



Universidad
del País Vasco

Euskal Herriko
Unibertsitatea

K
I
S
A

I
C
S
I



informatika
fakultatea

facultad de
informática

KZAA
/CCIA

Unibertsitate Masterra
Konputazio **I**ngeniarietza eta **S**istema
Adimentsuak

Konputazio Zientziak eta Adimen Artifiziala Saila -
Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial

Master Tesia

Aurpegiaren detekziorako sistema
baten garapen eta balidazioa

Haritz Iribas Pardo

Tutorea(k)

Xabier Albizuri Irigoyen

Konputazio Zientziak eta Adimen Artifiziala saila
Informatika Fakultatea

Igor Garcia Olaizola

Telebista digitala eta multimedia zerbitzuak
Vicomtech-IK4

2012ko irailan

Laburpena

Gaur egun, aurpegiaren detekzioaren inguruko azterketak hazi egin dira, aplikazio ezberdinetan duen erabilera zein eraginagatik. Adibidez, gaur egungo kamera digital gehienek, argazkiaren fokuratzeko egokia zein argitasuna hobetzeko, aurpegia detektatzeko aplikazioa dakarte. Aurpegiaren detekzioa bestelako sistemen lehen pausoa ere bada, begiaren segimendua egiteko, edo hainbat segurtasun eta pertsonen jarraipenerako aplikazioetan, besteak beste. Hori dela-eta, aurpegiaren detekzio egokia egitea beharrezkoa bilakatu da. Master tesi honetan, aurpegiaren detekzioaren teknologien eta ikerketa lerroen azterketa eta analisia egingo da, gerora aplikazio praktikoa bat eta honen balidazioa eta azterketa egiteko. Garatutako aurpegi detektorea, Viola eta Jonesen metodoarekin eta Lienharten ezaugarriak erabilita sortutako kaskada sailkatzaile ezberdinen detekzioa eta azala detektatzearen baturatik egin da.

Resumen

Hoy en día, la línea de investigación sobre la detección de rostros se ha incrementado, debido al uso y la influencia del mismo en diferentes aplicaciones. Por ejemplo, la mayoría de las cámaras digitales actuales, para mejorar la claridad de la imagen y la focalización, tienen incorporado un sistema de detección del rostro. La detección del rostro también es el primer paso para otras aplicaciones y líneas de investigación, como pueden ser el seguimiento de los ojos, y la vigilancia de la seguridad de varias aplicaciones, entre otros. Por esta razón, es necesario realizar una correcta detección facial. En esta tesis de máster, se realizará un análisis y estudio del estado del arte de la detección del rostro, para posteriormente realizar una aplicación práctica, así como su validación y análisis. El detector desarrollado es la conjunción del uso de diferentes cascadas de clasificadores basados en el método de Viola y Jones y las características de Lienhart, y un detector de piel.

Aurkibidea

1. Sarrera.....	9
1.1 Proiektuaren kokapena.....	9
1.2 Helburuak.....	10
1.3 Tesiaren memoriaren antolaketa.....	10
2. Teknologien gaur egungo egoeraren azterketa.....	13
2.1 Aurpegiaren detekzioaren erronkak.....	13
2.2 Aurpegia detektatzeko metodoak.....	14
2.2.1 Ezagueran oinarritutako metodoak.....	14
2.2.2 Ezaugarri inbarianteen bidezko hurbilketa.....	17
2.2.3 Txantiloien bat-etortze metodoak.....	19
2.2.4 Itxuran oinarritutako metodoak.....	21
2.3 Viola eta Jonesen aurpegi detektorea.....	23
2.3.1 Metodoaren ekarpen nagusiak.....	23
2.3.2 Metodoaren deskribapen orokorra.....	24
2.3.3 Viola eta Jonesen metodoaren deskribapena.....	25
2.3.3.1 Aurretratatamendua.....	25
2.3.3.2 Ezaugarriak eta irudi integrala.....	26
2.3.3.3 Sailkatzailea.....	29
2.3.3.4 Kaskadan ezarritako sailkatzailea.....	31
2.3.3.5 Lortutako emaitzak.....	33
3. Aurpegi detektorearen azalpena.....	37
3.1 OpenCV.....	37
3.2 Algoritmoaren garapena.....	39
3.2.1 Kaskada sailkatzaileen azterketarako eredu lagina.....	39
3.2.2 Kaskada sailkatzaileen azterketa.....	40
3.2.2.1 Aurrez-aurreko aurpegiak detektatzeko sailkatzaileak.....	41
3.2.2.2 Profilezko aurpegiak detektatzeko sailkatzaileak.....	42
3.2.2.3 Begiak detektatzeko sailkatzaileak.....	43
3.2.3 Sistemarentzako kaskada sailkatzaileen aukeraketa.....	43
3.2.4 Aurpegi detektorearen algoritmoaren egituraketa.....	44
3.2.4.1 Giza azalaren detektorea.....	46
4. Sistemaren balidazioa eta emaitzak.....	49
4.1 CMUren lehenengo multzoko irudiak.....	49
4.2 CMUren bigarren multzoko irudiak, profileko irudiak.....	50
4.3 Vicomtech-IK4n garatutako irudi multzoa.....	51
4.3.1 Azalaren detektorearen azterketa.....	53
5. Ondorioak eta etorkizunerako lan-lerroak.....	55
6. Bibliografia.....	57
I ERANSKINA.....	59

Irudiak

2.1 Bereizmen-aniztasuneko irudien hierarkia.....	15
2.2 Ezagueran oinarritutako metodoetan erabilitako Ohiko aurpegia.....	15
2.3 Peer eta Solinaren metodoaren pauso ezberdinak.....	16
2.4 Begiak aurkitzeko prozesua.....	17
2.5 45° biratutako laukizuzenaren eredia.....	18
2.6 Gris-eskala irudia (ezk.) eta azalaren probabilitatearen irudia (esk.).....	19
2.7 Erabilitako aurpegiaren txantiloaren itxura.....	20
2.8 Wavelets bidezko irudi baten aurkezpena.....	23
2.9 Kontrastearen hobekuntza histogramaren ekualizazioa bidez.....	26
2.10 Cannyren ertz detekzio eredia.....	26
2.11 Deskribatzaile baten eredia.....	27
2.12 Viola Jonesen detektorean erabilitako ezaugarriak.....	27
2.13 (x,y) puntuan irudi integralaren balioa.....	28
2.14 Area bateko pixelen baturaren balioaren kalkulua.....	29
2.15 Kaskada sailkatzailearen egituraketa.....	31
2.16 Bi sailkatzaileen ROC bihurguneak alderatzeko grafikoa.....	33
2.17 Viola eta Jonesek erabilitako irudien eredia.....	34
2.18 MIT+CMU datu-basearentzako detektatzailearen ROC bihurguneak.....	35
3.1 Kaskadaren egituraketa.....	38
3.2 rotated azpi-multzoko irudia.....	41
3.3 Jatorrizko irudiaren detekzioa profilen sailkatzailearekin ezkerrean eta irudia buelta emanda lortutako emaitzak eskuinekoan.....	42
3.4 Bizarra eta bibotea duten aurpegiaren.....	44
3.5 Betaurrekoak dituen aurpegiaren.....	44
3.6 Aurpegi detektorearen egituraketa azaltzeko bloke-diagrama.....	44
3.7 Irudiko bi aurpegiak detektatuta, ezkerrekoa begiaren sailkatzaileak detektatua....	46
3.8 Ezkerrean irudi originala, erdian irudia HSV kolore-ereduan eta ezkerrean azalaren pixel bezala onartutakoak zuriz eta beste guztia beltzez (255-0) agertzen dira.....	47
4.1 Testlow multzoko irudi baten aurpegi detekzioa.....	49
4.2 Profile multzoko irudi baten aurpegi detekzioa.....	51
4.3 Gris-eskalan dagoen irudiaren aurpegi detekzioa ezkerrean eta koloreko irudiaren aurpegi detekzioa eskuinean.....	53
4.4 Azalaren detekzioak sortutako positibo faltsua.....	54

Grafikoak

4.1 Aurpegia detektatzeko garatutako sistema eta sailkatzaileen arteko % detekzioen alderaketa CMUren lehen irudi multzoarentzat.....	50
4.2 Aurpegia detektatzeko garatutako sistema eta sailkatzaileen arteko positibo faltsuen % alderaketa CMUren lehen irudi multzoarentzat	50
4.3 Aurpegia detektatzeko garatutako sistema eta sailkatzaileen arteko % detekzioen alderaketa CMUren bigarren irudi multzoarentzat.....	51
4.4 Aurpegia detektatzeko garatutako sistema eta sailkatzaileen arteko positibo faltsuen % alderaketa CMUren bigarren irudi multzoarentzat	51
4.5 Aurpegia detektatzeko garatutako sistema eta sailkatzaileen arteko % detekzioen alderaketa Vicomtecheko irudi multzoarentzat.....	52
4.6 Aurpegia detektatzeko garatutako sistema eta sailkatzaileen arteko positibo faltsuen % alderaketa Vicomtecheko irudi multzoarentzat.....	52

Taulak

3.1 Fase bakoitzaren sailkatzaile funtzio kopurua.....	39
4.1 Garatutako aurpegi detektorearen emaitzak lehenengo irudi multzorako.....	49
4.2 Garatutako aurpegi detektorearen emaitzak bigarren irudi multzorako.....	50
4.3 Garatutako aurpegi detektorearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako.....	52
4.4 Garatutako aurpegi detektorearen emaitzak gris-eskala eta koloreko argazkientzako.....	52
4.5 Garatutako aurpegi detektorearen emaitzak gris-eskala eta koloreko argazkientzako.....	53
I.1 haarcascade_frontalface_alt2 sailkatzailearen emaitzak 1go irudi multzorako.....	59
I.2 haarcascade_frontalface_alt2 sailkatzailearen emaitzak 2. irudi multzorako.....	59
I.3 haarcascade_frontalface_alt2 sailkatzailearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako.....	59
I.4 haarcascade_frontalface_alt_tree sailkatzailearen emaitzak 1go irudi multzorako.....	59
I.5 haarcascade_frontalface_alt_tree sailkatzailearen emaitzak 2. irudi multzorako.....	60
I.6 haarcascade_frontalface_alt_tree sailkatzailearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako.....	60
I.7 haarcascade_upperbody sailkatzailearen emaitzak 1go irudi multzorako.....	60
I.8 haarcascade_upperbody sailkatzailearen emaitzak 2. irudi multzorako.....	60
I.9 haarcascade_upperbody sailkatzailearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako.....	60
I.10 haarcascade_profileface sailkatzailearen emaitzak 1go irudi multzorako.....	61
I.11 haarcascade_profileface sailkatzailearen emaitzak 2. irudi multzorako.....	61
I.12 haarcascade_profileface sailkatzailearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako.....	61
I.13 haarcascade_eye_tree_eyeglasses sailkatzailearen emaitzak 1go irudi multzorako.....	61
I.14 haarcascade_eye_tree_eyeglasses sailkatzailearen emaitzak 2. irudi multzorako.....	62
I.15 haarcascade_eye_tree_eyeglasses sailkatzailearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako.....	62
I.16 haarcascade_mcs_eyepair_big sailkatzailearen emaitzak 1go irudi multzorako.....	62
I.17 haarcascade_mcs_eyepair_big sailkatzailearen emaitzak 2. irudi multzorako.....	62
I.18 haarcascade_mcs_eyepair_big sailkatzailearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako.....	62
I.19 haarcascade_mcs_eyepair_small sailkatzailearen emaitzak 1go irudi multzorako.....	63
I.20 haarcascade_mcs_eyepair_small sailkatzailearen emaitzak 2. irudi multzorako.....	63
I.21 haarcascade_mcs_eyepair_small sailkatzailearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako.....	63

1. Sarrera

Gaur egungo gizartean informazioak garrantzia handia dauka, eta irudiak informazio iturri nagusienetakoak dira, batez ere gizakian oinarritutako aplikazioei dagokionean. Hala nola, segurtasun zaintzan, sistema biometrikoen garapenean, pertsona-makina elkarrekintza eskatzen duten multimedia jokoetan, robotikan, errealitate birtualean, bideokonferentzietan, indexazioa eta kodifikazioan [1].

Teknologiaren garapena eta hedakuntza dela medio, kalitate handiagoa eta koste baxuagoa eskatzen duten irudi digitalak lortzea erraztu da. Honek, irudi hauen erabilera egiten duten arlo ezberdinetako sistema eta aplikazioak ugaltzea ekarri du, bereziki pertsonen irudietan oinarritutako aplikazioei dagokionean. Adibidez sistema biometrikoak [2], aurpegiaren ezaguerarako sistemak [3], edo begiaren mugimenduaren azterketarako aplikazioak [4] [5].

Aplikazio hauetan, hau da, aurpegiaren ezaguerarako aplikazioak, edo begiaren mugimenduaren azterketarako aplikazioak bezalako teknikan, lehenengo urratsa aurpegiaren detekzio egokia egitea da. Horiek horrela, aurpegia egoki detektatzeak garrantzia handia hartzen du, irudi edo frame baten barruan aurki daitezkeen aurpegiaren lanketa egin ahal izateko egoki aurkitzea lehen urratsa baita. Aurpegiaren detekzioa, objektu klase zehatz baten detekzioa bezala uler daiteke. Objektu klaseen detekzioaren lana, irudi edo frame batean klase zehatz horretako objektu ezberdinen kokalekua eta tamaina aurkitzean datza.

