

# Prepoznavanje i identifikacija lica koristeći Haar Cascade algoritam

Stefani Kecman

Seminarski rad iz predmeta  
Digitalno procesiranje signala



Univerzitet u Sarajevu

Elektrotehnički fakultet

Odsjek za Računarstvo i informatiku

2022. godine

# SADRŽAJ

<b>SAŽETAK</b>	<b>2</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>3</b>
<b>UVOD</b>	<b>4</b>
<b>PROCES PREPOZNAVANJA LICA</b>	<b>5</b>
<b>METODI DETEKCIJE LICA</b>	<b>6</b>
<b>IDENTIFIKACIJA LICA</b>	<b>8</b>
<b>DETEKCIJA INDIVIDUALNIH KARAKTERISTIKA</b>	<b>9</b>
<b>HAAR CASCADE ALGORITAM</b>	<b>10</b>
TRENIRANJE SISTEMA	11
HAAR KARAKTERISTIKE	12
INTEGRIRANA SLIKA	13
ADABOOST ALGORITAM	15
KLASIFIKATORI	16
TRENIRANJE KLASIFIKATORA	17
Histogram boje kože preko HSV modela boja:	19
<b>ZAKLJUČAK</b>	<b>20</b>
<b>LITERATURA</b>	<b>21</b>

# SAŽETAK

Tema ovog rada je Haar Cascade algoritam, koji se koristi za detekciju ljudskih lica na slikama. Algoritmi ove namjene čine tehnologije na kojima se zasniva kompjuterska vizija te zbog toga bilježe konstantan razvoj i široku primjenu. U sklopu ovog rada definirat će se zadatak detekcije lica, a zatim i njegove identifikacije.

S obzirom da je su razvijene razne metode za detekciju lica, u ovom radu je navedena usporedba nekih od njih, tačnije LBP, Viola Jones i metod zasnovan na RGB intenzitetima piksela.

Svaki sistem se prvobitno trenira, na bazi adekvatno obilježenih slika, da bi se omogućila kasnija identifikacija osoba na slici. Zatim, potrebno je vanjskim uređajem dostaviti fotografiju na kojoj je potrebno pronaći i identificirati osobe. Sam proces lociranja i označavanja lica na slici se sastoji iz sljedećih koraka: izdvajanje Haar karakteristika, integriranih slika, AdaBoost algoritma te kaskadnih klasifikatora. Svako od navedenih faza detekcije je dodijeljeno zasebno poglavlje sa detaljnijim informacijama.

Rad je zaokružen statističkim i eksperimentalnim podacima o performansama Haar Cascade algoritma.

# ABSTRACT

Subject of this work is Haar Cascade algorithm, which is used for detecting human faces on a picture. Algorithms of this sort are foundation for technologies on which computer vision is based and for that reason they are in constant development and have great use. In this work we will define the task for face detection, as well as its recognition.

Because there are many methods developed for face detection, there is a comparison between some of them written, LBP, Viola Jones and RGB method, to be exact.

Every face detection/recognition system has to be trained first, on a database of properly marked pictures, in order to be able to identify faces on a picture. After that, it is needed to distribute it a picture, taken by external device, on which we will try to locate and identify people. Process of locating and identifying faces on a picture consists of the following steps: distinguishing Haar characteristics, integral image, AdaBoost algorithm and cascade classifiers. Every phase mentioned is given its own chapter with detailed description.

This work is finalized with statistical and experimental information about Haar Cascade algorithm performance.

## UVOD

**Kompjuterska vizija** je grana informatike koja, na svojevrsan način, računarima daje mogućnost da “vide”, odnosno lociraju, na slikama, objekte od interesa. Sama vizija se bazira na prikupljanju podataka iz njihove okoline, putem slika (Soo and Institute of Computer Science, University of Tartu, n.d., 1). Ispočetka se slika obrađuje na nižem nivou, radi uklanjanja šumova. Kasnije slijedi obrada na visokom nivou, koja podrazumijeva detekciju oblika, uzoraka i objekata.

Detektirati se mogu bilo koji objekti, na kojima se sistem prvobitno trenira. Tema ovog rada je detekcija ljudskih lica, koja predstavlja složeniji problem od detekcije nekih drugih, neživih, objekata. Razlog tome leži u činjenici da je lice fleksibilan 3D objekt. Njegov izgled uveliko varira od individualnih karakteristika osobe, facijalne ekspresije kao i ugla fotografisanja te trenutne osvijetljenosti.

