

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ELEKTROTEHNIKE I RAČUNARSTVA

SEMINAR

Prepoznavanje osoba metodom svojstvenih lica

Saša Ledinščak

Voditelj: *Siniša Šegvić*

Zagreb, mjesec, godina

Sadržaj

Uvod.....	1
Prepoznavanje lica	2
Metode prepoznavanja lica iz frontalne slike	3
Metoda svojstvenih lica (<i>Eigenfaces</i>)	5
Karhunen-Loeve Transformacija	6
Konstrukcija prostora svojstvenih lica (<i>Eigenspace</i>)	8
Zaključak	15
Literatura	16
Sažetak	17

Uvod

Koristeći se osjetilom vida sposobni smo bez značajnijeg napora i trenutačno prepoznavati na tisuće različitih objekata pohranjenih u našoj memoriji. Ta sposobnost nam omogućuje obavljanje tako neophodnih i svakidašnjih poslova kao što su prepoznavanje članova obitelji, izbjegavanje automobila koji jure ulicama ili pronalaženje šalice za kavu u uredu. S druge strane, znanstvena fantastika je između ostalog, puna različitih androida i robota koji su u stanju vizualno prepoznavati objekte u svome okruženju. Možemo li doista obdariti strojeve s tom korisnom vještinom? To je cilj istraživača na području prepoznavanja objekata, područja koje se rukovodi činjenicom da je sposobnost prepoznavanja važna karika u inteligentnom ponašanju. Automatsko prepoznavanje objekata pomaže da računala opskrbito „očima“ i omogućimo različite komercijalne aplikacije kao što je automatska kontrola dijelova u industriji ili asistencija računala u kirurgiji. Ovo posljednje se sve više razvija.

Prepoznavanje lica vrlo je važno područje u prepoznavanju objekata s posebnom primjenom u sigurnosnim sustavima. Identifikacijske i autentifikacijske metode postale su ključna tehnologija u različitim segmentima suvremenog društva: kontrola ulaza u zgrade i prostore, kontrola pristupa računalima i drugim sustavima kao i u području kriminalističkog istraživanja.

Modernim prepoznavanjem lica postiže se stupanj identifikacije čak preko 95%, pod dobro kontroliranim uvjetima osvjetljenja i poze [10]. Premda je to visok stupanj, još uvijek se ne može uspoređivati sa mogućnostima prepoznavanja kod čovjeka. U suvremenoj informatičkoj eri, gdje računala postaju osnovni alat u svakidašnjim radnim procesima, novi autentifikacijski zadaci sve će se više pojavljivati. Zajedno s mogućnostima „razumijevanja“ pokreta, izraza lica i dr., prepoznavanje lica će učiniti mogućim inteligentnu interakciju između čovjeka i stroja. Prepoznavanje lica iz niza slika predstavlja poseban izazov istraživačima, kako zbog veće pouzdanosti metoda tako i zbog kompleksnosti prepoznavanja.

Prepoznavanje lica

Lice je jedinstvena oznaka ljudskog bića, ono je fokus promatranja prilikom komuniciranja i druženja ljudi, odražava raspoloženje i emocije. Kao takvo ima vrlo značajnu ulogu u prepoznavanju osoba.

Proces prepoznavanja, ljudi obavljaju s nevjerojatnom lakoćom, brzinom i spontanošću čak i u nepovoljnijim vizualnim uvjetima kao što su razlike u osvjetljenosti prostora, promjena poze i izraza lica, starenje lica, promjena frizure ili nošenje naočala.

U posljednjih desetak godina prepoznavanje lica korištenjem računala značajno se intenziviralo, a u zadnje vrijeme poseban naglasak stavljen je na prepoznavanje iz pokretne (video) slike. Usprkos svemu, računala ovaj proces obavljaju vrlo teško i s manjom pouzdanošću od ljudi. Zašto je prepoznavanje lica za njih težak problem? Najveći problem je u tome što izgled slike ovisi o pozici, osvjetljenju itd. Naime, 3D objekti, kao što je i ljudsko lice, mogu poprimiti mnoštvo različitih izgleda kada se projiciraju na 2D sliku. Drugi problem je sadržaj scene koja može biti pretrpana različitim objektima i vrlo je teško izdvojiti područje slike koje sadrži lice. Štoviše, moguće je i prekrivanje objekata pa će samo dio informacija biti raspoloživ sustavu za prepoznavanje. Konačno, uređaji kao što su kamere i dr. su nesavršeni i mogu unositi dodatan šum.