Aurpegiaren detekzio sistemak aspaldi ari dira garatzen. 70eko hamarkadan hasi ziren lehenengo algoritmoak garatzen, baina teknika honen garapen faltagatik zuten erabilgarritasun eskasa dela medio ikerkuntzak gelditu egin ziren. Aldiz, gaur egun aplikazio ugari dituen ikerkuntza lerroa da [6], bai arlo komertzialean argazki kamera digitalekin adibidez, baina baita segurtasun arloan ere, sarrera-mugatutako zonaldeen kontrola edo mugen kontrolean adibidez. Beste alde batetik aipatzekoa da aurpegi detekzioarako algoritmo gehienak bestelako objektuen (autoak, pertsonak...) detekzioa egiteko baliagarriak izan daitezkeela, eta baita aurpegiaren zonalde ezberdinak kokatzeko ere.

1.1 Proiektuaren kokapena

Master tesi honek, aurpegiaren detekzioaren gaur egungo egoeraren azterketa eta aplikazio praktiko baten aurkezpena egitea du xede. Proiektua, Vicomtech-IK4n garatutako ikerkuntza proiektu baten barruan kokatzen da.

Vicomtech-IK4

Vicomtech-IK4 (Ikus-elkarrekintza eta Komunikazio Teknologien Zentrua) Donostiako Teknologikoen Elkartearen kokatuta dagoen ikerketa aplikaturako zentro bat da, konputagailu bidezko elkarrekintzazko grafikoak eta multimedia digitala ikertzen dituen.

Vicomtech-IK4 Euskadiko 9 zentro teknologikok osatzen duten IK4 Aliantza

Teknologikoko kide da, mota honetako sare garrantzitsuenetarikoa dena. Era berean, Vicomtech-IK4 GraphicsMedia.net nazioarteko ikerkuntza sareko kide da ere. Sare honetako kideak nazioartean ikerkuntza aplikaturiko ospe handiko zentroak dira, Computer Graphics eta Multimedia teknologien ildotik doazenak denak. Eta honek bere jarduera ikertzailea nazioarteko bilakatzeko profil eraginkor eta estrategikoa ematen dio.

Vicomtech-IK4 sei alor teknologikoetan banatua dago. Master tesi hau *Telebista Digitala eta Multimedia Zerbitzuak* departamenduaren barruan kokatzen da. Departamentu honen xedea, telebista eta ikus-entzunezko edukien inguruko eragile guztiei eta orokorrean multimedia inguruan lanean dihardutenei beren aurrera bidean laguntzea da, horretarako beharrezkoak diren soluzio teknologikoak eskainiz. Horretarako, ikerkuntza bide nagusiak hauexek dira: Seinale igorpen teknologiak (DVB-T,C,S,H – MHP, MPEG, e.a.), multimedia edukien analisisa (indexazio automatiko, kudeaketa eta errekupeziarako zuzendua) eta produkzio profesionala eduki interaktibo, alegiazko errealitate, HDTV, audio eta mugikortasunera zuzendua.

1.2 Helburuak

Master tesi honen helburu nagusia aurpegiaren detekziorako sistema baten garapena egitea da, gerora begiaren detekzioa eta irisaren mugimenduaren jarraipena egitera zabalduko delarik. Detektore honen garrantzia, gerora beste ikerkuntza lerroen lehenengo urratsa izango dela da, zeinentzako lehenengo pausoa aurpegiaren detekzioa egitea izango den.

Zehaztutako helburua beraz, lehenengo urratsean, gaur egungo teknologiaren egoeratik abiatuz aurpegiaren detekzioa egingo duen algoritmoaren ikerketa, garapena, inplementazioa eta dokumentazioa egitea da.

Hau helburu nagusia izanik, bestelako azpi-helburuak ere baditu proiektu honen garapenak. Azpi-helburu hauek ondorengoak dira urrenez-urren:

- Aurpegiaren detekzio ikerkuntza lerroaren analisisa eta egungo egoeraren azterketa egitea.
- Aurpegia detektatzeko algoritmo eraginkorra aurkitzea. Kontuan izanik proiektu honen helbururako positibo faltsuak ekidin behar direla. Hau da, proiektuaren beharretarako irudi edo frame batean aurkitzen diren aurpegi guztiak edo gehienak aurkituko dituen, baina positibo faltsuak murriztearen lehentasuna izango duen algoritmoaren garapena egitea.
- Sistema honen inplementazioa eta eredu-irudi multzo baten gaineko frogak egitea, beste sistema batzuen emaitzekin alderatzeko.
- Bestelako aplikazioen eta proiektuen barne kokatuko den sistemaren garapena egitea.

1.3 Tesiaren memoriaren antolaketa

Master tesi honen memoria bost ataletan banatua dago.

Lehenengo atalean, master tesi honen garapenaren inguruarekiko sarrera egingo da eta proiektuaren kokapena zein helburuak zeintzuk diren aurkeztuko dira.

Bigarren atalean, aurpegiaren detekziorako teknologia ezberdinen errepassoa eta gaur egungo egoeraren analisia egingo da, dauden teknika ezberdinen adibideak ematearekin batera. Behin aurpegia detektatzeko teknika ezberdinen sarrera eta errepassoa egin, aurpegiaren detekziorako Viola eta Jonesen [7] algoritmoaren aurkezpen eta azalpen zehatzagoa egingo da, tarte berezia eskainiz, master tesi honen oinarria baita.

Hirugarren atalean, garatutako sistema egiteko erabilitako tresna eta teknologien aurkezpena eta azalpena egingo da lehenik eta behin. Horren ostean detekzioa egiteko erabiliko diren detekzio sistemen aurkezpena egingo da, bai eta hauen azterketa eta balidazioa egingo dira. Horretarako erabilitako eredu-irudi multzoen aurkezpena egingo da lehenik, gerora lortutako emaitzen berri emateko. Behin hori eginda, garatutako sistemaren egituraren azalpena eta horrela egitearen arrazoien berri emango da.

Laugarren atalean, sistemaren balidaziorako egindako frogen berri emango da. Horretarako aurreko atalean aurkeztutako eredu-irudiekin egindako frogak aurkeztuko dira, gerora lortutako emaitzen berri emateko eta hauek aurpegia detektatzeko beste sistema edo detektatzaile batzuk lortutako emaitzekin alderatuko dira.

Bosgarren atalean, sistemaren balidazio eta azterketatik ateratako datuetan oinarritutako ondorio nagusiak aurkeztuko dira, bai eta proiektuarekin aurrera jarraitzeko hurrengo pausoen azalpen laburra eman ere.

2. Teknologien gaur egungo egoeraren azterketa

Gaur egungo ikus sistema adimentsuetan irudiek garrantzia handia hartzen dute, pertsonak eta bereziki haien aurpegiak garrantzia berezia hartzen dutelarik. Horiek horrela, esfortzu handiak inbertitzen ari dira aurpegiaren prozesamendu egoki bat bilatzen. Besteak beste, aurpegiaren ezaguera, aurpegiaren mugimenduen edo begiradaren mugimenduaren jarraipeneta, jarreraren balioztapenean edo eta aurpegi-itxuraren ezagueran [8]. Hala ere, ez dira gutxi aurpegiak kokaturik eta identifikaturik egongo balira jotzen duten sistemak. Aldiz, guztiz automatikoa izango den sistema bat lortzeko [9], irudien pertsonen aurpegiaren informazio guztia era egoki batean aztertuko duen sistema lortzeko, beharrezkoa da aurpegiaren detekzioa era sendo eta eraginkor batean lortuko duten sistemak.

Detekzio sistemaren helburua, irudia hartu eta bertan aurkitzen diren pertsona guztien aurpegiaren erregioa aurkitzean datza, pertsonaren aurpegiaren posea, orientazioa eta irudiaren argitasun baldintzak direnak direla. Zailtasun handia aurkezten duen arazoa da hau, izan ere, aurpegiak objektu ezberdinak dira pertsonaren arabera eta aldakorrak bai tamainan, forman, kolorean zein ehundurari dagokionean.

2.1 Aurpegiaren detekzioaren erronkak

Esan den bezala, hainbat faktorek eragin dezakete aurpegiaren detekzioan, besteak beste aurpegiaren tamaina edo eskala, posea, irudia hartzeko garaiko baldintzak, aurpegi-itxurak, adina eta aurpegiaren izaten ahal diren hersketak objektu edo elementu estruktural ezberdinak direla medio. Aurpegiaren detekzioaren gaur egungo ikerketa eta garatzen ari diren sistemak, arazo hauek ekiditean datza hein handi batean [10].

- **Eskala.** Irudi batean aurki daitezke tamaina ezberdineko edo eskala ezberdineko aurpegiak, arazo hau ekiditeko aurpegiaren tamaina aldaketa hauek deformazio bidezko tamaina aldaketa prozesu sinple bat bezala har daitezke. Eraldaketa prozesu honek zenbait punturen kokapena aurkitzea eskatzen du, begiena, sudurrarena edo ahoarena adibidez [11].
- **Posea.** Aurpegi detekzio sistema baten eraginkortasunak behera egiten du pose aldaketak suertatzen direnean, izan ere sistema edo lan gehienak aurpegiak aurrez detektatzeko eginak daude [12]. Kontutan izan behar da pose aldaketa hauek pertsonaren posizioagatik zein kamerak irudia hartzen dueneko angeluagatik izan daitezkeela. Horrela aurpegiak aurrez, profilez, edo goitik zein behetik aurki daitezke. Kasu batzuetan orientazioak berak ere aurpegiaren zenbait ezaugarriren hersketa eragin dezakeelarik, begiak edo sudurra adibidez.
- **Irudiaren baldintzak.** Irudi bat ateratzen den momentuko hainbat kanpo faktorek, hala nola argiztapenak edo kameraren ezaugarriek, eragina izango dute sistemak izango duen eraginkortasunean. Bereiziki aipagarria da argiztapenak duen eragina [13], non aurpegi berbera itxura zein pose berdinarekin kokatzeko zailtasunak izan daitezke argiztapen aldaketagatik.
- **Aurpegiaren itxurak.** Aurreko kasuetan ez bezala, kasu honetan aurpegiaren aldaketa esanguratsuak ematen ahal dira. Honek eragin zuzena izango du detekzioaren prozesuan [14], adibidez hainbat prozesu biometrikoetan aurkezten diren irudiak errefusatu egiten dira bertan aurkezten den aurpegiak duen

aurpegi-itxuragatik.

- **Adina.** Adina beste arazo bat izan daiteke aurpegiaren detekzioa egiterako garaian, izan ere adinaren poderioz hainbat hazpegi aldatzen dira. Eta honek beraz datu base handiagoen beharra eskatzen du.
- **Hersketa.** Aurpegiaren osotasuna edo zati bat objektu baten ondorioz estalia egon daiteke. Hala nola betaurrekoak, arropa, bibotea, aurrean izan dezakeen objektu edo pertsona bat. Honek aurpegiaren detekzioan eragin zuzena izango du.

2.2 Aurpegia detektatzeko metodoak

Giza aurpegia hainbat ezaugarri osaturik dago, ezaugarri hauek aurkitzea, aurpegiaren detekzio prozesua, modu edo sistema ezberdinen bidez egin daiteke. Yan, Kriegman eta Ahujak [15] onartua dagoen sailkapen bat zehaztu zuten, zeinaren arabera lau talde ezberdinetan sailka daitezke detekzio metodoak.

- **Ezaguera oinarritutako metodoak.** Metodo honen arauak, gizakiak aurpegiaren ezaugarrietan duen ezagutzan oinarriturik daude. Arau gehienek ezaugarri ezberdinen arteko erlazioak erabiltzen dituzte. Metodo hauek bereziki aurpegiaren kokapena zehazteko pentsatuak daude.
- **Ezaugarri inbarianteen bidezko hurbilketa.** Algoritmo hauen helburua, aurpegiaren aurkitzen ahal diren ezaugarri estrukturalak aurkitzea da, zeinak posea, ikuspuntua eta argiztapenari dagokionez independenteak dira. Metodo hauek bereziki aurpegiaren kokapena zehazteko pentsatuak daude.
- **Txantiloien bat-etortze metodoak.** Lagin multzo zehatz batetik abiatuz, aurpegi txantiloien estandarrik sortzean datza. Horrela, irudiaren eta txantiloien erlazioa aztertua eta erabilia izaten da ondorioak ateratzeko. Metodo hauek aurpegiaren kokapena zehazteko zein aurpegiaren detekzioa egiteko pentsatuak daude.
- **Itxuran oinarritutako metodoak.** Aurreko kasuaren antzekoa da baina kasu honetan, txantiloiak, entrenamendurako erabiltzen diren irudi multzo baten bidez lortutako aurpegiaren ezaugarriak zehaztetik lortzen dira. Metodo hauek bereziki aurpegiaren kokapena zehazteko pentsatuak daude.

Hurrengo puntuetan, lau metodo hauen azalpena egingo da, zeinetarako ikerketa lan ezberdinen aurkezpena egingo da.

2.2.1 Ezaguera oinarritutako metodoak

Metodo honetan oinarrituriko aurpegi detekzio sistema bat sortzeak, alde aurretik arau batzuk zehaztea eskatzen du. Arau hauek ikertzaileak giza aurpegiarekiko duen informazioan oinarritzen dira. Orokorrean esan daiteke teknika honetan oinarrituriko sistemek ez dutela entrenamendurik behar. Sistema beraz, ikertzaileak zehazturiko arau horietan oinarrituko da detekzioa egiteko, eta beraz bere eraginkortasuna ikertzailearen alde aurretiko informazioan oinarrituko da.