Motivi za razvoj tehnologija identifikacije lica su višestruki i bivaju sve više zastupljeni u oblastima robotike i kompjuterskih sistema. Algoritmi namijenjeni za ovaj zadatak se razvijaju od 1960. godine. Iako su im performanse i princip rada razlikuju, zajednički im je krajnji rezultat, a to je pronalazak i identifikacija ljudskog lica na slici, uz zanemarivanje drugih objekata na njoj.

Generalno, ovaj se zadatak može podijeliti u dva koraka. Prvi je **lociranje položaja lica** i pronalaženje njegovih karakteristika, kao što su oči, nos i usta. U to spada, prije svega, izdvajanje područja potencijalnog lica na slici. Za to se, među ostalim, koristi Viola-Jones framework, te klasifikatori za lociranje lica, poput OpenCV, o čemu će biti spomena u nastavku. Drugi korak je **usporedba prikupljenih podataka** i, uz pomoć specifičnih algoritama obrade, pokušaj pronalaženja uzorka kojim bi se identificirala sama osoba.

Prije same lokacije i identifikacije, sistem se **trenira** na već oformljenoj bazi slika, pri čemu se vrši analiza već identificiranih osoba. Ove tehnike spadaju u tehnike biometrije i neophodne su za detekciju lica.

Zatim je potrebno snimiti i proslijediti sliku od interesa sistemu, na šta se primjenjuju algoritmi lociranja i identifikacije. Ukoliko u bazi već postoji ta osoba, bit će identificirana, dok u suprotnom to nije slučaj (Yustiawati et al. 2018., 129, 130).

# PROCES PREPOZNAVANJA LICA

Sistemi bazirani na viziji, primijenjeni na prepoznavanje lica, svoj rad mogu podijeliti na 4 etape: detekcija lica, **rano procesiranje slike, izdvajanje karakteristika i traženje podudaranja** (Padilla et al. 362).

Detekcija lica je intuitivno objašnjiv, ali težak postupak za sprovođenje. Razlog tome je što oblici koji ga karakteriziraju, poput očiju, usana, nosa, imaju međusobno vrlo sličnu geometrijsku konfiguraciju.

**Rano procesiranje slike** podrazumijeva otklanjanje šumova i eventualnih varijacija osvjetljenosti, koje bi mogle utjecati na dalju detekciju.

**Izdvajanje karakteristika lica** je proces koji se ogleda u tome da se traži geometrijski ili vektorski model na slici, a koji bi odgovarao pojedinim dijelovima lica. Tri su pristupa koja postoje: holistički, pristup zasnovan na karakteristikama i hibridni.

Holistički pristupi su analiza komponenata, fisher diskriminantna analiza, vektorski aparat i drugi.

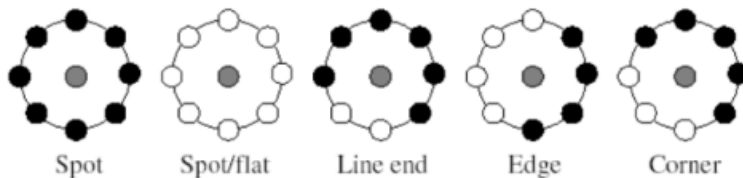
Princip zasnovan na karakteristikama koristi geometrijske relacije pojedinih dijelova lica (karakteristika) (Padilla et al. 362).

U fazi **traženja podudaranja**, koriste se statistički klasifikatori, poput Bayesovog klasifikatora, neualnih klasifikatora, Euklidske udaljenosti i Mahalanobis udaljenosti (Padilla et al. 362).

## METODI DETEKCIJE LICA

Nekoliko je pokušaja svodenja problema prepoznavanja lica na matematički. Jedna varijanta je proračun intenziteta svakog piksela, odnosno **račun sa RGB vrijednostima** svakog piksela slike, koji je komplikovan i vremenski neefikasan. Simplifikaciju su predložili Viola i Jones, na sugestiju Papageorgiou et. al iz 1998. godine, uvodeći Haar karakteristike.

2002. Godine je uveden **lokalizirani binarni uzorak (LBP)** za klasifikaciju tekstura na slikama. To je grayscale irelevantan operator koji analizira tekstore i ima visok stepen diskriminacije. Korišten je za detekciju ljudskog lica. Međutim, pokazalo se da, pod određenim uslovima, LBP promaši strukture unutar slike. To se dešava pri slabijoj osvijetljenosti ili ako su u pitanju osobe tamnije puti. Međutim, eksperimentalno je dokazano da, u slučaju uspješne detekcije, sam proces terminira za 3.2 sekunde, dok je potrebno 6.3 sekundi da Haar algoritam procesira istu sliku (Chang-yeon 2008, 3,4).