Problem prepoznavanja lica može se formulirati na slijedeći način: iz zadane slike ili video snimke scene, identificirati jednu ili više osoba koristeći raspoloživu bazu podataka lica. Baza podataka može sadržavati i neke druge podatke (kao što su starost, rasa itd.) koji mogu pomoći pri selekciji kod pretraživanja. Rješenje problema prepoznavanja nije nimalo jednostavan posao i uključuje nekoliko faza: izdvajanje lica iz složene scene, izlučivanje značajki lica potrebnih za prepoznavanje (ovisno o korištenoj metodi) te usporedba sa raspoloživim podacima u bazi radi identifikacije. Pojedine metode mogu uključivati i dodatne faze obrade kao što je npr. procjena poze itd. Računalno prepoznavanje lica iz statičke ili iz dinamičke (video) snimke je postalo aktivno istraživačko područje koje se proteže na nekoliko disciplina kao što su obrada slike, raspoznavanje uzoraka, računalni vid i neuronske mreže. Tehnologija prepoznavanja lica (*Face Recognition Technology* – FRT) ima velik broj primjena u različitim sigurnosnim i komercijalnim sustavima: od statičke usporedbe dviju fotografija kontroliranog formata (kao što su fotografije u putovnicama) do prepoznavanja u stvarnom vremenu iz video snimke (npr. nadzorne kamere).

Prepoznavanje na osnovu fotografije iz osobnih dokumenata ili automatsko pretraživanje kriminalističkih evidencija, tipičan su primjer usporedbe na osnovu statičke slike. Ove fotografije karakterizira prihvatljiv stupanj kontrole osvjetljenja, dobra kvaliteta fotografije i specifičan tip pozadine, rezolucija kamere i udaljenost između kamere i osobe koja se fotografira. Postojanje ovih standarda za vrijeme prikupljanja slika, omogućuje jednostavnije izdvajanje lica iz slike i algoritam podudaranja. Potencijalni izazov u ovoj problematici je pretraživanje velikog skupa slika kao i samo podudaranje (premda je postupak snimanja kontroliran, varijacije u licu uslijed starenja, gubitka kose, itd. moraju se ukalkulirati za buduća izdvajanja odnosno podudaranja). Sigurnosni sustavi za nadzor (koji koriste pojedinačne slike) su kompliciraniji u smislu prepoznavanja lica zbog nekontroliranog izgleda pozadine, koja može sadržavati i niz drugih objekata. Stoga izdvajanje lica iz slike postaje teže.

Također je kvaliteta ovakvih slika niža od onih koje se koriste u osobnim dokumentima.

Metode prepoznavanja lica iz frontalne slike

„Frontalno prepoznavanje“ označava takav pristup u kojem se za vrijeme predobrade pronalaze i izdvajaju značajke lica frontalne 2D slike, koje se zatim uspoređuju sa odgovarajućim značajkama lica u poznatoj bazi podataka. Faza predobrade ima za cilj smanjenje količine podataka za obradu, uklanjanje zalihosti i ubrzanje kasnijeg procesa pretraživanja parametara. Predobrada može biti višeg nivoa, gdje se u nizu značajki lica pronalaze elementi kao što su linije, kružnice ili rubni elementi, a može biti i nižeg nivoa ako se filtriranjem izdvoje i markiraju određene značajke (oči, usta itd.) za kasniju usporedbu. U idućem koraku (podudaranje) uspoređuju se parametri značajki (pozicije i udaljenosti) ili same značajke radi identifikacije.

Dok se lice sa svojom geometrijom i fiksnim brojem značajki ne može koristiti u pristupu koji je predstavio Daugman [5], rožnica ljudskoga oka svakako može. Slučajna tekstura rožnice pokazuje kompleksnost reda nekoliko stotina stupnjeva slobode. Zbog svoje jedinstvenosti, rožnica predstavlja identifikacijsku značajku lica. Daugman opisuje algoritam koji u stvarnom vremenu demodulira lokalnu fazu varijacija u teksturi rožnice korištenjem 2D Gaborovih valića (*Gabor wavelets*), čiji rezultat se konvertira u tzv. „kod rožnice“, dugačak oko 173 bita. Autor spominje visok stupanj prepoznatljivosti ove metode kao i veliku brzinu pretraživanja baze podataka (10 000 osoba u sekundi). Ovaj pristup se smatra frontalnim prepoznavanjem jer se oslanja na frontalnu sliku lica i nije besprijekoran kod promjena u poziciji i veličini. Obzirom da je rožnica interni dio oka postoje određeni problemi pri njenom lociranju i izdvajanju iz slike.

