni broj	Muška osoba	Ženska osoba	Udaljenost
1	Barack Obama	Michelle Obama	0,84649594
2	Tim McGraw	Faith Hill	0,91207397
3	George Clooney	Amal Clooney	0,8495575
4	Ryan Reynolds	Blake Lively	0,99390889
5	Johnny Depp	Amber Heard	0,94093521

6	Tom Cruise	Nicole Kidman	0,97808407
7	Paul Walker	Rebecca McBrain	0,91504797
8	David Beckham	Victoria Beckham	0,7843212
9	Will Smith	Jada Pinkett Smith	0,79995226
10	Brad Pitt	Angelina Jolie	0,96648645
11	Justin Timberlake	Jessica Biel	0,89097423
12	Sam Asghari	Britney Spears	0,92251647
13	Alex Rodriguez	Jennifer Lopez	0,88506482
14	Ben Affleck	Jennifer Garner	0,8517909
15	Nick Lachey	Vanessa Lachey	0,93546193
16	Justin Theroux	Jennifer Aniston	0,88359488
17	Vince Vaughn	Kyla Weber	0,98350343
18	Jamie Foxx	Katie Holmes	1,07428524
19	Robert Pattinson	Kristen Stewart	0,89769642
20	Prince William	Kate Middleton	0,98003549
21	Justin Bieber	Hailey Baldwin	0,884645
22	Austin North	Selena Gomez	0,89382808
23	Blake Shelton	Gwen Stefani	0,97585544
24	Prince Harry	Meghan Markle	0,80894099
25	Bill Gates	Melinda Gates	0,84111357
26	Donald Trump	Melania Trump	0,92064487
27	Vin Diesel	Paloma Jimenez	0,97753288
28	Joe Alwyn	Taylor Swift	0,88167984
29	Matthew Gray Gubler	Paget Brewster	0,87679626
30	Taylor Lautner	Marie Avgeropoulos	0,83615938
31	Cristiano Ronaldo	Georgina Rodriguez	0,89296292
32	Lionel Messi	Antonella Rocuzzo	0,93875293
33	Steven Seagal	Erdenetuya Seagal	0,8340983
34	Arnold Schwarzenegger	Maria Shriver	0,96856186
35	Sylvester Stallone	Jennifer Flavin	0,99929165
36	Mark Zuckerberg	Priscilla Chan	0,87087982
37	Ivica Kostelić	Elin Kostelić	0,90027408
38	Daniel Radcliffe	Erin Darke	0,88691362
39	William Mack Knight	Emma Watson	0,90653651
40	Chris Hemsworth	Elsa Pataky	0,89812276
41	Ashton Kutcher	Mila Kunis	0,94653521
42	Ian Somerhalder	Nina Dobrev	1,07579477
43	Tarik Filipović	Lejla Filipović	0,89994962
44	Tom Holland	Olivia Bolton	0,9428389
45	Robert Downes Jr.	Susan Downey	0,89145106
46	Henry Cavill	Tara King	0,911421
47	Paul Wesley	Ines de Ramon	0,97214315
48	Dominic Sherwood	Sarah Hyland	0,89227633

49	Matthew Daddario	Esther Kim	0,91510658
50	Prince Royce	Emeraude Toubia	0,90483392

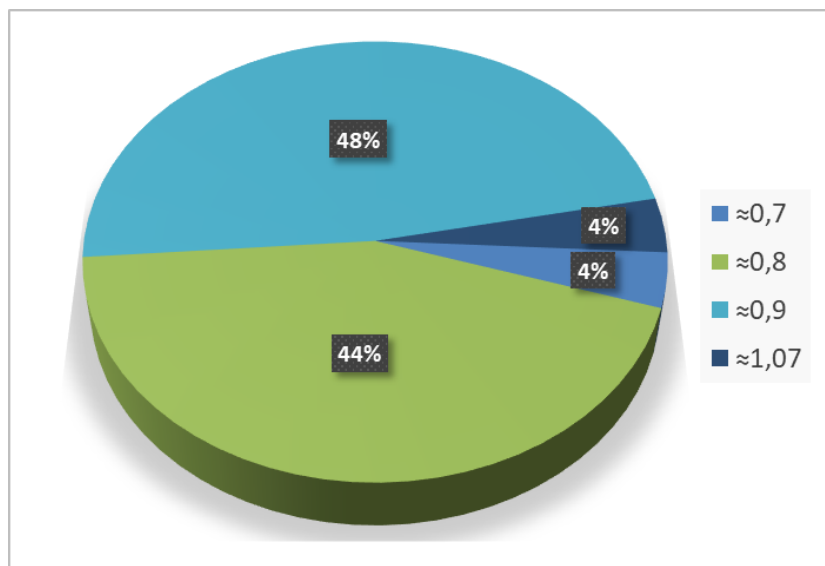
(Izvor: autorski rad)