Primjeri analize tekstura.

Preuzeto iz: "Face Detection using LBP features", Jo Chang-yeon, str. 2

Već je navedeno da su, 2004. godine, **Viola i Jones** predložili algoritam koji je uveliko pojednostavio proračune koji se koriste u dotadašnjim algoritmima ove namjene. Uveli su uporabu kaskadnih klasifikatora, baziranih na Haar karakteristikama.

Kaskadni klasifikator je supervizirajući klasifikator, sastavljen od podprozora. Oni sekvencijalno testiraju uzorak na sve čvorove u kaskadi. Samo onaj prozor koji prođe sve testove se smatra potencijalnim licem.

Modifikacije Haar Cascade algoritma su dovele do povećavanja brzine detekcije, ali i rezultirale u izlaganju riziku od pogrešnih identifikacija. Da bi se smanjila učestalost ovih grešaka, Viola-Jones algoritam se kombinira sa **AdaBoost** da bi se oformili jaki klasifikatori čiji svaki čvor sadrži slabe klasifikatore koji koriste Harr karakteristike. Ovime su greške minimizirane, a brzina je ostala prihvatljiva za svakodnevnu uporabu.

Viola-Jones kaskada ima visok stepen detekcije (99.9%), što znači da ima nizak broj lažnih negativnih, uz cijenu niskog procenta pravih pozitivnih rezultata (približno 50%), a to je indikator visokog broja lažnih pozitivnih. U svakom čvoru terminira odlučivanje za odbacivanje prozora, dok proces detekcije nastavlja kada se privremeno prihvaćanje postigne. Ovo je prihvatljivo jer su podprozori sa ljudskim licem mnogo rjeđi nego oni koji ga ne sadrže (Cuimei et al. 483).



# IDENTIFIKACIJA LICA

**Identifikacija osobe** je prirodni nastavak razvoja tehnologije za detekciju lica. Osim što je potrebno pronaći osobu na slici, široka je primjena i njene identifikacije. Ove tehnologije su svoju primjenu pronašle u marketingu<sup>1</sup>, sigurnosnim svrhama<sup>2</sup>, provjeri identiteta<sup>3</sup>, društvenim mrežama itd.

**Haar Cascade algoritam** se pokazao kao umjereno dobar za ovu primjenu radi zadovoljavajućeg omjera preciznih detekcija i efikasnosti proračuna. Dodatno unapređenje se ogleda u uvođenju slabih klasifikatora i kriterija baziranih na znanju.

Da bi identifikacija osobe bila uspješna, neophodna je precizna inicijalizacija algoritma. To podrazumijeva prosljeđivanje informacija o lokaciji lica na slici, kao i drugih karakterističnih objekata. Najčešće je to položaj očiju lica. Evidentno je da algoritmima identifikacije ljudi moraju prethoditi algoritmi lociranja lica.

Prisutno je svega nekoliko algoritama koji direktno lociraju oči na slici. U većini slučajeva, oči se traže na već lociranom licu, što olakšava cjelokupan proces. Detektor treba samo odrediti razliku između očiju i ostalih karakteristika lica. Međutim, eventualne greške u detekciji samog lica se prenose i na finalni rezultat pronalaska očiju (Kasinski et al. 199).

U nastavku su opisani različiti metodi traženja karakterističnih crta lica.

---

<sup>1</sup> Kompanije počinju uzimati rodne i dobne podatke, analizirajući slike osoba, i na taj način distribuirati prilagođene reklame i sadržaje korisnicima.

<sup>2</sup> Snimci sigurnosnih kamera mogu uspješno dostaviti podatke policiji i drugim sigurnosnim organima ukoliko na mjestu koje one pokrivaju dođe do kršenja zakona. Ti se podaci mogu proslijediti na analizu te pomoći pri identifikaciji počinitelja. Isto tako, koriste ih i forenzičari za identifikaciju tijela.

<sup>3</sup> Provjera identiteta se koristi za otključavanje telefona ili odobravanju pristupa.