Takacs i Wechsler [6] opisuju klasično prepoznavanje iz frontalne slike, premda je bazirano na modernoj detekciji i tehnici prepoznavanja. Prikazana je procedura za predstavljanje i detekciju objekata različitih veličina bazirana na radijalno neuniformnim rešetkama za uzorkovanje. Pronalaženje značajki i razvrstavanje uključuje kodiranje koristeći banke vizualnog filtra (receptivna polja) definirane kroz samoorganizirajuću mapu (*self-organizing map*) značajki. Kombinacija vizualnih filtra sa radijalno neuniformnim uzorkovanjem omogućuje izračun kodova značajki lica (neovisno o promjenama u osvjetljenju), koji se kasnije ugrađuje u kompaktni kod lica za daljnju identifikaciju. U prvom koraku, višerezolucijski detektori para očiju pronalaze moguća područja lica koja se u drugom koraku podvrgavaju procesu detekcije cijelog lica kako bi se pronašla pozicija lica i izračunao stupanj uvećanja za provođenje efikasne normalizacije. Tako normalizirane slike lica podvrgavaju se vizualnim filtrima (za oko, par očiju, nos i usta) koji promatraju jednostavne prosječne geometrijske modele dijelova lica. Izlazi filtra se koriste za kodiranje svake pojedine značajke.

Postignuta je 97%-tna točnost u izlučivanju značajki lica, međutim naočale, smijeh na usnama ili brada uzrokovale su pogreške. Oči i nos pokazali su manju osjetljivost kada variraju slikovni uvjeti i različiti izrazi lica. Sveukupni identifikacijski algoritam uspješno je prepoznao 89,6 % osoba.

Kada je u pitanju problem određivanja značajki lica, u većini radova koristio se neki od slijedeća tri pristupa: parametarski model [7], zatim slikovni model u kojem se koriste predlošci pojedinih dijelova lica za usporedbu (na primjer korelacijom ili neuronskim mrežama) ili pak operatori za izdvajanje relevantnih oblika [8] (korištenjem funkcije dekompozicije).

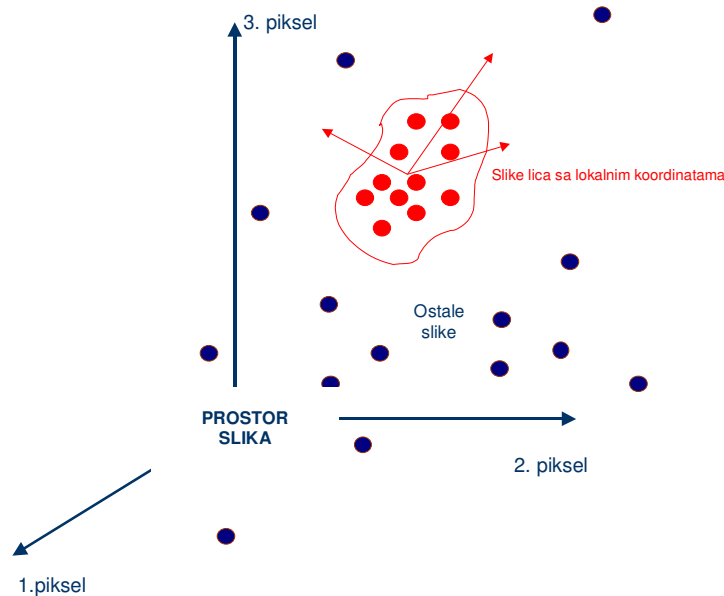
Određivanje značajki vrlo je zahtjevan stupanj obrade slike lica prije prepoznavanja. Zbog toga su neki autori primjenjivali različite statističke pristupe na temelju sveukupnog izgleda (engl. *appearance based*), gdje se lice npr. predstavlja težinskim vektorom dobivenim projiciranjem lica na prostor svojstvenih lica (*eigenfaces*), a koji je rezultat statističkih svojstava lica (svojstveni vektori kovarijantne matrice). Ovakav pristup uveli su Turk i Pentland [1].