Ako malo pogledamo tablicu udaljenosti između parova veoma su male, u uzorku od 50 parova samo 2 para su imala udaljenost veću od 1. Što nam govori da se oko 96% parova nalazi unutar 1. Naravno pri uspoređivanju parova udaljenost nikad neće biti manja od 0,6 jer se ispod te vrijednosti pretpostavlja da su lica koja se uspoređuju identična. Možemo samo reći da ukoliko je udaljenost bliže toj vrijednosti tada su parovi sve sličniji. Isto tako ukoliko vrijednost za udaljenost iznosi 0,0 tada možemo zaključiti da je riječ o identičnoj slici.



Slika 15: Udaljenosti svih parova (Izvor: autorski rad)

Radi lakšeg razumijevanja prikupljenih podataka izrađen je grafikon u kojem su prikazane sve udaljenosti parova prikupljene uspoređivanjem njihovih slika. Na slici 9 je vidljivo kako podaci variraju, ali da se najviše parova nalazi unutar 0,8 i 0,9. Jako je malo parova koji se nalaze unutar 0,7 i 1. Ako uzmemo tablicu 3 sa svim udaljenostima i uvrstimo ih u nekoliko grupa dobit ćemo grafikon sa slike 10.



Slika 16: Grafički prikaz udaljenosti (Izvor: autorski rad)

Grafički prikaz sa slike 10 govori nam da je veoma mali broj parova međusobno jako sličan, čak samo 4%. Isto tako samo 4% parova je jako različito. Ostali parovi međusobno nisu toliko slični, ali ni različiti. Naravno nemojmo zaboraviti da su identične osobe unutar 0,6 dok parovi moraju biti iznad zadane vrijednosti. Iz grafikona možemo vidjeti da se 48% parova nalazi unutar 0,9

4.2.4. Rezultat istraživanja

Prepoznavanje lica u današnje vrijeme sve je više popularno na društvenim mrežama. Ljudi koriste različite aplikacije kako bi uljepšali svoje lice ili uvidjeli kako će izgledati u starosti. U svakoj aplikaciji koja nešto radi sa licem unutar sebe ima algoritam za prepoznavanje lica. Postoje algoritmi za detekciju lica, prepoznavanje lica, ali nitko još do sada nije uspoređivao lica parova sa algoritmom baziranom na dubinskom učenju.

Ljudsko oko je snažan mehanizam koji omogućava čovjeku da vidi svijet, ali i detalje. Naravno ono nije dovoljno precizno da bi moglo uvidjeti sličnosti lica parova. Zbog toga nam algoritam omogućuje da vidimo sličnosti među parovima. Uspoređujući poznate parove u zadanom algoritmu uvidjela sam kako su određeni parovi veoma slični, naravno postoje izuzeci, ali to je zanemarivo.

Uspoređivanjem lica parova algoritam da bi usporedio lica koristio je 128 mjera za svako lice koje meni nisu predstavljale ništa jer te mjere su način na koji algoritam može sam identificirati osobu. Uspoređujući te mjere algoritam je došao do konačnog broja koji je predstavljao udaljenost između dva lica. Uspoređujući sve više parova uvidjela sam kako taj broj nikad nije bio ispod 0,6 i kako su brojevi koji su se udaljavali od te vrijednosti predstavljali da su parovi sve manje slični jedan drugome.