# DETEKCIJA INDIVIDUALNIH KARAKTERISTIKA

Brojni autori su radili na razvoju kaskada koje će locirati i označiti karakteristične objekte lica, oči, nos i usta.

**Wilson** i **Fernandez** su koristili HCC<sup>4</sup> detekciju za lociranje očiju, uz posebno razvijene kaskade za traženje pomenutih karakteristika. Naime, korištena je selektivna pretraga koja radi po principu podjele lica na gornju, središnju i donju regiju. Zatim, lijevo i desno oko se traže u gornjoj regiji, lijevoj i desnoj polovini, respektivno. Nos se traži u centru središnje regije, dok se usne traže u centru donje trećine lica.

**Feng et al.** je koristio HCC za prvu fazu detekcije, a u drugoj fazi algoritam sličan algoritmu AdaBoost (Kasinski et al. 199).

**Everingham** i **Zisserman** su poredili tri različita pristupa koji se koriste za lokaliziranje očiju. Prvi metod koristi kernel ridge (grba kernela) regresiju da predvidi položaj očiju na slici. Drugi koristi vjerovatnoće pojave modela očiju i ne-očiju. Rezultat je bilježenje omjera vjerovatnoća u svakom pikselu slike. Komad slike sa pikselima najveće vjerovatnoće se smatra okom. Posljednja metoda je HCC, koji koristi klasifikator od jednog koraka koji je treniran preko bootstrapping-a. Najuspješnije se pokazao Bayesov metod koji je lokalizirao 90% očiju sa maksimalnom greškom od 2 pisela. Druge dvije metode su se pokazale neznatno lošije (Kasinski et al. 200).

**Wang et al.** je zaključio da pravougaone Haar karakteristike nisu dovoljno precizne za lociranje očiju, koje su elipsoidnog oblika. Odlučili su statistički definirati ovu karakteristiku koristeći Bayesovo pravilo. Za rezultat, nastale su kaskade sa dva detektora. Prvi koristi dvije karakteristike i odbacuje oko 80% objekata na licu koji nisu oči. Drugi koristi gotovo 100 karakteristika i služi za preciznu klasifikaciju (Kasinski et al. 200).

---

<sup>4</sup> Haar Cascade Classifier

# HAAR CASCADE ALGORITAM

Haar Cascade algoritam, kao što je ranije navedeno, se koristi u sistemima za prepoznavanje lica. Također se naziva i Viola-Jones metod jer su mu autori Paul Viola i Michael Jones.

Jednostavan je, sa brzim proračunima, jer se bazira samo na količini piksela unutar označenog pravougaonika, ne na pojedinačnim vrijednostima istih.

Haar cascade svoju efikasnost zasniva na tri ideje. To su Haar karakteristike, boosting algoritam i kaskadni klasifikatori. **Haar karakteristike** su pogodne za brze i jednostavne proračune. **Boosting algoritam** doprinosi izboru istaknutih karakteristika i do tada treniranih klasifikatora. **Kaskadni klasifikatori**, koji se postepeno usložnjavaju, daju brze i efikasne šeme detekcije (Kasinski et al. 200).

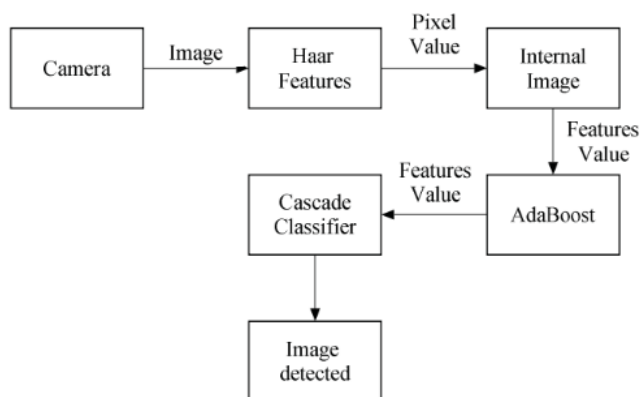
Algoritam čine prvenstveno Haar karakteristike, zatim integrirana slika, Kaskadni klasifikatori i temelji se na AdaBoost mašinskom učenju (Yustiawati et al. 364).

**Haar karakteristike** čine pravougaonici, na kojima se jasno izdvaja visoki i niski interval, najčešće prikazani bijelom i crnom bojom.

Funkcija **integriranih slika** određuje da li su Haar karakteristike prisutne na slici ili ne.