Gizakiaren aurpegiaren ezaugarriak deskribatuko dituzten arauak sortzea ez da oso prozesu konplexua. Adibide bat emate aldera, aurpegi batek simetrikoki aurkitzen diren

bi begi, sudur bat eta aho batez osaturik dagoela esan daiteke. Ezaugarri hauen arteko erlazioak, beraien posizio eta distantzia erlatiboak eman dezakete.

Metodo honek duen arazoetako bat, giza ezaguera ongi definitutako arauetan itzultzean datza. Bi motatako arauak ezberdinu daitezke: zorrotzak, zeinak detekzio tasa baxuak dituzte; eta laxoak, zeinak detekzio faltsu tasa handia duten.

Metodo hau erabilia egindako lan ezberdinak aztertuko dira hurrengo lerroetan.

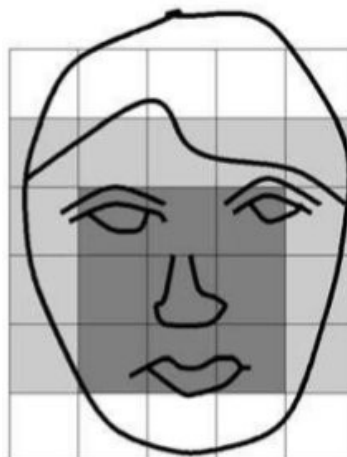
Yang eta Huang

Yang eta Huangek ezagutza hierarkikoan oinarritutako metodoa erabili zuten aurpegiak detektatzeko [16]. Hiru arau maila ezberdineko sistema osatuz. Lehenengo mailan arauak aurpegiaren ezaugarri orokorretan oinarrituta daude, zeinak deskribapen orokorren bidez osatuak daude, eta mailak gora jo ahala, arau hauek zehatzagoak bihurtzen dira. Mailarik gorenean, irudia azpi-leihoen bidezko eskaneazio bidez zein kokapen bakoitzari arau multzo ezberdinak aplikatuz, aurpegi posible guztiak aurkituak dira. 2.1 irudian ikus daitekeen moduan, bereizmen-aniztasuneko irudien hierarkia sortuko da batezbestekoen kalkulu eta azpi-laginketaren bitartez [17].



2.1 Irudia: Bereizmen-aniztasuneko irudien hierarkia

Aurpegiaren detekzioa egiteko erabilitako arau hauetako batzuen adibideak ondorengoak dira: aurpegiaren erdiko zonaldeak antzeko intentsitatea duten 4 zeldek osatzen dute (ikus 2.1 eta 2.2 irudiak); aldiz, inguruko zonaldeak, hots, aurreko zonaldea inguratzen duenak, antzeko intentsitatea ere izango du baina ikus daitekeen moduan, bi zonalde hauetako batezbestekoen arteko ezberdintasuna esanguratsua da.



2.2 Irudia: Ezagueran oinarritutako metodoetan erabilitako Ohiko aurpegia

Tang, Kawato, Ohya eta Nakatsu

Ikertzaile hauek garatutako teknika [18] oinarritzko 2 faktoreetan oinarritzen da: azal kolorearen eta ilearen banakuntza Gaussianoetan, eta giza aurpegian ilearen marra aurkituko duen erabakitze kurban. Metodo hau bi egoera ezberdinetan banatu daiteke, zeinek tarteko irudiak sortuko dituzte, gerora erabakitze kurbaren bidez bukaerarako egoerara iristeko.

1. Irudi bitar bat sortu azalaren kolorearen banaketa baten bidez.
2. Irudi bitar bat sortu ilearen kolorearen banaketa baten bidez.
3. Aurretik dauden irudi bitarretatik erabakitze kurba kalkulatu

Lehenengo pausoaren helburua azalaren eta irudiaren atzealdearen arteko bereizketa egitea da, zeina burutuko da banaketa Gaussiano bidimentsional baten bidez azalaren kolorearen eredia sortuz. Metodo honek, azalaren kolorea RGB kolore zehatz batzuetara mugatuta dagoenaren arauan du oinarria. Bigarren pausoa lehenengo pausoaren antza handia dauka, baina kasu honetan helburua ilearen pixelak irudian egon daitezkeen beste elementuetatik bereiztea du helburu. Azkenik, lortutako bi irudi bitar hauetatik abiatuta erabakitze kurbaren kalkulua egingo da, aurpegia detektatzeko.

Teknika hau ezagueran oinarritutako detekzio metodo baten adibide ona da, zeina ilearen eta azalaren kolorearen ezagutzan eta ileak aurpegiarekin egiten duen marraren ezagutzan du oinarri. Nahiko emaitza onak aurkeztu dituen teknika bat da, batez ere aurrez aurreko irudiekin, baina baita albotik ateratako aurpegiekin ere. Metodo honek duen hutsunerik handiena, pertsonak nahitaez ilea behar duela izan da.

Peer eta Solina

Peer eta Solina ikertzaileek egindako argitalpenean [19], azal laginetan giza begiak aurkitzeko planteamendua aurkezten dute. Horretarako kolorezko irudi baten azalaren guneen segmentazioa eta ertzak bilatzeko algoritmoak aplikatuko dira. Metodo honetako detekzio prozesua sinplea da, helburua sistemaren bizkortasunean eraginkortasuna bilatzea baita.

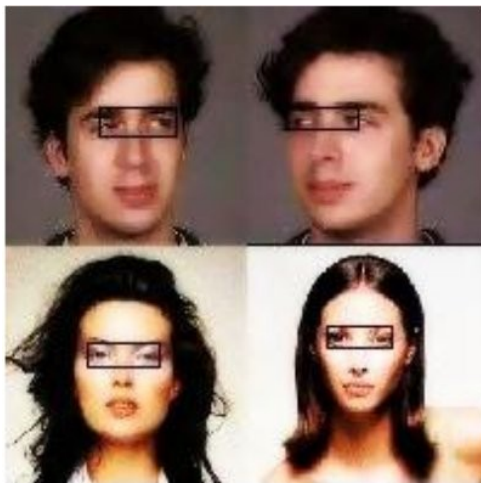


2.3 Irudia: Peer eta Solinaren metodoaren pauso ezberdinak

Metodo honek pauso ezberdinak ditu, 2.3 Irudian ikus daitekeen moduan. Lehenengo hiruetan iragazki sistema baten bidez azalaren zatiak detektatuak dira, eta gero irudia gris-eskalara bihurtua izango da. Ondoren iragazkien bidez azalean ematen diren kolore aldaketak eta txuri zati ezdeusak deuseztatzen dira. Horrela, bukaeran, kolorearen banaketaren arabera azal detekzioa egina egongo da.

Hurrengo hiru pausoetan, algoritmo matematiko baten bidez aurpegi bat izateko txikiegiak diren elementuak ezabatuak izango dira eta bestelako erregioen ertzak marratu egiten dira. Behin aurpegiak detektatuak izan, Houghen transformatua aplikatuz begien kokaleku izateko aukera gehien duten gunek zehazten dira, eta bertan begiak bilatuko dira, 2.4 Irudian ikus daitekeen moduan.

Beraz, metodo hau begien eta azalaren kolorearen informazioan oinarritzen da. Aipatzekoa ere bada positibo faltsuak ezabatzeko arau heuristikoetan oinarrituriko algoritmoa erabiltzen dela.



2.4 Irudia: Begiak aurkitzeko prozesua

2.2.2 Ezaugarri inbarianteen bidezko hurbilketa

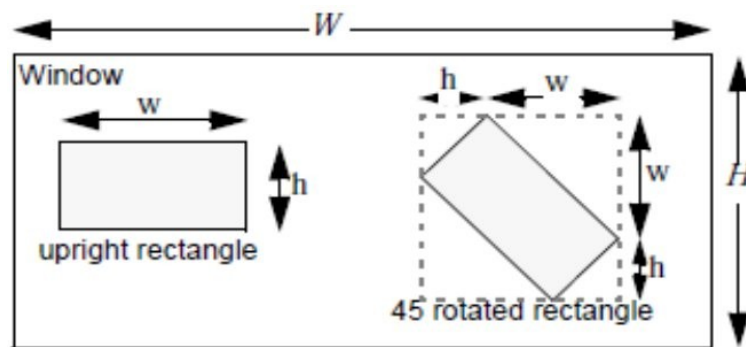
Irudi batean sailkapenerako egokiak izango diren ezaugarriak aurkitzea prozesu zaila da. Ezagueran oinarrituriko metodoetan ez bezala, kasu honetan ezaugarri inbarianteak bilatzen dira. Dakigun moduan, gizakiak aurpegiak esfortzurik gabe detektatzeko gaitasuna du pose eta argiztapen maila ezberdinetan egonda ere. Horrek beraz, aurkezten zaizkigun multzoekiko inbarianteak izango diren ezaugarriak daudela esan nahi du. Hau oinarri hartuta, aurpegiaren ezaugarriak detektatzeko eta aurpegia dagoen edo ez ondorioztatzeko, asko dira aurkeztu diren metodoak. Aurpegiaren hainbat ezaugarri, hala nola, bekainak, begiak, sudurra, ahoa edo ilearen marra, ertzetako detektoreen bidez zehaztu egiten dira. Behin hau eginda, lortutako ezaugarrien arteko erlazioak zehaztuko dituen modelo estatistikoak sortu egiten dira, aurpegi baten presentzia dagoen edo ez zehaztu ahal izateko. Algoritmo hauek duten akats edo gabezia nagusienetakoa, zarata, argitasun aldaketa, hersketek.... sortzen ahal duten ezaugarrien aldaketetan datza.

Metodo hau erabilia egindako lan ezberdinak aztertuko dira hurrengo lerroetan.

Lienhardt eta Maydt

Lienhart eta Maydt -ek [20] Viola-Jonesen algoritmoaren [7] hobekuntza bat proposatu zuten, erabilitako Haar ezaugarrien multzoa handituz. Proposatutako teknika honek, moldatutako ezaugarri multzoen erabilera, Haar multzoen trukea eta ezaugarrien hautaketa egiteko “Gentle Adaboost” algoritmoaren erabilera du oinarria. Eta emaitzek erakutsi zuten detekzio emaitza eraginkorragoak eta sailkapen akats txikiagoak dituen teknika dela.

Lienhart eta Maydt ek erakutsi zuten ezaugarrietan oinarrituriko sistemek, pixeletan oinarritutakoak ez bezala, multzo ezberdinen arteko aldakortasuna murrizten dutela. Horretaz gain, Gentle Adaboost bezalako metodoa eta ezaugarrien batuketak, hautaketa egiteko gaitasuna handitzen duela. Viola eta Jonesek erabilitako ezaugarriak 45° biraketarekin moldatu ziren, 2.5 Irudian ikus daitekeen bezala. Horrela, Viola eta Jonesek aurkeztutako metodoarekin alderatuz detekzio faltsuak %10ean murriztuz.



2.5 Irudia: 45° biratutako laukizuzenaren ereduak

Teknika honetan boosting algoritmo asko balioztatu zen, eta esan den bezala Gentle Adaboost algoritmoa inplementatu zen, zeina besteekin alderatuz arreta gutxiago jartzen da definitzeko zailak diren ereduetan. Hau, Freund eta Schapirek aurkeztutako Adaboost [21] prozesuarekin nahiko ezberdina da.

Garcia eta Tziritas

Garcia eta Tziritasek azalaren kolorea eta ehundurak aurpegiaren ezaugarrien artean duten garrantzia oinarritu ziren beren metodoa aurkezteko [22]. Zehazki azal kolorearen erregioen eta wavelets paketeen analisisian oinarritzen da. Bi pauso ezberdinetan garatzen da: azal kolorearen detekzioa eta wavelets pakete iragazkien bidezko ehunduraren analisisia.

Lehenengo pausoa irudiaren kolorearen kuantifikazioa egiten da gerora azalaren kolorearen guneak detektatzeko. Kuantifikazio honen bidez, azalaren kolorearen lakainketa hobetzen da irudiaren guneak berdinduz. Kuantifikazio hau, bektorearen kuantifikazioaren bidez lortzen da, eta horrela irudian dauden koloreak murriztu egiten dira. Horren ostean, lortutako irudian azalaren kolorearen segmentazioa egiten da. Gero batura algoritmo baten bidez, azalaren koloreen erregioak zehazten dira. Horretarako lehen lortutako kolore erregioen arteko kolorearen antzekotasuna aztertuko da, zonaldea

hauek batuz edo ez.

Azken pausoan, aurpegia izan daitezkeen zonaldeak sailkatuko dira wavelets paketeen analisia eginda. Waveletsak erabiltzea erabaki zuten, kalkuluan duen bizkortasunagatik eta aurkezten duen malgutasunagatik. Irudiaren intentsitatearen mailaren banaketa ematen da wavelets paketeen bidez, wavelets koefizienteen ezaugarrien bektorea lortuz. Bektore hauek aurpegiaren ehunduraren bereizgarri dira.

Menser eta Müller

Menser eta Müllerrek aurkeztutako teknika [23] kolorearen banaketan oinarritzen da baita ere. Teknika honetan, kolorearen analisia, distantzia mapa baten erabilera eta osagai nagusizko analisia egiten dira.

Teknika honetan pixel bakoitza bere kabuz azalaren zonalde batekoa izateko duen probabilitatearen taula bat sortuko du. Honi azalaren probabilitatearen irudia deitzen zaio, zeina 2.6 irudian ikus daiteke. Aurpegia detektatzeko, bi irudietan aurpegiaren zonaldeak gris eskalan antzeko maila izatea erabiltzen da.