Pored vizualnih slika lica, bilo je pokušaja da se za prepoznavanje koriste infra-crvene (IC) slike lica. Wilder i dr. u svom radu su testirali upotrebljivost toga načina predstavljanja lica te izvršili usporedbu sa prepoznavanjem iz vizualnih slika [9]. Obzirom da je naglasak u radu bio na prepoznavanju, izdvajanje lica i pojedinih značajki (radi kasnijeg normiranja slike) izvršeno je ručno. Korištena je metoda svojstvenih lica za prepoznavanje. Rezultati dobiveni PCA metodom bili su približno jednaki, s neznatnom prednošću kod korištenja vizualnih slika nad infracrvenim (IC) slikama. Kasnije se u radu istraživala važnost pojedinih dijelova lica (za prepoznavanje) u odnosu na cijelo lice. Nekoliko značajki i cijelo lice, samo značajke i samo dio lica međusobno su uspoređivani za prepoznavanje iz vizualnih i infracrvenih slika. Zaključeno je da cijelo lice doprinosi prepoznavanju kod vizualnih slika, a odmaže kod infracrvenih slika.

Osnovni problem kod prepoznavanja pomoću vizualnih slika je osjetljivost performansi prepoznavanja na osvjetljenje odnosno utjecaj poze i osvjetljenja. Nasuprot tome, performanse infracrvenih slika su podložne promjenama u temperaturi okoline, a i samog lica (odnosno pojedinih dijelova) kada se kreće između zona različitih temperatura. Na kraju, ukoliko možemo kontrolirati osvjetljenje bolje od temperature, vizualni pristup daje bolje rezultate i obratno.

Metoda svojstvenih lica (*Eigenfaces*)

Razmotrimo skup svih mogućih slika. One koje predstavljaju lica čine samo jedan mali dio toga skupa. Odlučimo li se predstavljati slike kao vektore, umjesto uobičajene prezentacije pomoću matrica, dobiti ćemo *prostor slika* u kojem je svaka od njih predstavljena kao točka. Obzirom da lica imaju veoma sličnu strukturu (oblik, oči, nos, usta, itd.) vektori koji ih predstavljaju biti će međusobno zavisni. Lica su grupirana na određenoj lokaciji u *prostoru slika* (slika 1). Možemo vidjeti da lica „leže“ u malom i izdvojenom prostoru od ostalih slika. Ideja metode svojstvenih slika (u našem slučaju svojstvenih lica) je da se pronađe manje dimenzijski prostor u kojem će kraći vektori dobro opisivati slike lica i samo njih.



Slika 1: Koordinativni sustav prostora slika i prostora lica

Da bismo uspješno opisali tu nakupinu slika, moramo odabrati takve smjerove u prostoru slika uzduž kojih je varijanca nakupina maksimalna. To se postiže *Karhunen-Loeveovom* transformacijom (*KL transformacija*). Često se koristi i naziv analiza glavnih komponenta, *Principal Component Analysis (PCA)*. Smjerovi definirani u smislu koordinata u prostoru slika su također slike. Transformiranje koordinata znači projekciju na nove koordinate i izražavanje slike kao linearne kombinacije baznih slika.

Karhunen-Loeveova Transformacija

Kao uvod u problem pretpostavimo M slika veličine $N \times N$ slikovnih elemenata (piksela). Svaku sliku $f_i(x,y)$ možemo izraziti u formi N^2 -dimenzijskog vektora x_i kako slijedi:

$$x_i = \begin{bmatrix} x_{i1} \\ x_{i2} \\ \vdots \\ x_{ij} \\ \vdots \\ x_{iN^2} \end{bmatrix} \quad (1)$$

gdje x_{ij} označava j -otu komponentu vektora x_i . Jedan način da se konstruira takav vektor je da prvih N komponenti od x_i odgovaraju prvom retku slike $f_i(x,y)$ [$x_{i1}=f(0,0), x_{i2}=f(0,1), \dots, x_{iN}=f(0,N-1)$], drugi skup od N komponenti odgovara drugom retku itd. Drugi način je da koristimo stupce od $f(x,y)$ umjesto redaka.

Kovarijantna matrica slučajnog vektora x je definirana kao:

$$C_x = E\{(x - m_x)(x - m_x)'\} \quad (2)$$

gdje je

$$m_x = E\{x\} \quad (3)$$

srednja vrijednost vektora, E je očekivanje slučajne varijable. Jednadžbe (2) i (3) mogu biti aproksimirane korištenjem relacija:

$$m_x \cong \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (4)$$

$$C_x \cong \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x_i - m_x)(x_i - m_x)' \quad (5)$$

ili ekvivalentno:

$$C_x \cong \frac{1}{M} \left[\sum_{i=1}^M x_i x_i' \right] - m_x m_x' \quad (6)$$

Vektor srednje vrijednosti je dimenzije N^2 , a kovarijantna matrica $N^2 \times N^2$.