**AdaBoost** procesira vrijednosti karakteristika te se na osnovu tog rezultata potvrđuje prisustvo lica, ako je zadani prag vrijednosti pređen.

Posljednji korak je izdvajanje karakteristika putem **kaskadnih klasifikatora**.



Dijagram toka HCC algoritma. Preuzeto iz:

“Analyzing Of Different Features Using Haar Cascade Classifier“, Yustiawati et al, str. 130.

## TRENIRANJE SISTEMA

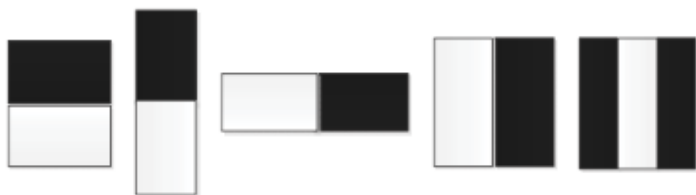
Proces treniranja je važna komponenta pripreme sistema za detekciju i identifikaciju objekata. On se odvija na nekoj bazi slika, koja unaprijed ima definirane pozitivne, sa prisutnim licem, i negativne slike, te njihov broj. Na početku treniranja sistema se precizira broj pozitivnih i negativnih ulaza. Pri svakoj fazi klasifikacije, potrebno je imati balans u kolicini pozitivnih i negativnih ulaza, s obzirom da se pri svakoj iteraciji treba koristiti mnogo slika. Da se sve, ili gotovo sve, slike iskoriste u početnim fazama, proces bi u jednom momentu završio prijavljujući grešku, jer ne bi imao više ulaznih podataka za obradu (Soo and Institute of Computer Science, University of Tartu 9).

U slučaju oskudne količine ulaza, sistem neće uspjeti sakupiti dovoljno informacija za preciznu detekciju i klasifikaciju objekta. Isto tako, potrebno je ponuditi dovoljan broj iteracija same pretrage i analize. Nizak broj etapa daje za rezultat sa mnogo lažnih pozitivnih rezultata, tj. vjerovatno će zanemariti određeni broj pozitivnih slika, dok će neke negativne slike smatrati pozitivnima, s obzirom da mu nije ponuđeno dovoljno etapa da zaključi drukčije. Ovo ne znači da se broj stadija algoritma može neograničeno povećavati. Naime, postoji rizik od kontraefekta, pri čemu će sistem postati “previše” istreniran te će, uslijed prevelikog procesiranja slika, odbaciti čak i neke pozitivne slike (Soo and Institute of Computer Science, University of Tartu 9).

## HAAR KARAKTERISTIKE

Postoje tri vrste Haar karakteristika. Prva je pravougaona karakteristika, sastavljena iz dva dijela, svijetlog i tamnog. Druga specifična karakteristika se sastoji iz tri pravougaona dijela, dva tamna, između kojih se nalazi svijetli dio. Sve regije su jednakih dimenzija i mogu biti horizontalno ili vertikalno orijentirane. Preostala je karakteristika koju čine četiri pravougaone regije. Ona računa razilu između dijagonalnih parova pravougaonika.

Prema proceduri opisanoj u (Yustiawati et al. 364), prvo se preciziraju haar karakteristike, definirajući tamne i svijetle vrijednosti.



Tipične Haar karakteristike.

Preuzeo iz: "Analyzing Of Different Features Using Haar Cascade Classifiers", Yustiawati et al, str. 130.

Zatim se vrši reduciranje tamnih i svijetlih područja pomoću sljedeće formule:

$$\Delta = \text{tamno} - \text{svijetlo} = \frac{1}{n} \sum_{\text{tamno}}^n I(x) - \frac{1}{n} \sum_{\text{svijetlo}}^n I(x)$$

Za proračun vrijednosti pojedinačnog piksela ili regije putem integrirana slika, koristi se jednačina  $D = D + A - (A + C)$ , pri čemu je D vrijednost donjeg desnog piksela/regije posmatranog područja, A vrijednost gornjeg lijevog piksela/regije u odnosu na D, a C vrijednost lijevog piksela/regije u odnosu na D.

A	B	
C	D	

Pretraga integrirane slike.

Preuzeo iz: "Analyzing Of Different Features Using Haar Cascade Classifiers", Yustiawati et al, str. 130.

Idealna vrijednost je 1, međutim, u praksi to znači da, što je rezultat bliži broju 1, veća je vjerovatnoća da je pronađena Haar karakteristika.