2.6 Irudia: Gris-eskala irudia (ezk.) eta azalaren probabilitatearen irudia (esk.)

Osagai nagusizko analisia, autobektoreak sortzeko prozesua da. Kasu honetan Karhunen-Loève transformatuaren bidez lortuko dira. Lortutako datu hauekin, proiektzio matrizea sortuko da. Behin hori eginda, aurpegiaren batz besteko ordezkatzeko irudia lortuko da, frogetarako irudien batz bestekoa kalkulatu. Aurpegia den edo ez erabakitzeko, lehen lortutako proiektzio matrizearen eta aurpegiaren batz besteko irudi honen arteko distantziak kalkulatu egingo da.

Beraz, metodo honek azalaren kolorearen analisia eta autobektoreen hurbilketa bidezko kalkulua erabiltzen ditu.

2.2.3 Txantiloien bat-etortze metodoak

Txantiloien bat-etortze metodoetan, eskuz edo funtzio baten bidez lortutako parametroen bidez, aurpegi eredu estandarra sortzen dira (normalean aurrez aurreko aurpegiak). Horrela, irudi bat emanda, eredu hauek erabiliko dira korrelazio baloreak lortzeko, bai aurpegiaren ingurua, begiak, sudurra eta ahoarentzako modu independente

batean. Aurpegi baten existentzia, korrelazio balore hauen arabera erabakiko da. Metodo hauen abantailarik nagusiena, erabiltzeko duten erraztasuna da, aldiz, frogatu ahal izan da ez direla oso eraginkorrak aurpegia detektatzeko, eskala, pose eta aurpegiaren itxuren aldaketak ez dituztelako ongi egiten.

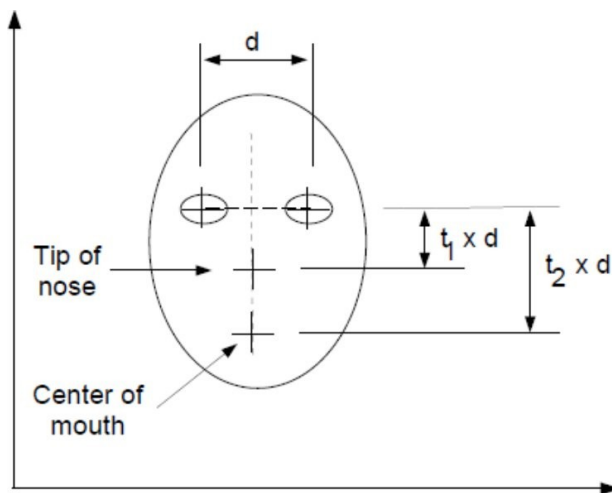
Txantiloien erabilera, ezagueran oinarritutako metodoekin antzekotasunak ditu, izan ere aurpegiaren ezaugarriaren ezagutza aldez aurretik definitua izan daiteke edo txantilo dinamikoko bat sortu daiteke. Txantilo askok duten sinplekeria dela-eta, txantiloien erabilera atal ezberdinetan egin daiteke, izan ere askok soilik aurpegiaren simetria ezaugarriekin eta distantzia erlatiboekin erlazioa bilatzen baitute. Baina esan bezala, teknika hauek bakarrik erabiltzea ez da oso emankorra eta normalean beste teknika batzuekin batera erabiltzen dira, ezaugarri inbarianteetan oinarritutako teknikekin bereziki.

Metodo hau erabilia egindako lan ezberdinak aztertuko dira hurrengo lerroetan.

Saber eta Tekalpe

Saber eta Tekalpek [24] simetrian oinarritutako funtzio bat eta itxuraren sailkatze modulu bat erabili zuten aurpegiaren detekzioa egiteko.

Bi fasetan banatzen da metodoa. Lehenengoan, ezaugarri inbarianteetan egiten denaren nahiko antzeko moduan, irudiaren kolorearen segmentazioa egiten da. Hori eginda, azalaren kolorea sailkatu egiten da, hainbat froga egitetik lortutako banaketa batean oinarrituz. Eta azalaren gunek batzeko, GRF (Gibbs Random Field) iragazkia erabiltzen da.



2.7 Irudia: Erabilitako aurpegiaren txantiloaren itxura

Horren ostean, azal koloreari dagozkion zonalde horiek aurpegi bati dagozkion edo ez aztertzen da. Horretarako aurpegi baten txantilo bat erabiltzen delarik. Zehazki aurpegiaren itxura eliptikoa oinarri hartzen duen txantilo bat, eta begi, aho eta sudurra simetria funtzio batekin lotzen dituen txantiloia (ikus 2.7 irudia). Aurkitutako azalaren koloreko pixeletako espazio-koordinatuetako autobektoreen bidez lortuko da elipsearen erdiko puntua, eta gero Hausdorffen distantzia minimoaren bitartez tamaina kalkulatu

da.

Ikus daitekeen moduan, azalaren pixelak izaten ahal direnak topatzea ezinbestekoa da gerora txantiloia erabili ahal izateko. Beraz, lehen esan den moduan, txantiloietan oinarritutako metodoek bestelako metodoekin elkartzea duen garrantzia argitzen da. Izan ere, kasu honetan, azalaren kolorearen segmentazioa lortzeko erabilitako teknika behar beharrezkoa da, txantiloia irudiaren zein zonaldetan aplikatu behar den ikusi ahal izateko.

Yuille, Hallinan, Cohen

Teknika honetan [25], aurpegiaren ezaugarriak deskribatzen dituzten txantiloiak erabiliko dira. Txantiloia hauek, ezaugarri hauen itxurari buruzko alde aurretiko informazioan oinarriturik zehaztutako parametroekin eginak daude. Aipatzekoa da kasu honetan txantiloia malguak direla, eta beraz tamaina eta beste hainbat parametro aldakorrak dira datuetara moldatu ahal izateko moduan.

Teknika honen emaitza nahiko onak diren arren, interesa duen objektuaren inguruan txantiloia hasieratu egin behar da.

2.2.4 Itxuran oinarritutako metodoak

Txantiloien bat-etortze metodoak ikertzaileak garaturiko txantiloietan oinarritzen dira. Aldiz, itxuran oinarritutako metodoetan, irudietatik ikasitako ereduetan oinarritzen da. Orokorrean esan daiteke metodo hauek azterketa estatistiko teknikan eta ikaste automatikoa oinarritzen direla, zeinen bidez aurpegiak dituzten irudietatik zein ez dituztenetik ezaugarri garrantzitsuak aurkitzen diren. Ikasitako ezaugarri hauek, banaketa-eredu bezala edo bereizketa-funtzio bezala aurkezten dira, aurpegiaren detekzioa egiteko. Asko dira erabiltzen diren metodoak: eigenfaces, banaketetan oinarritutako metodoak, neurona-sareak, euskarri-bektore makinak, Markoven ereduak, bayestar sailkatzaileak.....

Metodo hau erabilia egindako lan ezberdinak aztertuko dira hurrengo lerroetan.

Pham, Worring eta Smeulders

Metodo honetan, mota bakar bateko sailkapena egiteko baso-estruktura duen bayestar sarea aurkezten da [26]. Bayestar sailkatzaileak aukeratu ziren lortzen ahal dituzten abiadura altuak direla-eta. Teknika honetan baita ere, erantsitako sailkatzaileak sortzeko bagging teknikaren erabilera egiten da, izan ere, teknika honek mota bakar bateko sailkapen arazoak oso modu naturalean konpontzen ditu.

Hemen aurkezten den aurpegiaren detekzio metodoa 20 pixeleko bereizmena duen oinarri batean sortzen da, zeina 1.2ko faktorearekin eskalatuko da irudiaren tamaina eskalatzeko erabilitako leihoa baino txikiagoa izan arte. Aurkezten duen datu multzoen artean, argiztapenean, itxuran zein orientazioan aldaketak aurkezten dira, eta aurpegiaren zenbait elementuren falta, hala nola betaurrekoak edo bizarra adibidez. Irudiarri aurretratamendua aplikatuko zaio, zehazki histogramaren ekualizazioa eta

argiztapen-gradientearen normalizazioa aplikatuko zaio. Horrela irudiaren itzalak murriztu eta irudiaren kontrastea apalduko direlarik.

Sistemaren erabakigunerako erantsitako sailkatzaile erabiliko da. Zeina bagging prozesu baten bidez aukeratutako hiru bayestar sareez osatua dagoen. Aukeraketa hau, behatutako irtenbideetan eta hartzea komeni diren engaiamenduetan oinarritzen da. Bukatzeko, behin irudia aztertu egin dela eta aurpegia izateko edo ez izateko aukerak dituzten guneak sailkatu ostean, prozesamendu berri bat aplikatuko zaio irudiari, zeinean aukera gehien dituzten guneak aurpegi bezala adieraziko diren.

Roth, Yang eta Ahuja

Roth, Yang eta Ahujak SNOW (Sparse Network of Winnows) izenarekin ezagutzen den teknika aurkeztu zuten [27]. Teknika honek, ikasitako ezaugarrien espazioa zehazteko unitate linealez osatutako sarea erabiltzen du. Metodo honek garrantzia berezia ematen dio ezaugarri multzo handiak sailkatzeko prozesuari. Teknika honek, boolear ezaugarrien erabileraren bidez, intentsitatea eta pixelen posizioen datuak kodifikatzen ditu.

Erabiliko den unitate lineal hauetako bakoitzari “xede nodoa” deitzen zaio, eta sarrera ereduaren arteko erlazio interesgarriak zehazten ditu. Sistema honetan, erabakia xede nodo hauen arteko batasuna egitetik dator, kasu honetan bi bakarrik izanda: aurpegia eta ez aurpegia. Horrela, irudi batean existitzen ahal diren erlazio multzoak emanda, hau da ezaugarri motak, irudi bakoitza horietako ezaugarri multzo bati egokituko zaio eta SNOW bidez erlazio hauek xede nodo bati hedatuko zaizkio eta erabakia hartuko da.

SNOW teknikaren bidez pose, itxura zein argiztapen maila ezberdinak dituzten aurpegiak detektatzea posible da. Sarean Winnow algoritmoa erabiltzeak, ezaugarri multzoa handia eta ezezaguna den espazioen ikaste prozesura egokitzen da. Teknika honek lortutako emaitzak direla-eta, hoberenetarikoen artean jartzen du.

Scheiderman eta Kanade

Scheiderman eta Kanadek [28] egindako lanean beste teknika bat aurkezten da. Kasu honetan, 2 dimentsioetako ereduak erabiltzen dira 3 dimentsioetako objektu baten geometria islatzeko. 2D eredu hauei hainbat arau aplikatuko zaizkio, zeinen bidez erabaki ahalko den objektu bat pose eta orientazioaren arabera aurkitzen den edo ez. Wavelets transformatuaren bidez (ikus 2.8 irudia), datuak estatistikoki aztertuak dira eta horrela aldakuntza modeloetako histogramak sortuko dira.

Irudietan aurkitzen ahal diren aldakuntzei aurre egiteko bi pauso dituen estrategia jarraitzen da. Posean egoten ahal diren aldaketetarako askotariko detektoreak erabiltzen dira, horietako bakoitza orientazio zehatz batean oinarritua egonik. Bestelako aldakuntzetarako, detektore bakoitzeko modelo estatistiko bat erabiltzen da.

Erabaki hartzea, sarrerako irudi eskaneatuaren bidez maila baxuko ezaugarrien azterketa egitetik dator. Bukaerako sailkapena entrenamendu garaian sortutako histogrametan oinarritzen da. Metodo honetan ahalik eta informazio kantitate handiena

erabiltzea eskatzen du.

L1 LL	L1 HL	Level 2 HL	Level 3 HL
L1 LH	L1 HH		
Level 2 LH		Level 2 HH	Level 3 HH
Level 3 LH			Level 3 HH

2.8 Irudia: Wavelets bidezko irudi baten aurkezpena

2.3 Viola eta Jonesen aurpegi detektorea

Atal honetan Viola eta Jonesek egindako aurpegi detektorearen [7] [29] [30] funtzionamendu eta estrukturaren azalpena egingo da, izan ere master tesi hau egiteko erabili den teknika da.

Master tesi hau egikaritzeko detekzio metodo hau aukeratu egin da arrazoi ezberdinak direla medio. Lehenik eta behin, aipatzekoa da lan hau egiteko gero azalduko den moduan OpenCV [31] erabili dela, eta OpenCVk Viola Jonesen aurpegi detektorea inplementatua dauka. Bestetik, Li eta Jainek [32] egindako aurpegia detektatzeko metodo ezberdinen alderaketaren emaitzek adierazten dute Adaboostean oinarritutako Viola eta Jonesen metodoa sailkatutako lanen artean eraginkorra dela. Aipatzekoa da metodoak aurkezten duen detekzio abiadura, zeinak, metodo hau denbora errealean lan egiten duen lehen sistema bihurtzen duen. Gainera, asko dira detekzio sistema honek beste lanei egin dizkien ekarpenak.