Neka su e_i i λ_i , $i=1,2,\dots,N^2$ svojstveni vektori i pripadne svojstvene vrijednosti matrice C_x (gdje je: $C_x e_i = \lambda_i e_i$ definicija svojstvenih vektora i vrijednosti). Pretpostavimo da su svojstvene vrijednosti matrice poredane u padajućem redoslijedu tako da je $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{N^2}$. Transformacijska matrica čiji retci su svojstveni vektori od C_x dana je sa:

$$K = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \cdots & e_{1N^2} \\ e_{21} & e_{22} & \cdots & e_{2N^2} \\ \vdots & & & \\ e_{N^2 1} & e_{N^2 2} & \cdots & e_{N^2 N^2} \end{bmatrix} \quad (7)$$

gdje je e_{ij} j -ota komponenta i -tog svojstvenog vektora. *KL* transformacija se sastoji od jednostavnog množenja centraliziranog vektora $(x - m_x)$ sa matricom K i dobije se novi vektor y :

$$y = K^T (x - m_x) \quad (8)$$

Jednadžba (8) ima nekoliko važnih svojstava. Jedno od njih, vrlo značajno za sažimanje slika, odnosi se na rekonstrukciju x iz y . Dok je C_x realna i simetrična matrica, uvijek je moguće naći skup ortogonalnih svojstvenih vektora (Noble [1969]). Slijedi da je $K^{-1} = K^T$ i x može biti rekonstruiran iz y korištenjem relacije:

$$x = K^T y + m_x \quad (9)$$

Pretpostavimo da umjesto korištenja svih svojstvenih vektora od C_x , formiramo matricu K_A od A svojstvenih vektora koji odgovaraju najvećim svojstvenim vrijednostima. Vektori y će onda biti A -dimenzijski i rekonstrukcija dana sa (9) neće više biti egzaktna. Neka

$$\hat{x} = K_{\Lambda}^T y + m_x \quad (10)$$

predstavlja aproksimaciju od x dobivenu transformacijskom matricom K_{Λ} , sastavljenom od prvih Λ svojstvenih vektora od C_x . Može se pokazati da je srednja kvadratna pogreška R , između vektora x i njegove aproksimacije \hat{x} dana sa izrazom:

$$R = \sum_{j=1}^{N^2} \lambda_j - \sum_{j=1}^{\Lambda} \lambda_j = \sum_{j=\Lambda+1}^{N^2} \lambda_j^2 \quad (11)$$

Iz jednačbe (11) je vidljivo da je pogreška nula ako je $\Lambda = N^2$ (tj. ako koristimo sve svojstvene vektore u transformaciji). Dok λ_j opadaju monotono, pogreška je minimizirana kada se odaberu svojstveni vektori sa najvećom svojstvenom vrijednošću. Dakle KL transformacija je optimalna u smislu najmanje kvadratne pogreške.

Konstrukcija prostora svojstvenih lica (*Eigenspace*)

Neka je Φ_i jedna slika među skupom od M slika. Definirajmo m_{Φ} kao srednju sliku:

$$m_{\Phi} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \quad (12)$$

Svaka slika razlikuje se od srednje za vektor $\Gamma_i = \Phi_i - m_{\Phi}$. Kovarijantna matrica podataka je:

$$C_{\Phi} = AA^T \quad (13)$$

gdje su stupci od A vektori Γ_i ($A = [\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M]$). Ako su dimenzije izvornih slika bile $w \times h$, gdje je w širina, a h visina slike, onda je matrica C_{Φ} dimenzije $wh \times wh$. Veličina matrice C_{Φ} je velika, ali dok je broj slika puno manji od dimenzije slika, računanje svojstvenih vektora kovarijantne matrice se može znatno ubrzati.

Neka su e_i svojstveni vektori matrice $A^T A$:

$$A^T A e_i = \lambda_i e_i \quad (14)$$

tada su Ae_i svojstveni vektori matrice $AA^T = C_\phi$, što se vidi množenjem od lijeva sa A prethodnu jednadžbu:

$$AA^T Ae_i = A\lambda_i e_i = \lambda_i Ae_i \quad (15)$$

ali $A^T A$ je dimenzije $M \times M$. Definiirajući u_i kao svojstveni vektor od C_ϕ imamo:

$$u_i = Ae_i \quad (16)$$

Odaberimo redoslijed od i takav da λ_i opadaju (vrijednosti λ_i su varijance uzduž osi novog koordinatnog sustava). Opadanje je eksponencijalnog karaktera, što znači da je ugrubo barem 90% totalne varijance sadržano u 5% do 10% dimenzija. Projicirajmo sliku Γ na samo $M^T \ll M$ dimenzija računajući:

$$\Omega(\Gamma) = \{\omega_k\}, \text{ gdje je } \omega_k = u_k \Gamma \text{ i } 1 \leq k \leq M^T \quad (17)$$

ω_k je k -ta koordinata od Γ u novom sustavu. Vektori u_k su slike, obično se zovu svojstvene slike, u našem slučaju svojstvena lica (*eigenfaces*).