Praktični primjer ovoga su oči, koje su tamnije područje u odnosu na jagodice ili most nosa, koji je uvijek više osvijetljen u odnosu na njegovu lijevu i desnu stranu.

## INTEGRIRANA SLIKA

Uz pomoć **integrirane slike** se određuju pravougaone haar karakteristike. Ona predstavlja sumu piksela iznad i lijevo od piksela na lokaciji x,y, po sljedećoj formuli:

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y'), \text{ formula uzeta iz : (Viola and Jones 2)}$$

Roth et al. su definirali proces selekcije karakteristika, koji se zasniva na pravilu učenja eksponencijalne Winnow percepcije. **Winnow proces** konvergira ka rješenju u slučaju kada je većina težina jednaka nuli.

Algoritam glasi:

- Neka su zadane slike  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$  gdje vrijedi da je  $y_i=0,1$  oznaka za pozitivan odnosno negativan primjer respektivno.
- Inicijaliziraj težine  $w_{1,i} = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l}$ , za  $y_i=0,1$  respektivno, pri čemu su m i l brojevi negativnih i pozitivnih ulaza
- Za  $t=1, \dots, T$ :
  - Normaliziraj težine,

$$w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=0}^n w_{t,j}}$$

- Za svaku karakteristiku  $j$ , treniraj klasifikator  $h_j$  uz ograničenje na jednu karakteristiku. Greška wrt  $w_i$ ,  $e_j = \sum_i w_i |h_j(x_i) - y_i|$
- Odaberi klasifikator  $h_i$  sa najmanjom greškom  $e_i$
- Ažuriraj težine:
  - $w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta^{1-e_i}$ , gdje je  $e_i = 0$  ako je ulaz  $x_i$  korektno klasificiran, u suprotnom je  $e_i = 1$  i  $\beta^t = \frac{e_t}{1-e_t}$

- Konačno, jaki klasifikator je:

$$h(x) = \{1, \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t, \text{ a } 0 \text{ u suprotnom}\}$$

$$\text{gdje je } \alpha_t = \frac{1}{\log \beta_t}$$

(Viola and Jones 3,4)

Proračun dvokarakternih klasifikatora zahtijeva oko 60 mikroprocesorskih instrukcija (Viola and Jones 5).

Kaskadni klasifikatori rade po principu da se narednom klasifikatoru prosljeđuju samo one instance koje su prošle sve testove prethodnog klasifikatora. Svaki naredni klasifikator ima manju količinu podataka za obradu, ali i teži zadatak od prethodnog.

## ADABOOST ALGORITAM

Za potrebe sastavljanja slabih klasifikatora, koristi se AdaBoost algoritam.

On izbor pravougaonih karakteristika vrši po principu koji je intuitivno objašnjiv. Prva karakteristika se fokusira na područje očiju i obično je tamnija od područja jagodica i nosa. Druga karakteristika se oslanja na ideju da je područje očiju tamnije od brijega nosa, te na osnovu toga, lokalizirano traži oči (Viola and Jones 4).

Opis algoritma preuzet iz (Kasinski et al. 2002), a prezentiran u nastavku:

- Neka su zadani TP omjer  $p$ , FP omjer  $f$  i  $N$  ulaznih podataka (primjera)  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$  gdje vrijedi da je  $y_i \in \{-1, 1\}$
- Počni sa  $w_i = \frac{1}{N}, i = 1, \dots, N$
- Ponavljaj postupak dok se ne postignu  $p$  i  $f$ 
  - Fituj funkciju regresije  $f_m(x)$  minimizirajući izraz
$$\sum_{i=1}^N w_i (y_i - f_m(x_i))^2$$
  - Postavi  $w_i = w_i \exp(-y_i f_m(x_i))$
- Rezultirajući klasifikator je:  $F(x) = \text{sign} \left[ \sum_{m=1}^M f_m(x) \right]$

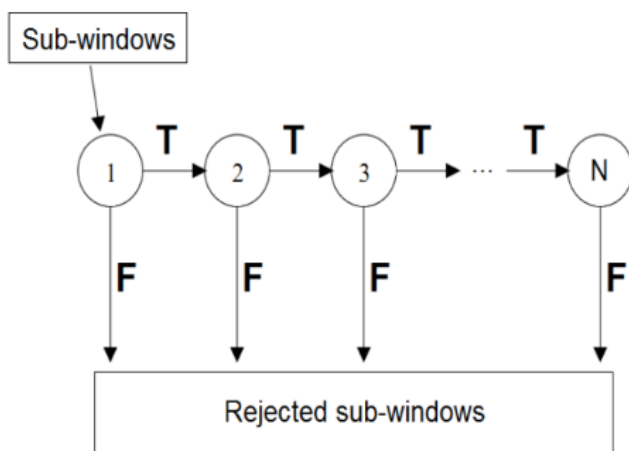


## KLASIFIKATORI

Klasifikatori se međusobno razlikuju u odnosu na minimalnu veličinu lica koje prepoznaju te broj etapa kroz koje prolaze pri svom radu.