2.3.1 Metodoaren ekarpen nagusiak

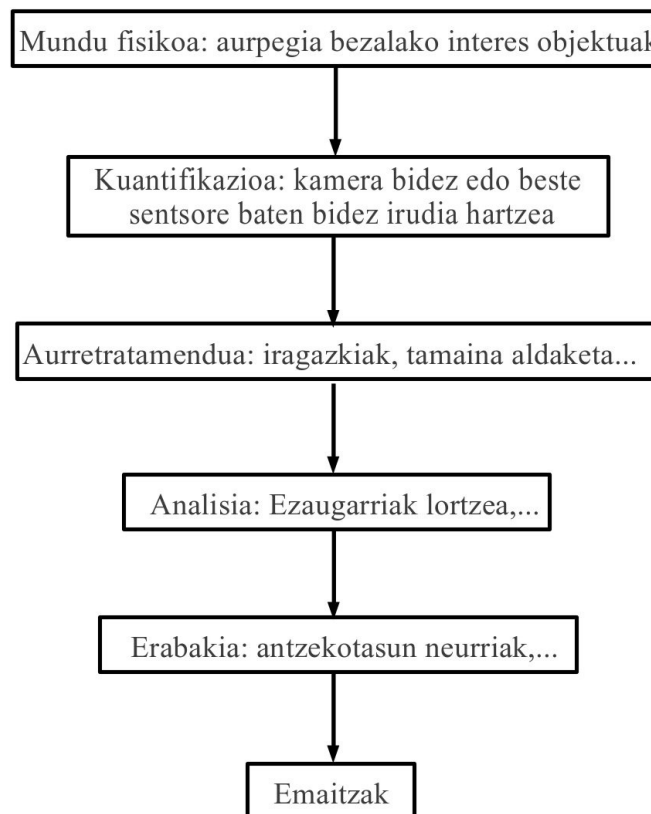
Viola eta Jonesen aurpegi detektoreak, Haar deskribatzaileak erabiltzen dituen kaskadan antolaturiko algoritmoa erabiltzen du. Lehen esan bezala, detektore honek aurkezten duen ekarpenik garrantzitsuenetakoa lan egiteko abiadura da. Zehazki, lanaren egileen arabera, 384x288 pixeleko irudietan aurpegiak 15 frame segundoko abiaduran aurkituko ziren Pentium III bat erabilia. Abiadura ratio hauek lortzeko, etapa ezberdinetan lan egiten duen sailkatzailea aurkeztu zuten, fase bakarrean lan egiten duten sailkatzaileen beharrean, dezente konplexuagoak eta motelagoak direla.

Honetaz gain, hiru dira teknika honek egiten dituen ekarpen garrantzitsuenak:

- Irudi integrala, zeinak ezaugarrien azterketa azkar bat egitea ahalbidetzen duen.
- Detekzioa egiteko erabiliko diren ezaugarri multzoak aukeratzeko Adaboost metodoa erabiltzen duen sailkatzaile eraginkorra.
- Sailkatzaileak elkartzeko metodo eraginkorra, bai detekziorako nola berau egiteko erabilitako denboran.

2.3.2 Metodoaren deskribapen orokorra

Aurpegia kanpo faktore ezberdinak direla medio etengabean aldatzen ari den entitate dinamikoa da, horregatik, aurpegiaren detekzioan jarduten duen sistema orok egin beharreko ataza konplexuak egiteko hainbat faktore kontutan hartu behar du. Sistema hauek ematen dituzten pausoak ondorengo diagraman aurkezten dira.



Mundu fisikoan hiru dira kontuan hartu beharreko parametroak: argiztapena, pose aldaketa eta eskala. Hauetako edozeinetan suertatutako aldaketak sistemaren emaitzetan eragin zuzena izango duelarik. Sistema parametro hauekiko ahalik eta independenteena behar du izan, hau da, sistema autonomoa izateko aurrebaldintzarik ez du ezarri behar ez eta inguruarekiko aurre-ezagutzarik ez du izan behar.

Metodo honek ikaste prozesu bat behar du, zeinean sailkatze funtzio sendoa sortuko da. Sailkatze funtzio hau, detekzio algoritmoaren bidez erabilia izango da aurpegi eta ez-aurpegi klaseen artean bereizi ahal izateko.

2.3.3 Viola eta Jonesen metodoaren deskribapena

Atal honetan Viola eta Jonesen lanaren zehaztapena egiten da. Lehenik, 2.3.3.1 atalean irudiek jasotzen duten aurretratatamenduaren azalpena egingo da. 2.3.3.2 atalean detekzioa egiteko erabiliko diren ezaugarrien azalpena eta hauek lortzeko irudi integralaren erabileraren azalpena egingo da. 2.3.3.3 atalean Adaboost algoritmoaren erabileraren bidez irudiak aurpegia dutenen eta ez dutenen artean sailkatzeko modua azalduko da. 2.3.3.4 atalean Viola Jonesek erabilitako detekzio finala nola egiten duten aztertuko da, kaskadan ezarritako sailkatzaileren bidez. Bukatzeko, 2.3.3.5 atalean lortutako emaitzak aztertuko dira.

2.3.3.1 Aurretratatamendua

Gris-eskalara eraldaketa

Haar deskribatzaileak gris-eskalan lan egiten dute, beraz koloreko irudiekin lan egiten duten sistemek aurretratatamendu pauso bat beharrezkoa dute, irudia gris-eskalara bihurtzeko. Sistema askok YUV kolore-eredua erabiltzen dute irudietarako, adibidez PAL eta NTSC telebista sistemek erabiltzen dute, eta kasu hauetan zuzenean luminantziaren (Y) informazioa erabiliz gris-eskala ateratzen da. Beste kasuetan aldiz, aldaketa prozesu hori egin behar da. Aipatzekoa da YUV ereduak giza hautematearekin gertutasun handiagoa duela RGB kolore-ereduak baino.

RGBtik YUVra pasatzeko ondorengo operazioa beharrezkoa da.

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ -0,147 & -0,289 & 0,436 \\ 0,615 & -0,515 & -0,100 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

Interpolazio bidezko eskala-faktore aldaketa

Erabilgarria izan daitekeen beste aldaketa bat, irudiaren tamainaren aldaketa egitea da, izan ere horrela kalkulu memoria eta memorian erabilitako lekua hobeto kontrolatzen dira. Interpolazio teknika ezberdinak daude, eta guztien artean erabilienak izaten dira interpolazio bilineala, bikubikoa eta auzotar hurbilenaren metodoa [33].

Histogramaren ekualizazioa

Banaketa uniforme duen histograma lortzea du helburu eraldaketa honek. Eraldaketa honetan gris maila bera duten pixel guztiak beste gris maila batetara pasako dira, maila bakoitzean kopuru bera egotea saiaturaz. Teknika ezberdinak erabiltzen dira hau egiteko, ekualizazio uniforme, esponentziala, Rayleighrena..... OpenCVk ekualizazio uniforme erabiltzen du.

Ekualizazioaren bidez irudiaren kontrastea maximizatu egiten du irudiaren informazio estrukturala galdu gabe, hau da, entropia mantenduz. Prozesu honen emaitzaren adibide bat 2.9 irudian ikus daiteke.



2.9 Irudia: Kontrastearen hobekuntza histogramaren ekualizazioa bidez

Canny algoritmoa erabilia ertz detekzioa

Asko dira Cannyren ertz detektorea [34] erabiltzen duten aurpegi detektore funtzioak, ingerada gehiegi edo gutxiegi duten zonaldeak aldeztu aurretik baztertu ahal izateko. Prozesu honen helburua beraz, detekzio sistemaren abiadura handitzea da.

Cannyren algoritmoa, irudi prozesamenduaren arloan ertzak detektatzeko algoritmo hoberenatarikoa bezala hartzen da. Algoritmo hau lehenengo deribatuko eragileetan oinarritzen da, izan ere zeroaren balorea hartzen du intentsitatea aldatzen ez den zonaldeetan eta balio konstantea intentsitate aldaketa zonalde guztian. Horregatik, intentsitate aldaketa lehenengo deribatuaren aldaketa bat bezala agertzen da, eta ezaugarri hau ertzak detektatzeko erabiltzen da. 2.10 irudian ertz detekzio eredu bat ikus daiteke.



2.10 Irudia: Cannyren ertz detekzio eredu

2.3.3.2 Ezaugarriak eta irudi integrala

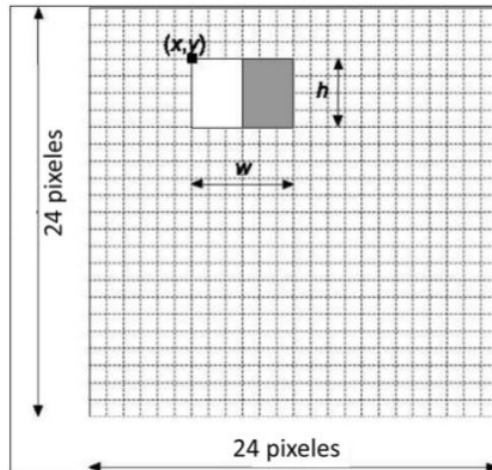
Viola eta Jonesen detekzio sistemak ezaugarri sinpleen multzoen erabilera egiten du detekzioa egiteko. Ezaugarriak erabiltzeak, pixeletan oinarritutako sistemen ordez, aurpegiak detektatzeko abiadura altuak lortzea ahalbidetzen du. Erabilitako ezaugarriak, Papageorgiou Oren, eta Poggiok [35] 1998. urtean proposatutako Haar ezaugarrien antzekoak dira.

Haar deskribatzaileak

Irudi baten puntu bateko balioak, soilik puntu horretako kolorearen informazioa ematen du. Garapen handiagoko teknika bat, objektuaren ezaugarri globaletan oinarritutako

detektoreak aurkitzea da. Haar deskribatzaileen kasua da. Deskribatzaile hauek, irudi batean auzokideak diren bi zonaldeen arteko kontraste aldaketa nabarmentzen laguntzen duten funtzioak dira. Hau modu bat da aurpegiaren eta erlazio espazialen arteko kontrastea kodifikatzeko.

Deskribatzaile bat, bere erpina, altuera, luzera eta pisuengatik definitutako laukizuzen batek adierazten du. 2.11 irudian deskribatzaile baten eredua ikus daiteke.



2.11 Irudia: Deskribatzaile baten eredua

Modu simple batean, ezaugarriak pixel multzoen intentsitate aztertzaileak bezala ikus daitezke. Zonalde zuriko pixeletako luminantziaren baturari zonalde iluneko pixelen batura kentzen zaio. Lortutako emaitza ezaugarriaren balioa da eta beste batzuekin elkartu daiteke irudi baten zonaldeen hipotesiak sortuz.

Viola Jonesen Haar-like-features

Beraien detekzio sisteman 4 ezaugarri mota ezberdin erabiltzen dituzte; bi laukizuzenetan oinarritutako bi eredu, hiru laukizuzenetan oinarritutako bat eta lau laukizuzenetan oinarritutako beste bat. 2.12 irudian ikus daitezke ezaugarri hauen itxura.



2.12 Irudia: Viola Jonesen detektorean erabilitako ezaugarriak

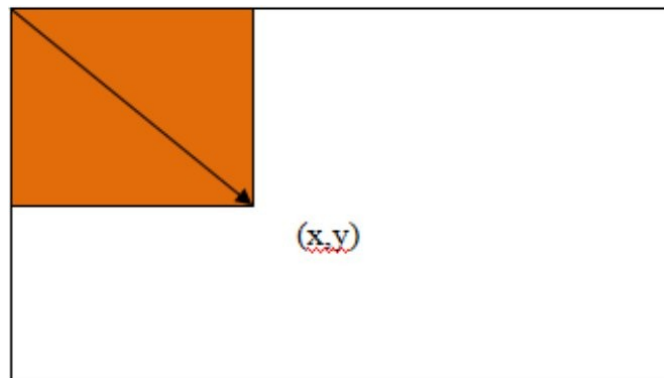
Entrenamendu irudietatik abiatuz (beraien kasuan 24x24 pixelekoak) aukeratutako ezaugarri multzoaren aukeraketa, Viola eta Jonesen argitalpenetan oso garatua ez dagoen eta aldiz garrantzia handia duen gauza da. Irudi bakoitzarentzako mota bakoitzaren ezaugarri kopurua oso altua da, eta horietatik egokienak aukeratzeko dira

detekzioarako. Viola eta Jonesen arabera 45396 deskribatzaile erabiliko dira. Horrela, deskribatzaile kopurua irudiaren espazioa baino askoz handiagoa da (kasu honetan 576 pixel).

Irudi integrala

Aurpegia detektatzeko sistema bat sortzerako garaian, funtsezkoa da abiaduraren eta eraginkortasunaren arteko engaiamendua bilatzea. Irudien aurkezpen berri baten bitartez, irudi integrala deitzen dena, Viola eta Jonesek ezaugarrien balidazioa egiteko metodo eraginkorra eta azkarra aurkeztu zuten. Irudi hau, Crowek [36] argitaratutako lanaren ondorioa da, irudi baten barruan laukizuzen baten balioen batura modu azkar eta eraginkorrean egitea ahalbidetzen duen algoritmo baten bidez lortzen da.

Estruktura hau sortzeko, irudiaren puntu baten goialdean eta ezkerretik aurkitzen diren pixelen luminantziaren balioen batura hartzen dira. Beraz, irudi integrala, hasierako irudiaren matrizearen tamaina bereko matrize bat da. Eta beraz irudi integralean, (x,y) posizioan aurkitzen den elementu bakoitzean, hasierako irudian goiko ezkerreko zonaldearen pixel guztien luminantziaren batura dauka, 2.13 irudian ikus daitekeen bezala.