Slika 2: Primjeri 5 lica za prepoznavanje. Gore: prototipni uzorci. Dolje: uzorci za prepoznavanje.



Slika 3: Srednje lice (od ukupno 5 gornjih uzoraka sa slike 16)



Slika 4: Svojtvena lica



Slika 5: Srednje lice od 30 uzoraka



Slika 6: 5 svojtvenih lica od 30 uzoraka za modeliranje

Na Slici 4. su prikazana svojtvena lica polaznog skupa lica prikazanih na Slici 2. Za manji broj lica moguće je uočiti karakteristike pojedinih lica u svojtvenim slikama, a također i u srednjoj slici. Međutim, kod većeg skupa lica (npr. 30) svojtvena lica sadrže superponirane značajke mnogih lica (Slika 6.)

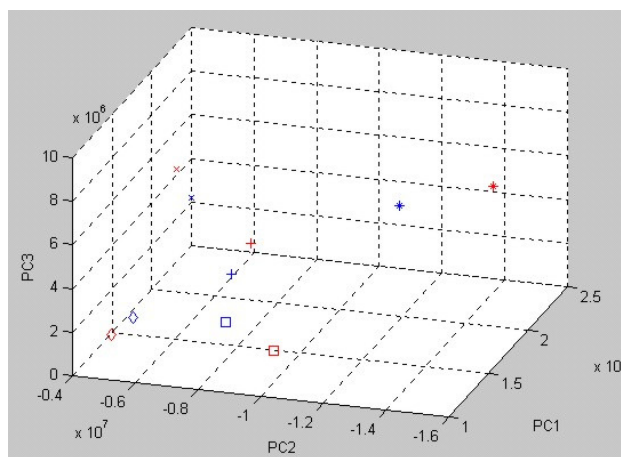
Prepoznavanje u prostoru svojstvenih lica

Prepoznavanje u prostoru svojstvenih lica svodi se na mjerenje udaljenosti (sličnosti) između projekcije svih poznatih lica (prototipnih) i nepoznatog lica. Projekcije na prostor svojstvenih lica su vektori $\Omega_i = \Omega(\Gamma_i)$ dimenzije M^T . Sličnost možemo definirati preko udaljenosti između projekcija:

$$\delta(\Gamma_i, \Gamma_j) = \|\Omega_i - \Omega_j\| \quad (18)$$

Ako je udaljenost „mala“ kažemo da su lica slična i možemo odrediti koje je lice iz baze najbližnije.

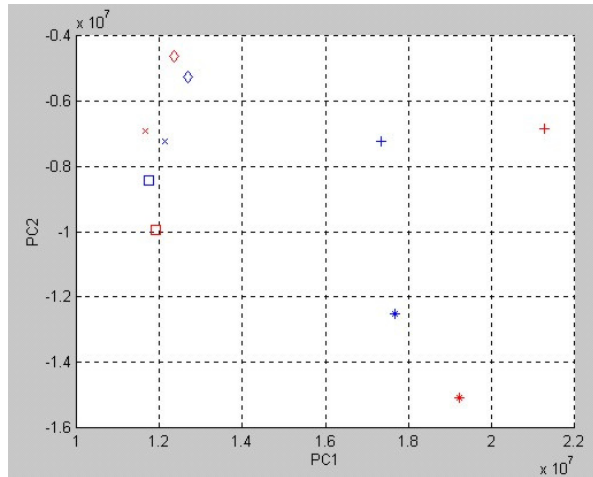
Na slici 7 prikazane su projekcije pet lica (sa slike 2) na trodimenzionalni prostor svojstvenih lica korištenjem prva tri svojstvena vektora - lica (sa slike 4) i označene crvenom bojom. Istodobno su prikazane i projekcije testnih lica (istih osoba ali sa manjim varijacijama u pozici i izgledu lica) i označeni plavom bojom. Svako lice označeno je različitim simbolom u vektorskom prostoru. Evidentno je da projekcije istih lica „padaju“ relativno blizu jedna drugoj te da je moguće jednostavnim mjerenjem udaljenosti (relacija (18)) pouzdano izvršiti prepoznavanje (u ovom slučaju) korištenjem samo tri svojstvena lica (trodimenzionalni vektor). Vektore u prostoru svojstvenih lica često se naziva i uzorak vektorima. Cilj je ostvariti uspješno prepoznavanje korištenjem što manjeg broja svojstvenih lica. Na taj način se smanjuju potrebni memorijski resursi za pohranjivanje svojstvenih lica i uzorak vektora pojedinih osoba, a istodobno se smanjuje i vrijeme potrebno za obradu (prepoznavanje) nepoznatih lica.