Preciznost klasifikatora se mjeri u odnosu na rezultat koji postigne. Regija za koju se utvrdi da je lice, mora sadržati što više podudarnih karakteristika. Za svaku karakteristiku koja se poklapa sa obilježenim pravougaonikom, dodaje se određeni iznos na krajnji rezultat. Eksperimentalno je utvrđeno da je klasifikator uradio dobar posao, ukoliko mu je krajnji rezultat 27 ili više (Padilla et al. 364). Niži rezultat znači da su važne karakteristike izostavljene iz pronađenog lica.

Dodatni kriterij koji se koristio u radu Padilla, R., et al. "Evaluation of Haar Cascade Classifiers Designed for Face Detection." je poređenje dimenzija detektovanog lica. Naime, ako vrijedi da širina i visina lica ne prelaze četverostruku udaljenost između očiju, možemo tvrditi da je lice korektno detektovano.



Kaskada odlučivanja.

Preuzeto iz: "Evaluation of Haar Cascade Classifiers Designed for Face Detection", Padilla et al, str. 363.

## TRENIRANJE KLASIFIKATORA

Svaki stadij kaskade klasifikatora se posebno trenira, dodavajući karakteristike sve dok se detekcija i omjer pozitivnih unosa ne susretnu. Stadiji se dodaju sve dok se dosigne jednakost između broja lažnih pozitivnih rezultata i njihovog otkrivenog broja (Viola and Jones 5).

U izvornom radu Viola, P., and M. Jones. "Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features." 2004., se nalaze podaci o tri slaba klasifikatora koja se koriste u Haar Cascade algoritmu.

Prvi je čvor se bazira na **histogramu ljudskog tena**, s obzirom da je ten kože za specifične rase deterministički distribuiran. Ovaj čvor olakšava proces pronalaženja lica, jer automatski odbacuje sve podprozore koji nijansama ne pripadaju ljudskom tenu.

Drugi i treći klasifikatori se fokusiraju na **prepoznavanje očiju i usana**, respektivno. S obzirom da su ove detekcije već definirane u Haar karakteristikama, statistički ovi klasifikatori imaju grešku pogrešnog odbacivanja gotovo jednaku nuli.

Povezanosti između udaljenost i histograma  $H_1, H_2$ , preuzeto iz Cuimei, Li, et al. "Human face detection algorithm via Haar cascade classifier combined with three additional classifiers." 2017, p.485:

- $$d(H_1, H_2) = \frac{\sum_i (H_1(i) - \overline{H_1})(H_2(i) - \overline{H_2})}{\sqrt{\sum_i (H_1(i) - \overline{H_1})^2 \sum_i (H_2(i) - \overline{H_2})^2}},$$
 pri čemu  $\overline{H_1}, \overline{H_2}$  označavaju

prosječne vrijednosti  $H_1, H_2$

- Chi - kvadratna raspodjela:

$$d(H_1, H_2) = \sum_i \frac{[H_1(i) - H_2(i)]^2}{H_1(i)}$$

- Histogram presjeka: 
$$d(H_1, H_2) = \sum_i \min[H_1(i), H_2(i)]$$

- Bhattacharyya udaljenost:

$$d(H_1, H_2) = \sqrt{1 - \frac{1}{\overline{H_1} \overline{H_2} N^2} \sum_i \sqrt{H_1(i) H_2(i)}}$$

Kaskadni klasifikator ima N faza. Pozitivno klasificirane slike se prosljeđuju daljim klasifikatorima, dok se ostale odbacuju. Svaka etapa je istrenirana tako da dosegne pravih pozitivnih rezultata (true positive - TP) omjer p, pri čemu će omjer lažnih pozitivnih (false positive - FP) držati na f ili niže. Formule preuzete iz: (Kasinski et al. 201)

$$TP_{cas} = \prod_{i=1}^N p_i \approx p^N$$

$$FP_{cas} = \prod_{i=1}^N f_i \approx f^N$$

Vrijednosti p i f su uglavnom 1 i 0.5, respektivno.