2.13 Irudia: (x,y) puntuan irudi integralaren balioa

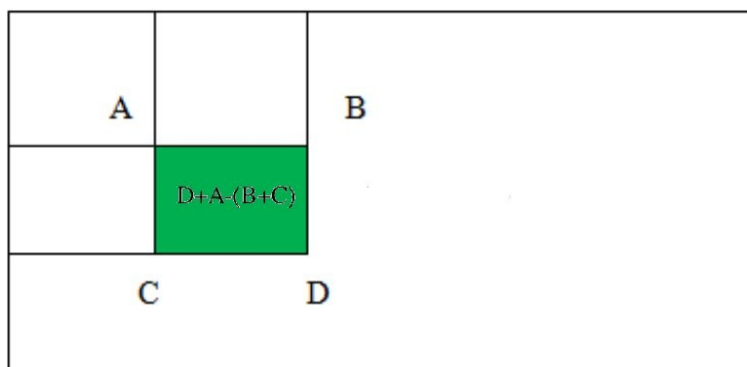
Matematikoki, irudi integrala, lehendabizi errenkaden eta gero zutabeen araberrako integral bikoitza da. Beraz, (x,y) puntuan irudi integrala hurrengo funtzioak emana dator:

$$ii(x,y) = \sum_{a \leq x, b \leq y} i(a,b)$$

Non $ii(x,y)$ irudi integrala eta $i(x,y)$ koordinatu zehatz batzuetan irudiaren balioa da.

Irudi integralak duen garrantzia, irudiaren zonalde zehatz bateko pixelen luminantziaren batura modu azkarrean lortzean datza. Horrela, irudi integrala, hasierako irudiaren ekorketa bakar batean lortzen ahal da. Edozein area barruko batura lau erreferentzia erabilita lor daiteke, 2.14 irudian ikus daitekeen bezala. Beraz, bi zonalderen arteko ezberdintasuna irudi barruko zortzi erreferentzia erabiliz kalkulatu daiteke. Deskribatzaileetako bi, alboz-alboko bi laukizuzen direnez, sei erreferentzia erabilita

kalkulatzen ahalko dira, hiru laukizuzeneko deskribatzailearen kasuan zortzi beharko dira, eta lau laukizuzenekoaren kasuan bederatzi beharko dira.



2.14 Irudia: Area bateko pixelen baturaren balioaren kalkulua

2.3.3.3 Sailkatzailea

Entrenamendurako erabilitako irudi multzo batean ezaugarriak behin aurkituta, sistemaren helburua irudi baten aurpegia definitzen duten ezaugarri horiek aurkitzea da. Viola eta Jonesen argitalpenetan azaldutako hipotesiak dio ezaugarri hauek batzuk bateratu daitezkeela sailkatzaile bat sortzeko. Horretarako Freund eta Shapireren Adaboost algoritmoaren [37] aldaera bat proposatu zuten. Algoritmo hau, ikaste algoritmo sinpleen etekinak hobetzeko erabiltzen da. Algoritmo sinple honi sailkatzaile sinplea edo *weak learner* deitzen zaio.

Sailkatzaile sinplea

Viola eta Jonesen sistemaren oinarria sailkatzaile sinplea edo *weak learner* ezberdinen batura da, datuen sailkatzaile eraginkor bat lortzeko. Sailkatzaile sinple batek (h_j), ezaugarri bat, θ atalasea eta p paritatea duen estruktura sinplea da. Sistemaren irteera bitarra da eta ezaugarri baten balioa atalase baten azpitik dagoenez hartuko du balio bat edo bestea.

$$h(x, f, p, \theta) = \begin{cases} 0 & \text{baldin eta } pf(x) < p\theta \\ 1 & \text{beste kasuetan} \end{cases}$$

Erabiltzen diren sailkatzaile sinple hauek zuhaitz-estruktura duten erabaki nodoak bezala ikus daitezke. Kontutan izanda 24x24 pixeletako irudi batean hainbat ezaugarri aurkitzen ahal direla, Adaboost algoritmoaren zeregina da aurpegia izan edo ez izatearen artean hobekien ezberdintzen duten ezaugarriak aukeratzea, eta berari egokitzen zaio entrenamendu lan zati handiena.

Adimendun sistemetan sailkatzearen prozesua oso garrantzitsua da. Sailkatze prozesu batean proposatzen den arazoa, objektu bat zein klasetakoa den erabakitzea da. Sailkatzaile sinpleak implementatzeko, ikaste sistema ezberdinak daude: SVM,

perceptron, MLP, Bayestar sailkatzaile bakuna...

Ezaugarrien selekzioa, horrela inplementatzen da boosting txanda bakoitzeko:

- Ezaugarri bakoitza balioztatzea, eredu irudi bakoitzean iragazki laukizuzenak erabilia.
- Irudiak sailkatu aurreko pausoan lortutako emaitzen arabera
- Ezaugarri bakoitzarentzako atalase hoberena hautatu.
- Hautatu iragazki/atalase hoberena, hau da, ezaugarririk hoberena.
- Pisuak eguneratu.

Adaboost algoritmoa

Adaboost algoritmoa, sailkatzaile simple hoberenak hautatzeko erabiltzen da. Kontutan izanda ezaugarri bakoitzeko sailkatzaile simple bat existitzen dela, KN sailkatzaile aztertu beharko dira, non K irudi bakoitzeko ezaugarri kopurua eta N entrenamendurako erabiliko diren irudi kopurua diren.

Adaboostek aurkezten duen abantailarik garrantzitsuena ikaste abiadura da. Algoritmo honetan, pisuak aurpegiak sailkatzea erraztuko duen moduan izendatzen dira, horrela eredu hauek garrantzia edo pisu gehiago izatea lortuz.

Ezaugarririk hoberenak, sortzen den haztatutako akatsean oinarritzen direnak hautatzean lortzen dira. Haztatutako akats hau, entrenamendu ereduetan lortutako akatsak erabiltzen dituen funtzioa da. Ongi sailkatutako eredu baten pisua aldatzen den bitartean, gaizki sailkatutako baten pisua konstante mantentzen da. Honekin, bigarren ezaugarri batek lehenengo ezaugarriak gaizki sailkatutako eredu bat ongi sailkatutako baten aurrean gaizki sailkatzea zailago bihurtzen du. Honek esan nahi duena da, bigarren ezaugarria eta bere ostean datozenak aurreko ezaugarriek gaizki sailkatutako erduei kasu handiagoa egin behar diotela.

Adaboost algoritmoaren hainbat iterazioen ostean, haztatutako hipotesi multzoak osatutako sailkatzaile sendoa lortzen da. Bukaerako hipotesia algoritmoa amaitzean lortzen da, non sailkapen bitarra (aurpegia eta ez aurpegia), banakako pisuen eta pisu bakoitzaren biderkaduraren baturaren arabera eta eredu zehatz bakoitzaren sailkapenaren arabera lortuko da.

Egindako esperimenduetan ikusi ahal izan da 200 deskribatzailez osatutako sailkapen funtzio batek %95eko detekzio egokia lor dezakeela eta alarma faltsuak 14084 datu multzo batetik bakarra dela.

Aurpegiaren bereizgarri ona izateko, Adaboost algoritmoak aukeratutako hasierako laukizuzen itxurako deskribatzaileak esanguratsuak eta egiteko errazak dira. Lehenengo deskribatzailea aukeratzeko begien zonaldea askotan sudurra eta masaileko zonaldeak

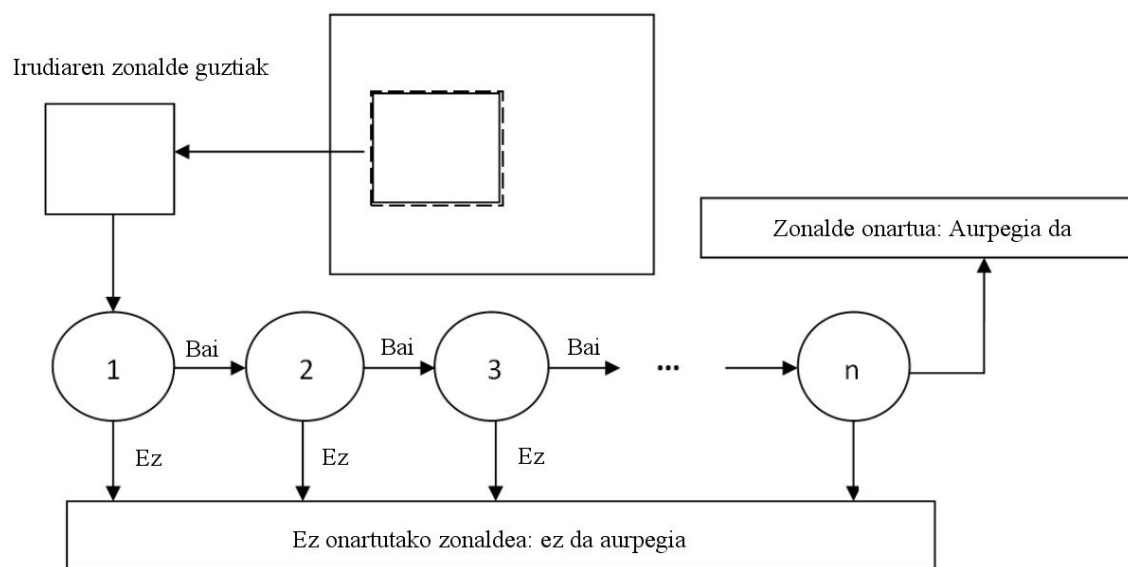
baino ilunagoa izatean oinarritzen da. Bigarren ezaugarria aukeratzeko aldiz, begiak sudurra baino ilunagoa izatean oinarritzen da.

Beraz, 200 deskribatzaileetan oinarritutako sailkatze funtzioak erakusten du laukizuzen itxurako sailkatzaileak erabiltzearen teknika egokia dela objektuen detekzioa egiteko. Kalkulu abiadurari dagokionean, 384 x 288 pixeletako irudia aztertzeko 0,7 segundo baino behar ez izateak sailkatze funtzio hau beste sistemetan erabiltzen dituztenak baino azkarragoan bilakatzen du. Hori bai, detekzio ehunekoak hobetzeko deskribatzaile gehiago batu beharko zaizkio sailkatze funtzioari, aztertze denbora igoaz.

2.3.3.4 Kaskadan ezarritako sailkatzailea

Viola eta Jonesen aurpegi detektorearen algoritmoaren oinarria detektorea irudi berberarekin askotan eskaneatzean datza, irudi hau posizio zein eskala ezberdinekin jarriaz. Argi dago aurpegi asko izan ditzakeen irudi batean ere aztertuko diren zonalde gehienak aurpegiarik ez dutela izango. Honek arazoa beste ikuspuntu batetik ikustera darama: Aurpegiak aurkitu beharrean, algoritmoak aurpegiak ez direnak baztertu beharko litzuzke.

Honen azpian dagoen ideia zera da; errazagoa dela aurpegiarik ez duen irudi bat baztertzea, irudi batean aurpegia aurkitzea baino. Hau buruan izanda, sailkatzaile sendo bakarra duen detektatzailea eraikitzea eraginkorra ez dela argi dago, sailkatzailearen sarrera kontutan hartu gabe sailkatze denbora beti berdina izango da-eta, izan ere sailkatzailea osatzen duten ezaugarri guztiak aztertu beharko dira. Orokorrean esan daiteke sailkatze denbora murrizteak sailkatzean egingo den akatsa handiagoa izango dela, izan ere sailkatze denbora murrizteko erabiliko diren sailkatzaile sinpleen kopurua murriztu beharko litzateke. Hau ekiditeko, Viola eta Jonesek sailkatze denbora murriztuz sailkapen emaitzak mantenduko dituen metodoa aurkeztu zuten.



2.15 Irudia: Kaskada sailkatzailearen egituraketa

Metodo hau, sailkatzaile sendo batzuk kaskadan erabiltzean datza. Sailkatzailearen fase bakoitzean erabakiko da aztertutako zonaldea aurpegi bat ez den edo aurpegia izateko

aukerak dituen. Sailkatzailearen edozein fasetan zonalde bat ez-aurpegi bezala sailkatzen denean berehala baztertzen da. Aldiz, aurpegia bezala sailkatzen bada, hurrengo fasera pasatzen da. Zonalde bat aurpegia bezala sailkatua izateko sailkatzailearen fase guztietan aurpegi bezala detektatua bada. Prozesu honen adibidea 2.15 irudian aurkitu daiteke.

Egoera bakarra duen sailkatzailea erabiliko balitz, normalean negatibo faltsuak onartu beharko ziren positibo faltsuen kantitatea jaisteko. Aldiz, kaskada egiturako sailkatzailearen lehenengo faseetan positibo faltsuen tasa handia onartzen da, hurrengo faseetan espezializatuagoak diren sailkatzaileen bidez tasa hori jaitsiko baita. Honekin bukaerako sailkatzailean negatibo faltsuen tasa murriztu nahi da, izan ere zonalde bat aurpegi bezala izendatua izateko sailkatzailearen fase guztietatik pasa baldin bada.

Kaskadaren entrenamendua

kaskadaren diseinua egiteko ordura arteko detektoreen errendimenduan oinarritu ziren. Ordura arteko sistemek %85 eta %95 arteko detekzio tasak zituzten eta positibo faltsuen tasa oso baxuak. Horregatik sistemak fase kopuru nahikoa izan beharko du emaitza horien antzekoak lortu ahal izateko.