Slika 7: Prostor svojstvenih lica, tro-dimenzijski

PC1-PC3 na slici 7 označavaju tri najznačajnije komponente u KL transformaciji (*Principal Components Analysis*). Lako se razabire da bi kod većeg broja lica nastala „gužva“ u prostoru svojstvenih lica i da vjerojatno ne bi bilo moguće izvršiti

prepoznavanje korištenjem samo tri najvažnije komponente lica. Isti efekt se dobiva smanjenjem dimenzije prostora.
 Na slici 8 je prikazana projekcija pet istih lica (prototipnih i testnih) na dvo-dimenzijski prostor.



Slika 8: Prostor svojstvenih lica, dvo-dimenzijski

Sada se jasno vidi da je testno lice označeno plavim kvadratićem teško razlikovati između njegovog prototipa (crveni kvadratić) i prototipa drugog lica (crveni x). U ovom konkretnom slučaju njegov prototip je ipak bliži (ali samo za razliku udaljenosti koja je dva reda veličine manja od ostalih udaljenosti). Dakle smanjenjem dimenzije prostora smanjuje se i rezolucija prepoznavanja odnosno pouzdanost sustava.
 Na slici 9 prikazana je ovisnost broja prepoznatih osoba o dimenziji sustava za slučaj istih pet osoba (sa slike 2). Povećanje dimenzije sustava ima smisla dokle god povećavamo točnost prepoznavanja (u ovom slučaju do 2).



Slika 9: Ovisnost broja prepoznatih osoba o dimenziji sustava

Da bismo povećali robusnost sustava obzirom na manje promjene u izrazu lica, varijacije svjetla ili kut pogleda (pozu), pretpostavimo da je svaka od L osoba predstavljena u bazi sa N slika. Tada možemo formirati klasu $C_l = \{I\}$ slika za tu osobu i uzeti, kao reprezentativnu sliku, „umjetnu“ sredinu projekcija svih slika iz klase:

$$\Omega(C_l) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Omega(\Gamma_i) \quad (19)$$

Možemo koristiti $\Omega(C_l)$ u jednadžbi (18) kao jedan od dva vektora za usporedbu. Obzirom da proces prepoznavanja uključuje projekcije, mogli bismo dobiti istu projekciju za dvije različite slike, osobito ako jedna od njih uopće nije slika lica i možemo dobiti neželjeni rezultat (ovaj slučaj zavisi od konkretne aplikacije sustava). Moguće rješenje ovoga problema je u procjeni razlike između slike i njene rekonstrukcije. Lica će biti blizu svojih rekonstrukcija, dok bi ostale slike trebale biti dalje. Definirajmo:

$$\varepsilon(\Gamma) = \|\Gamma - \Gamma'\| \quad (20)$$

gdje je

$$\Gamma' = \sum_{i=1}^M \omega_i u_i \quad \text{pa je} \quad \Phi' = \Gamma' + m_\Phi \quad (21)$$

Prepoznavanje lica metodom svojstvenih lica (poznavajući dvije mjere δ i ε) može se sažeti na slijedeći način:

1. ε je malen i δ_l je malen za neku klasu lica $l \Rightarrow$ prepoznata je osoba l .
2. ε je malen i δ_l je velik za sve $l \Rightarrow$ radi se o nepoznatoj osobi.
3. ε je velik, bez obzira na $\delta_l \Rightarrow$ slika vjerojatno nije lice.

Predobrada za prepoznavanje:

1. Izračunati matricu A nad skupom/podskupom svih slika lica
2. Izračunati svojstvene vektore i svojstvene vrijednosti matrice $A'A$
3. Sortirati svojstvene vrijednosti po veličini i izračunati svojstvene slike u_i (jednadžba (16)).
4. Projicirati sva lica u prostor definiran sa u_i da bi se dobili Ω_i (jednadžba (17)).
5. Za svaku klasu lica l , izračunati srednji $\Omega(C_l)$ (jednadžba (19)).