## Histogram boje kože preko HSV modela boja:

**HSV model** boje se koristi za razvoj algoritama za procesiranje boja i time stvaraju iluziju da i kompjuterski sistemi imaju viziju koja je sposobna razaznavati boje. HSV je akronim za nijanse (H- hue) , saturaciju (S- saturation) i intenzitet (V). Poslije RGB-HSV transformacije, dobije se za rezultat atribut koji daje informaciji o boji koja se posmatra.

**RGB-HSV transformacija**, preuzeta iz Cuimei, Li, et al. "Human face detection algorithm via Haar cascade classifier combined with three additional classifiers." , je data u nastavku.

$$H = \{ \theta \text{ za } B \leq G, 360 - \theta \text{ za } B > G \}$$

$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{[R-G] + (R-B)]/2}{\sqrt{[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]}} \right\}$$

$$S = 1 - \frac{3}{R+G+B} [\min(R, G, B)]$$

$$V = \frac{R+G+B}{3}$$

Iako ljudi nemaju tačno istu boju kože, ona je ipak atribut sa fiksnom distribucijom.

# ZAKLJUČAK

Postoji nekoliko algritama koji se koriste za detekciju lica. U ovom radu je prezentovan rad Haar Cascade algoritma, s tom namjenom, a koji je utemeljen na pretraživanju Haar karakteristika. Njegova glavna prednost je što se temelji na proračunu koji ne zavisi od RGB vrijednosti piksela slike, čime je prevazišao ograničenja loše detekcije za slučajeve slabije osvjetljenosti ili drugačijih tonova ljudskog tena, koja imaju neki drugi, već spomenuti, metodi.

U Viola, P., and M. Jones. "Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features." se navodi da je uz pomoć klasifikatora sa samo dvije Haar karakteristike, za potrebe detekcije lica, moguće postići rezultat sa manje od 1% lažnih negativnih i 40% lažnih pozitivnih rezultata. Međutim, iako su one pogodne za proračune, Haar karakteristike imaju i svoje mane. Na prvom mjestu je njihovo ograničenje na orijentaciju u kojoj traže ivice, s obzirom da one poznaju samo horizontalnu, vertikalnu i dijagonalnu orijentaciju. To ih čini slabije primjenjivim, za razliku od npr. upravljivih filtera za analizu tekstura, granica i kompresije slike. S druge strane, upravo ove pravougaone karakteristike pružaju efektivnu podlogu za treniranje sistema.

Haar Cascade predstavlja brz algoritam. Brzi detektori lica imaju široku primjenu, u raznim bazama podataka, identifikaciji, državnim organima i drugim, kao što je već navedeno u ovome radu.

Eksperimentima opisanim u Viola, P., and M. Jones. "Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features." je istaknuto da klasifikator za frontalno prepoznavanje lica, konstruiran na osnovu 200 različitih karakteristika, ima procenat detekcije 95% sa 1 u 14084 lažnih pozitivnih slučajeva. Iako su ovo zadovoljavajući rezultati, nisu dovoljno dobri za mnoge primjene u stvarnom životu.

## LITERATURA

**Chang-yeon, Jo.** "Face Detection using LBP features." 2008, p. 4.

**Cuimei, Li, et al.** "Human face detection algorithm via Haar cascade classifier combined with three additional classifiers." *2017 IEEE 13th International Conference on Electronic Measurement & Instruments*, 2017, p. 487.

**Kasinski, Andrzej, et al.** "The architecture and performance of the face and eyes detection system based on the Haar cascade classifiers." *Springer*, 2009, p. 211.

**Padilla, R., et al.** "Evaluation of Haar Cascade Classifiers Designed for Face Detection." *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2012, p. 362.

**Soo, Sander, and Institute of Computer Science, University of Tartu.** "Object detection using Haar-cascade Classifier." *ACADEMIA*, p. 12.

**Viola, P., and M. Jones.** "Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features." *MITSUBISHI ELECTRIC RESEARCH LABORATORIES*, 2004, p. 9. TR2004-043.

**Yustiawati, Ratna, et al.** "Analyzing Of Different Features Using Haar Cascade Classifier." *International Conference on Electrical Engineering and Computer Science (ICECOS) 2018*, 2018., p. 134.