Sailkatzaileen kaskada bat emanda, positibo faltsuen tasa horrela kalkulatu litzateke:

$$F = \prod_{i=1}^K f_i$$

Non F detektatzailearen positibo faltsuen tasa, K sailkatzaile kopurua eta f_i positibo faltsuen tasa i sailkatzailearentzako diren. Bestalde, kaskadaren detekzio tasa horrela lortuko litzateke:

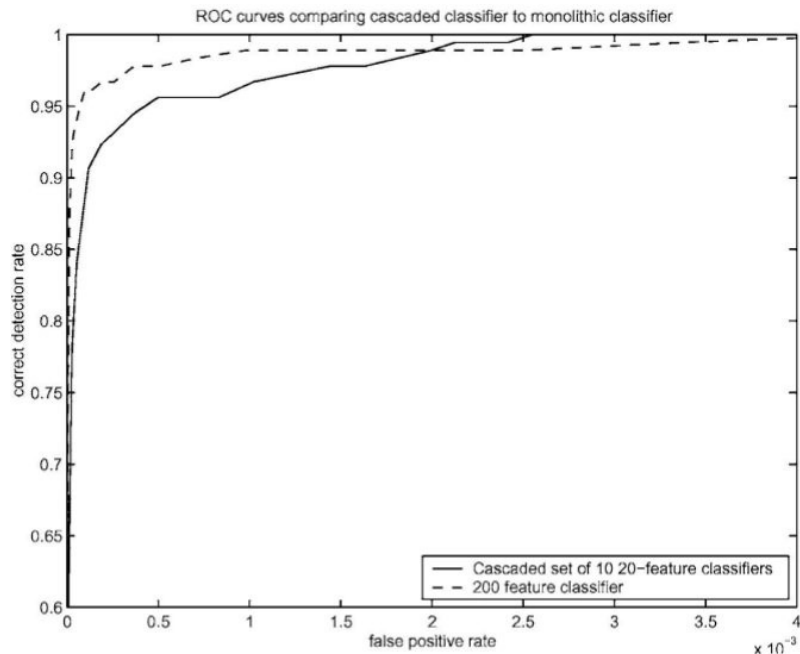
$$D = \prod_{i=1}^K d_i$$

Non D detektatzailearen detekzio tasa, K sailkatzaile kopurua eta d_i detekzio tasa i sailkatzailearentzako diren. Hau behin zehaztuta, ikus daiteke 10 fasez osaturiko detektatzaile batek zeinaren fase bakoitzaren detekzio tasa %99koa eta positibo faltsuena %30a den, $0.99^{10} \approx 0.9$ detekzio global tasa eta $0.3^{10} \approx 6 \times 10^{-6}$ positibo faltsuen tasa lor dezake.

Sailkatzailea entrenatzeko garaian sailkatzailearen fase kopurua, ezaugarri kopurua eta atalasea optimizatu egin behar ditu. Hala ere, optimizazio hau aurrera ateratzea oso lan nekeza da. Arazo honi aurre egiteko, sailkatzaileen kaskada entrenatzeko algoritmo bat prestatu zuten. Kasu honetan erabiltzaileak positibo faltsuen tasa, fase bakoitzaren detekzio tasa eta detektatzaile osoaren positibo faltsuen tasak aukeratzen ditu. Detektatzailearen fase bakoitza Adaboost algoritmoarekin entrenatuko da, fasearen ezaugarri kopurua gehituz nahi diren positibo faltsuen eta detekzio tasak lortu arte. Tasa hauek detektatzailea balidazio set batekin erkatuz lortzen dira. Lortzen diren

positibo faltsuen tasak ez badira nahi zirenak sailkatzaileari beste fase bat gehi dakioke.

Beste alde batetik, kaskada sailkatzailea sailkatzaile sendo bakar bat baino azkarragoa dela, eta gainera ez duela detekzioan kalitaterik galtzen frogatzeko, alde batetik 200 ezaugarri dituen fase bakarreko sailkatzailea eta bestetik beste bat 10 fase eta 20 ezaugarri bakoitzean dituen entrenatu ziren. 2.16 irudian emaitzak ikusten ahal dira, ROC bihurgunea erakutsiz bi sailkatzaileentzako. Ikus daitekeen moduan kalitatean ezberdintasun txiki bat dago, baina abiaduran askoz ere handiagoa den aldaketa ikus daiteke, ia ia 10 aldiz handiagoa izanik.



2.16 Irudia: Bi sailkatzaileen ROC bihurguneak alderatzeko grafikoa

2.3.3.5 Lortutako emaitzak

Atal honetan Viola eta Jonesek lortutako emaitzen analisia egingo da. Atal honetan zehar entrenamendurako erabilitako irudi multzoen berri, detektatzailearen egituraketa eta tamaina ezberdinetako irudien prozesamenduren emaitzen analisia egingo da.

Erabilitako irudi multzoa

Entrenamendurako erabilitako irudi multzoa 24x24 pixeletako 4916 aurpegik osatzen dute, eskuz etiketatuak daudenak. Horietako batzuk 2.17 irudian aurkezten dira. Rowley, Baluja eta Kanadek [38] aurkeztutako entrenamendurako irudiekin alderatu zuten, zeina 16x16 pixeletako irudiak erabiltzen zituen. Viola eta Jonesen entrenamendurako irudi multzoarekin emaitza hobeak lortzen ahal dira, eta irudi hauetatik ateratako informazioarekin kaskada erabiltzen hasi aurretiko faseetan aurpegiak ez direnak baztertzeko aukera dago.



2.17 Irudia: Viola eta Jonesek erabilitako irudien eredua

Detektatzailearen egituraketa

Viola eta Jonesek prestatutako detektatzailea 38 fase eta 6060 ezaugarri dituen kaskada batez osatua dago. Kaskadan dagoen lehenengo sailkatzaileak bi ezaugarri erabiltzen ditu eta gutxi gora behera aurpegiak ez direnen %50a baztertzen ditu eta ia ia aurpegiak direnen %100 detektatzen ditu. Bigarren sailkatzaileak 10 ezaugarri ditu eta aurpegiak ez direnen %80 baztertu eta aldiz aurpegiak direnen ia %100a detektatzen ditu. Hurrengo bi faseetako sailkatzaileek 25na ezaugarri dituzte, hurrengo hiruek 50 eta horrela hurrenez hurren 38 faseak osatu arte.

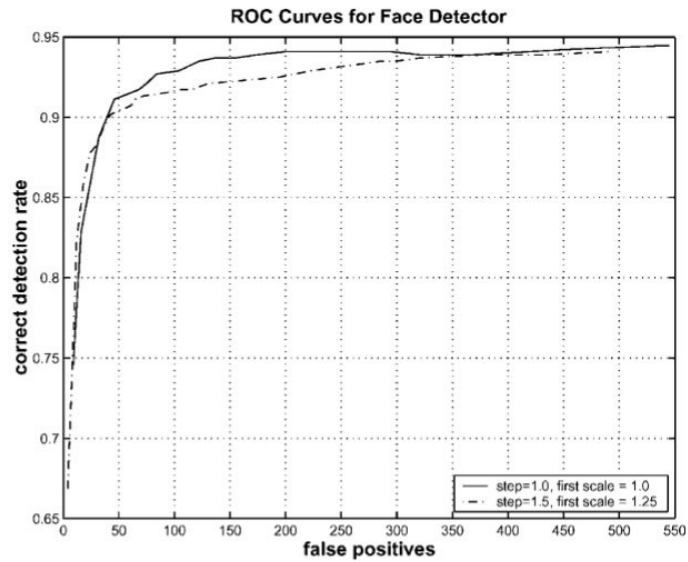
Azpimarratzekoa da Viola eta Jonesek lehenengo 7 faseetako ezaugarri kopurua eskuz aukeratu zituztela detektatzailearen entrenamendu denbora murriztu asmoz. Honek erakusten du detektatzailearen lan egiteko abiadura oso azkarra izanagatik ere entrenamendu fasea oso nekeza dela. Kasu honetan zehazki, asteak iraun zituen 38 faseetako detektatzailearen entrenamendua gitea.

Irudi prozesamendua

Entrenamendurako erabili ziren irudi guztiak normalizatuak zeuden argiztapenaren ondorioak murrizteko helburuarekin. Beraz, detekzioa egiteko normalizazioa ere beharrezkoa da.

Beste alde batetik, detektatzailea tamaina ezberdina duten irudiekin erabiliko da, eta bertan dauden aurpegiaren tamainak ezberdinak izango dira baita ere. Horregatik sistema gai izan behar da irudiaren zonalde ezberdinak hartu eta aztertzeke. Autoreen arabera 1.25 biderkagaiarekin eskalatuz emaitza onak lortzen dira. Detektatzaileak irudiak posizio ezberdinetan aztertzen ditu baita ere, horregatik azpi-leihoak irudian zehar pixel zehatz batzuk mugituko dira, Δ . Zenbaki honen aukeraketak detektatzailearen abiadura

zein etekinei eragingo die. Viola eta Jonesen lanean $\Delta = 1$, eta $\Delta = 1.5$ erabiliz zein 1 eta 1.25eko eskalarekin lortutako emaitzak erakusten dira. 2.18 irudian ikusten ahal dira emaitzak.



2.18 Irudia: MIT+CMU datu-basearentzako detektatzailearen ROC bihurtuneak

3. Aurpegi detektorearen azalpena

Atal honetan garatutako aurpegi detektorearen azalpena egingo da. Bere garapena C++ programazio lengoaiaren egin da, OpenCVk dituen Haar motako sailkatzaileak erabiliz. Sistema eragile ezberdinetan lan egiteko egina dago, Linux, Windows eta Mac OS.

Sistemaren egituraren azterketan sartu aurretik, egindako lana hobeto azaltzeko, erabilitako OpenCV liburutegiaren azalpena egingo da. Bai eta bere baitan dituen sailkatzaileen azterketa eta azalpena ere. Izan ere, esan bezala, garatutako sistema sailkatzaile hauetan oinarritzen da.

3.1 OpenCV

OpenCV, Open Source Computer Vision Library sigletatik dator, Intelk 1999. urtean garatutako liburutegi irekia da, zeinak 500 funtzio inguru dituen. Liburutegia C eta C++ programazio lengoaietan idatzia dago. Denbora errealeko aplikazioetan lan egiteko diseinatu izan zen. Liburutegi honek irudi prozesamendurako maila altuko funtzio ugari eskaintzen ditu. OpenCVk maila altuko datu mota ezberdinak eskaintzen ditu, hala nola, jokoak, zuhaitzak, grafikoak, matrizeak... Aurkezten duen beste abantaila bat, plataforma-askotarikoa dela da, izan ere sistema eragile ezberdinekin lan egin daiteke (Linux, Windows eta Mac OS). OpenCVk baimentzen dituen eragiketarako batzuk ondorengoak dira: oinarritzko eragiketak, irudi prozesamendua eta analisisa, analisi estrukturala, mugimenduaren analisisa, eredu ezagutza, 3D berreraikuntza, kameraren kalibraketa....

Irudiaren interpretazioa egiteko tresna ugari barnebiltzen ditu OpenCVk. Intelk irudi prozesamendurako duen liburutegiarekin (Intel Image Processing Library) bateragarria da, zeinak irudi digitalentzako hainbat eragiketa dituen. OpenCVren liburutegien abantaila pertsona ugari aztertuta eta hobetuak izan direla da, sistema egonkorra sortuz. Bere baitan dituen funtzionalitate guztietatik aurpegiaren detekzioarekin zerikusia dutenak dira master tesi honetarako baliatuko direnak, zeinak ondorengo lerroetan aurkeztuko dira.

Haartraining bidezko entrenamendua

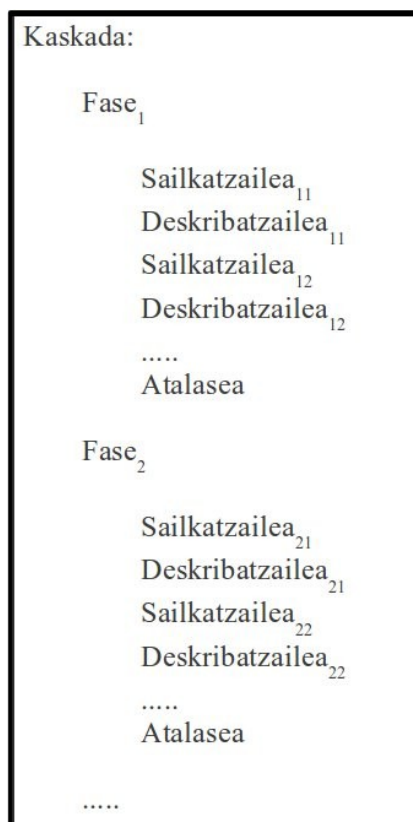
OpenCV liburutegiak, sailkatzaileak entrenatu ahal izateko funtzioak edo komandoak ditu, HaarTraining bezala ezagunak, beraz sailkatzaileak sortzeko aukera ematen du. Komando hauek dira: “createsamples.exe”, “haartraining.exe” eta “performance.exe”. Beste alde batetik aipatzekoa da OpenCV entrenatutako sailkatzaileak dituela, aurpegi detekzioa zein bestelako objektuen (zuhaitzak, autoak, fruta...) detekziorako sailkatzaileak. Sailkatzaile bat sortzeko ondorengo pausoak eman behar dira: lagina bildu, laginaren prestakuntza, entrenamendua eta sailkatzailearen etekina aztertu.

Entrenamenduaren emaitzak “xml” fitxategi batean katalogatuak aurkitzen dira, non sailkatzaile funtzioen zuhaitza definituta datorren. Lienhardtek [20] burututako ezaugarri multzoekin garatutako fitxategi hauetako batzuk OpenCVn aurkitzen ahal dira. Horien artean aipatzekoak dira aurpegiaren detekziorako diren bost fitxategiak eta begiaren detekziorako dituen beste hiru.