6. Spremiti u_i , Ω_i i Ω_c za buduću upotrebu.

Kada želimo prepoznati dolazeću sliku I , postupamo na slijedeći način:

1. Izračunamo projekciju Ω (jednadžba (17)).
2. Izračunamo blizinu reprodukcije $\varepsilon(I)$. Ako je veća od praga $\hat{\varepsilon}$, odlučujemo da slika nije lice.
3. Inače računamo udaljenost do svih L poznatih klasa $\delta(\Omega, \Omega(C_l))$. Pronalazimo najmanju udaljenost (koja odgovara npr. klasi l) i ako je ona manja od praga $\hat{\delta}$, odlučujemo se za osobu l , inače zaključujemo da slika nije poznata osoba.

Zaključak

Raniji pokušaji računalnog prepoznavanja lica su bili ograničeni uporabom osiromašenih modela lica i opisnih osobina (nos, usta, oči itd.), pretpostavljajući da se lice sastoji samo od njegovih djelova, individualnih osobina. Takvim metodama nije se moglo doći do zadovoljavajućih rezultata kod raspoznavanja lica.

Metoda svojsternih lica je postigla iznimnu popularnost u području raspoznavanja lica. Sama metoda je jako brza i može obrađivati puno lica u kratkom vremenu. Problem kod raspoznavanja se javlja kad imamo sliku lica pod različitim kutevima i osvjetljenju, tada uporaba svojsternih lica postaje neprikladna. Da bi sistem radio kako treba lica moraju biti gledana s prednje strane i pod sličnim osvjetljenjem. Inače se metoda svojsternih lica pokazala poprilično pouzdanom. Testirajući metodu sa promjenom uvjeta došlo se do vrlo dobrih rezultata: 96% točnosti kod promjene osvjetljenja, 85% kod promjene položaja glave i 64% točnosti kod promjene veličine glave.

Literatura

- [1] Turk, M., and Pentland, A., „Eigenfaces for recognition”, *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1991., pp. 3(1):71-86.
<http://www.cs.ucsb.edu/~mturk/Papers/jcn.pdf>
- [2] M. Kirby and L. Sirovich, „Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces”, *PAMI*, 1990.,12(1).
- [3] Ivan Fratrić, „Sustav za verifikaciju osoba temeljen na raspoznavanju lica“, Diplomski rad, FER Zagreb 2003
- [4] K. Delač, M. Grgić and M.S. Bartlett, „Recent advances in face recognition“, In-teh, 2008
- [5] J. Daugman, „Face Recognition by Feature Demodulation“, Proceedings of the International Workshop on Automatic Face and Gesture-Recognition, IWAFGR 95, 350-355, Zurich, 1995.
- [6] B. Takacs, H. Wechsler, „Visual Filters for Face Recognition“, Proceedings of the International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, ICAFGR 96, 218-223, Kilmington, 1996.
- [7] Yuille, Hallinan, Cohen, „Feature extraction from faces using deformable templates“, *International Journal of Computer Vision*, 8(2):99-111, 1992.
- [8] B. S. Manjunath, R. Chellapa, C. Malsburg, „A feature based approach to face recognition“, Proc. IEEE Computer Soc. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition 1992, pp.373-378.
- [9] J. Wilder, P. J. Philips, C. Jiang, S. Wiener, „Comparison of Visible and Infra-Red Imagery for Face Recognition“, Proceedings of the International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition“, ICAFGR 96, 182-187, Kilmington, 1996.
- [10] <http://en.wikipedia.org/wiki/Eigenface>
- [11] <http://www.face-rec.org/>
- [12] http://www.face-rec.org/interesting-papers/General/gross_ralph_2001_4.pdf

Sažetak

U ovom seminarskom radu studentima je opisan problem računalnog prepoznavanja lica. Prepoznavanje lica vrlo je važno područje u prepoznavanju objekata, s osobitom primjenom između u sigurnosnim sustavima. Identifikacijske i autentifikacijske metode postale su ključna tehnologija u različitim segmentima suvremenog društva: kontrola ulaza u zgrade i prostore, kontrola pristupa računalima i drugim sustavima kao i u području kriminalističkog istraživanja. Modernim prepoznavanjem lica postiže se stupanj identifikacije čak preko 95%, pod dobro kontroliranim uvjetima osvjetljenja i poze. Premda je to visok stupanj prepoznavanja, još uvijek se ne može uspoređivati sa mogućnostima prepoznavanja kod samoga čovjeka.

U radu je detaljnije opisana metoda svojstvenih lica, koja se pokazala kao jedna od pouzdanijih u posljednjim istraživanjima.