5. Zaključak

U ovom radu proučila sam osnove biometrije te malo detaljnije prepoznavanje lica. Usporedbom lica parova uspostavilo se kako su parovi uglavnom u licu slični. Oko te teme pronašla sam već ranije istraživanja koja tvrde upravo to. Ovaj rad jedan je od prvih koji koristi računalni algoritam s najsuvremenijom metodom detekcije lica. Rezultati u radu potvrđuju ranija istraživanja koja su isto tvrdila kako parovi imaju slična lica. U spomenutim radovima o sličnosti lica ocjenjivali su ljudi, te unatoč naporima da se što više izbjegne subjektivnost, to nije bilo moguće. Računalo koristi objektivne mjere te je subjektivnost u potpunosti izbačena.

Željela bih naglasiti kako ne postoji jasno objašnjenje zašto parovi biraju osobe sa sličnim licem. Postoje neke teorije koje se orijentiraju na samo-važnost i ljubav prema samom sebi, ali i one koji pojašnjavaju sličnost lica parova kroz genetiku i odabir partnera sličnih našoj obitelji. Mislim da je istina negdje na sredini. Ljudi biraju ono što im je poznato i slično kako bi se osjećali sigurno i zaštićeno. Ono što formira naša poznanstva je naša okolina i mi sami. Prema tome smatram kako se u osobnosti gradi jedan podsvjesni sklop, temeljen na utiscima okoline. Što smo više izloženi nekom impulsu u okolini bilo fizički, emotivno ili psihološki to je veća šansa da naš afinitet za time poraste.

Popis literature

Barack_obama-2 * The Malaysian Times. Preuzeto 26. kolovoz 2019., od http://www.themalayiantimes.com.my/after-jobs-report-obama-says-america-must-not-turn-back/barack_obama-2/?fbclid=IwAR3M35p8B94HbInTZYxtWMawOoIAf0lgg_CR6osw9bg1FYCI_5oSeD8cfko

Dr. C.G. Jung (1949) Psychology of the unconscious; A Study of the Transformations and Symbolisms of the Libido, A Contribution to the History of the Evolution of Thought

David Hume (1997)Four Dissertations,204-207

Definicije i značenja Biometrija. Preuzeto 27. kolovoz 2019., od <https://www.rječnik.com/Biometrija>

Deza M.M. and Deza E.(2009) Encyclopedia of distances,22-66, 301-307

Dlib C++ Library. Preuzeto 21. kolovoz 2019., od <http://dlib.net/>

Face recognition with OpenCV, Python, and deep learning—PyImageSearch. (bez dat.). Preuzeto 21. kolovoz 2019., od <https://www.pyimagesearch.com/2018/06/18/face-recognition-with-opencv-python-and-deep-learning/>

face_recognition.api—Face Recognition 1.2.3 documentation. Preuzeto 23. kolovoz 2019., od https://face-recognition.readthedocs.io/en/latest/_modules/face_recognition/api.html

Facial Recognition for Biometric Mass Surveillance. Preuzeto 15. kolovoz 2019., od <https://www.bayometric.com/facial-recognition-biometric-mass-surveillance/>

Fingerprint Recognition vs. Facial Recognition. Preuzeto 15. kolovoz 2019., od <https://www.bayometric.com/fingerprint-vs-facial-recognition/>

Fooling Facial Detection with Fashion—Towards Data Science. Preuzeto 22. kolovoz 2019., od <https://towardsdatascience.com/fooling-facial-detection-with-fashion-d668ed919eb>

From Norm to Orthogonality: Fundamental Mathematics for Machine Learning with Intuitive Examples Part 2/3. Preuzeto 09. rujan 2019., od <https://towardsdatascience.com/from->

norm-to-orthogonality-fundamental-mathematics-for-machine-learning-with-intuitive-examples-57bb898e69f2

History of Face Recognition & Facial recognition software. Preuzeto 25. kolovoz 2019., od <https://www.facefirst.com/blog/brief-history-of-face-recognition-software/>

How does facial recognition work?. Preuzeto 15. kolovoz 2019., od <https://us.norton.com/internetsecurity-iot-how-facial-recognition-software-works.html>

Hyvärinen, A., & Oja, E. (2000). Independent component analysis: Algorithms and applications. *Neural Networks*, 13(4–5), 411–430

Kamerikar, U.A., Chavan, Dr.M.S (2014) Experimental Assessment of LDA and KLDA for Face Recognition

Intro_to_PCA_and_ICA. Preuzeto od http://compneurosci.com/wiki/images/4/42/Intro_to_PCA_and_ICA.pdf

Leeuw, de K., Bergstra, J. (2007) The History of Information Security: A Comprehensive Handbook

Kavita, M. M. K. (2016). A Survey paper for Face Recognition Technologies. 6(7), 5.

Machine Learning is Fun! Part 4: Modern Face Recognition with Deep Learning. Preuzeto 22. kolovoz 2019., od <https://medium.com/@ageitgey/machine-learning-is-fun-part-4-modern-face-recognition-with-deep-learning-c3cfc121d78>

Major milestones in the history of automated face recognition. While... | Download Scientific Diagram. Preuzeto 25. kolovoz 2019., od https://www.researchgate.net/figure/Major-milestones-in-the-history-of-automated-face-recognition-While-the-events-in-the_fig9_290509735

Marcinkowska, U. M., & Rantala, M. J. (2012). Sexual Imprinting on Facial Traits of Opposite-Sex Parents in Humans. *Evolutionary Psychology*, 10(3)

Michelle Obama' Book Tour Dates For 2019: See Them Here | Billboard. Preuzeto 26. kolovoz 2019., od <https://www.billboard.com/articles/news/8489760/michelle-obama-book-tour-dates-2019?fbclid=IwAR1hCd-18x0pv9x3dimRwZZ71zFFwj1t7Vm4sRIs8bihE5apqzTZDuyPJwA>

Mika, S., Scholkopf, B., Smola, A., Muller, K.-R., Scholz, M., & Riitsch, G. Kernel peA and De-Noising in Feature Spaces. 7.

Real-Time Face Detection and Recognition with SVM and HOG Features | EEWeb Community. Preuzeto 27. kolovoz 2019., od <https://www.eeweb.com/profile/rajeevthaware/articles/real-time-face-detection-and-recognition-with-svm-and-hog-features>

The RAND tablet, the first computer graphical interface. Circa 1963. | 1963 | Pretty art, Box tv. Preuzeto 15. kolovoz 2019., od <https://www.pinterest.de/pin/272116002461854105/>

Top Five Biometrics: Face, Fingerprint, Iris, Palm and Voice. Preuzeto 15. kolovoz 2019., od <https://www.bayometric.com/biometrics-face-finger-iris-palm-voice/>

What is Biometrics? - Definition from WhatIs.com. Preuzeto 27. kolovoz 2019., od <https://searchsecurity.techtarget.com/definition/biometrics>

What Is Deep Learning? | How It Works, Techniques & Applications—MATLAB & Simulink. Preuzeto 25. kolovoz 2019., od <https://www.mathworks.com/discovery/deep-learning.html>

Popis slika

Slika 1: Postotak biometrijske tehnologije na tržištu	3
Slika 2: Prvi svjetski sistem za prepoznavanje lica	5
Slika 3: Vremenski slijed unaprijeđena prepoznavanja lica	6
Slika 4: Neuronska mreža	10
Slika 5: Usporedba pristupa strojnog učenja kategoriziranog vozila (lijevo) s dubokim učenjem (desno).....	10
Slika 6: Usporedba PCA i ICA	11
Slika 7: Prikaz funkcionalnosti algoritma za usporedbu lica.....	15
Slika 8: Michelle Obama	16
Slika 9: Barack Obama	16
Slika 10: Rezultat usporedbe para.....	17
Slika 11: Prikaz 128 brojeva mjere lica.....	18
Slika 12: HOG metoda	20
Slika 13: Prikaz lica kroz 68 točaka	20
Slika 14: Euklidska udaljenost u R^2	22
Slika 15: Udaljenosti svih parova	24
Slika 16: Grafički prikaz udaljenosti	25

Popis tablica

Tablica 1: Usporedba biometrijskih modaliteta.....	4
Tablica 2: Usporedba otiska prsta i prepoznavanje lica.....	8
Tablica 3: Popis slavnih parova i njihova udaljenost.....	22