- haarcascade_profileface.xml
- haarcascade_frontalface_default.xml
- haarcascade_frontalface_alt_tree.xml
- haarcascade_frontalface_alt2.xml
- haarcascade_frontalface_alt.xml
- haarcascade_eye_tree_eyeglasses.xml
- haarcascade_mcs_eyepair_big.xml
- haarcascade_mcs_eyepair_small.xml

Eredu bezala eta fitxategi hauen funtzionamendua azaltzeko aurpegiaren detekziorako erabiltzen den “ haarcascade_frontalface_alt.xml ” fitxategiaren aurkezpena egingo da.

Kaskadan jarritako 22 faseetan banatuta dago, sinpleenetatik konplexuenera ordenatua dagoena. Fase hauen konplexutasuna, barnebiltzen duen funtzioen kopuruaren arabera da, horrela, lehengo fasea 3 funtzioz osatutakoa da eta azkeneko faseak 214 funtzio ditu. Fitxategi hauen zuhaitz-egitura 3.1 irudian ikus daiteke, zeinean ikus daitekeen fase bakoitza gutxienez sailkatzaile, deskribatzaile eta atalase batez osatua dagoela.



3.1 Irudia: Kaskadaren egituraketa

Fase hauetako bakoitza beraz, sailkatzaile batekin osatuta dago. Sailkatze funtzio hauetako bakoitzak gutxienez Haar deskribatzaile bat, atalase bat eta aurrez definitutako bi balore ditu. Horrela, irteeran balore hauetako bat hartuko da, deskribatzailearen emaitza atalase horren gaineratik edo azpitik geratu denaren arabera.

Hurrengo taulan kaskada honetako fase bakoitzak duen sailkatze funtzio kopurua ageri da. Totalean 2137 funtzio ditu, eta aipagarria da lehen 13 faseetan funtzio guztien $\frac{1}{4}$ baino ez dagoela.

Fasea	Sailkatze funtzio kopurua	Fasea	Sailkatze funtzio kopurua
0	3	11	103
1	16	12	111
2	21	13	102
3	33	14	135
4	39	15	137
5	44	16	140
6	50	17	160
7	51	18	177
8	56	19	182
9	71	20	212
10	80	21	214

3.1 Taula: Fase bakoitzaren sailkatzaile funtzio kopurua

3.2 Algoritmoaren garapena

Proiektu honetako aurpegi detektorea egiteko, aipatu den bezala, OpenCVk bere dituen kaskada sailkatzaileak erabili dira. Horretarako, lehenengo urratsa OpenCVren baitan dauden sailkatzaile ezberdinak hautatu eta hauen detekzio ehunekoak aztertzea izan zen. Zehazki 7 kaskada sailkatzaile ezberdin aztertu ziren, aurpegia aurrez-aurre detektatzeko 2, alboz detektatzeko 1, goiko parteko giza gorputzaren detektore 1 eta begiak aurkitzeko 3 detektore.

- haarcascade_frontalface_alt2.xml
- haarcascade_frontalface_alt_tree.xml
- haarcascade_upperbody.xml
- haarcascade_profileface.xml
- haarcascade_eye_tree_eyeglasses.xml
- haarcascade_mcs_eyepair_big.xml
- haarcascade_mcs_eyepair_small.xml

3.2.1 Kaskada sailkatzaileen azterketarako eredu lagina

Kaskada sailkatzaile hauen eraginkortasuna aztertu ahal izateko, lehenengo pausoa irudi lagin multzo bat zehaztea izan zen. Zehazki bi multzo ezberdin erabili egin ziren azterketa lan hau egiteko, zeinak gerora 4. atalean azalduko den moduan sortutako sistemaren balidazioa egiteko ere erabiliko ziren.

- CMUren datu basea: Carnegie Mellon unibertsitatearen “CMU Face Detection Project ” [39] proiektuan erabiltzen den irudi lagin multzoa da. Datu base hau bi multzotan banatzen da: lehena aurpegia aurrez aurre detektatzeko prestatutako sistementzat erabiltzen da, zeina lau azpi-multzotan banatua dagoen, test, testlow, newtest eta rotated. Eta bigarrena aurpegia profilez detektatzeko sistementzako prestatua dago.
 - Lehendabiziko multzoa gris-eskalako 180 argazkiz osatua dago, zeinen artean 747 aurpegi ezberdinu daitezkeen. Aipatzekoa da kalitate ezberdineko, eskala ezberdineko, argiztapen ezberdineko... irudiez osatutako multzoa dela, bai eta paisaiak soilik dituzten argazkiz osatuta dagoela. Rotated azpi-multzoko irudiak (50 irudi) gainera, biratuak daude, eta aipatzekoa da aurkitzen ahal diren 237 aurpegietatik 133 argazki bakarrean aurkitzen direla.
 - Bigarren multzoa gris-eskalako 207 irudiz osatuta dago. Zeinetan 431 aurpegi ezberdinu daitezkeen. Aurreko kasuan bezala, kalitate ezberdineko, eskala ezberdineko, argiztapen ezberdineko... bai-eta paisaiak soilik dituzten argazkiz irudiez osatutako multzoa da.
- Vicomtech-IK4n sortutako datu basea: Jensenek bere lanerako [40] sortutako datu basea sortzeko baremoak jarraituz datu basea eratu zen. Zeina 5000 irudiz osatuta dagoen. Horietatik 3000 koloreko argazkiak izanik eta beste 2000 irudiak gris-eskalakoak dira. Aipatzekoa da 1666 irudik aurpegiak dituzten irudiak direla eta gainontzeko guztiak ez. Totalean 7832 aurpegi aurkitzen ahal dira irudi hauetan.

Master tesi honetan aurpegi detektore bat egingo da, eta berau osatzeko begi detektoreek izan dezaketen garrantzia aztertuko bada ere, helburua ez da begiak detektatzea, baizik eta aztertzea begiak aurkitzeak zer nolako laguntza edo erraztasuna gehi dakioken aurpegi detekzio sistemari. Horregatik, irudi lagin multzo honetan ez daude begien argazkiak, zeinekin emaitza hobeak lortzen ahalko zituzten begi detektoreak. Paisaiak, aurpegi osoak, pertsona osoak, pertsona multzoak eta paisaiak pertsonekin osatzen dute lagin hau.

3.2.2 Kaskada sailkatzaileen azterketa

Kaskada sailkatzaileen azterketa egitetik ateratako datu guztiak I eranskinean aurkitzen ahal dira. Azterketa hau egiteko kaskada sailkatzaile bakoitzarentzako erabilitako irudi lagin multzoa hiru blokeetan banatu dira, alde batetik CMUren lehenengo azpi-multzoko irudiak erabiliko dira, bigarrenean CMUko bigarren azpi-multzoko irudiak eta bukatzeko Vicomtechen eraturako irudi multzoa erabiliko da.

Aipatzekoa da CMUren lehenengo azpi-multzoko irudietako rotated atalean, lehen aipatu bezala irudi bakar batean (3.2 irudia) aurpegi kopuruaren erdia baino gehiago aurkitzen direla, eta aldiz kaskada sailkatzaile bakar batek ez duela aurpegiarik aurkitu. Honek, detektatutako aurpegien balio portzentuetan eragin nabarmena duelarik.

Hurrengo lerroetan aztertutako 7 kaskada sailkatzaileen azterketatik ateratako datu eta ondorio garrantzitsuenak aurkezten dira.



3.2 Irudia: rotated azpi-multzoko irudia

3.2.2.1 Aurrez-aurreko aurpegiak detektatzeko sailkatzaileak

Lehen esan bezala, aurrez-aurreko aurpegiak detektatzeko hiru kaskada sailkatzaile ezberdin dira aztertutakoak. Lehenengo biak zehazki aurpegia detektatzeko sailkatzaileak eta hirugarrena giza gorputzaren goiko partea, zeinetatik abiatuta aurpegia detektatzeko erabiliko den.

haarcascade_frontalface_alt2.xml

Kaskada sailkatzaile hau, aztertutako guztien artean ehunekoetan aurpegi detekzio gehien egiten dituen da. Zehazki, CMUren lehenengo multzoko azpi-multzo guztietan eta Vicomtechen garaturiko datu basearen irudietarako aurpegi detekzio kantitate gehien lortzen dituen sailkatzailea da. %69,21a eta %67,55a hurrenez hurren. CMUren bigarren multzoko irudientzako, hau da profilez dauden aurpegiak detektatzeko prestatutako irudi multzoentzako, emaitza apalagoak eskuratzen ditu, %37,35a. Baina profiletarako prestatuak daudenekin alderatuz ezberdintasun txikiarekin.

Positibo faltsuei dagokionean, nahiko ehuneko baxuak aurkezten ditu, %6,02 CMUren irudientzako lehen multzorako, %7,42a bigarren multzorako eta %6,53a Vicomtechekeo irudi laginaren kasuarentzako.

haarcascade_frontalface_alt_tree.xml

Bigarren kaskada sailkatzaile honek detektatutako aurpegi kopuru apalagoa aurkezten du, baina aipatzekoa da ere bai, positibo faltsuen ehuneko modu esanguratsuan murrizten duela.

Lortutako emaitzen adibide bezala, CMUren irudientzako lehen multzorako %61,17ko detekzio egokiak eta soilik %1,47ko huts egitea lortuta.

haarcascade_upperbody.xml

Gizakiaren gorputzaren goiko partea aurkitzeko detektorea aztertzearen arrazoa, gerora aurpegia detektatzen laguntzeko lagungarri suerta daitekeenaren ideia da. Aldiz, kasu honetan behintzat, lortutako emaitzak ideia horrekin aurrera ez jarraitzeko modukoak dira. Izan ere ia kasu guztietan positibo faltsuen ehunekoa ongi detektatutakoena baino handiagoa da. Horrela, positibo faltsuak %19 ingurukoak diren bitartean, egoki aurkitutakoak %15aren inguruan baino ez dira kokatzen.

3.2.2.2 Profilezko aurpegiak detektatzeko sailkatzaileak

Kasu honetan sailkatzaile bakarra aztertuko da, baina lehenengo frogetan ikusi ahal izan zenez, alde bateko profilak aurkitzeko erraztasun handiagoa aurkezten duen sailkatzaile kaskada da. Horregatik irudia normal hartuta eta buelta emanda aztertu egin da sailkatzailea. 3.3 irudian sailkatzaile honek lortutako detekzio emaitzak aurkezten dira bi irudirentzako, bakoitzarentzako irudia normal edukita eta buelta emanda.



3.3 Irudia: Jatorrizko irudiaren detekzioa profilen sailkatzailearekin ezkerrean eta irudia buelta emanda lortutako emaitzak eskuinekoan

haarcascade_profileface.xml

Espero bezala, CMUk profiletarako prestatuak dituen irudi multzorako emaitza esanguratsuagoak eskuratu ahal izan dira. Positiboki aurkitutako aurpegien %42 eta %45eko kasuak lortuta. Eta aldiz positibo faltsuak %4 eta %6 artean aurkitzen dira. Gainera, bi prozesuetan gaizki aurkitutakoak asko murrizten dira, %1,2ra jaitsiz.

Aipatzekoa da nahiko emaitza antzekoak lortu direla ehunekoei dagokionean irudia normal zein biratutako kasuetan, baina aldiz bai batean zein bestean aurpegi asko berdinak izanagatik ere, asko direla bakarrik kasu batean aurkitzen dituen aurpegiak.

Beste alde batetik, aipatzekoa ere bada aurpegi detektore honen bidez aurkitutako aurpegien %67a (CMUren lehen multzoko irudien kasurako), aurrez-aurre aurpegiak detektatzeko sailkatzaileekin aurkitzen direla ere bai.

3.2.2.3 Begiak detektatzeko sailkatzaileak

Lehen esan bezala, begiak detektatzeko hiru kaskada sailkatzaile ezberdin dira aztertutakoak.

[haarcascade_eye_tree_eyeglasses.xml](#)

Lehen aipatu den bezala, lagin moduan erabilitako irudi multzoa, begiak detektatzeko ez dago prestatua, baizik eta aurpegiak detektatzeko. Horregatik, emaitza nahiko apalak lortu direla esan daiteke. Izan ere %4-5 arteko detekzio tasak baino ez dira lortu sailkatzaile honekin. Aipatzekoa bada ere positibo faltsuen ehunekoa oso baxua dela, %0,4tik beherakoa izanik. Gainera, aipagarria da aurkitzen dituen begi gehien kasuan aurpegiarik ez dutela detektatzen aurretik aztertutako sailkatzaileek.

[haarcascade_mcs_eyepair_big.xml](#)

Aurreko sailkatzailearen nahiko emaitza antzekoak lortu ziren. Oso positibo faltsu gutxiarekin eta detekzio egoki baxuekin ere bai. Nahiz eta aurreko kasuan baino positibo faltsu gehiago aurkezten dituen, %0,7 ingurukoa izanik.

[haarcascade_mcs_eyepair_small.xml](#)

Aurreko biak baino emaitza altuagoak lortu ziren sailkatzaile honekin. Bai egoki detektatutakoei dagokionean baina baita positibo faltsuei dagokionean ere.

3.2.3 Sistemarentzako kaskada sailkatzaileen aukeraketa

Behin sailkatzaileak aztertuta eta bakoitzaren datuak izanda, kontutan izanda master tesi honen aurpegi detektorearen helburua ahalik eta aurpegi gehien detektatzea eta positibo faltsuak ahalik eta gehien murrizten saiatzea dela, konputazio denborari hasiera batean behintzat garrantzia handiegirik eman gabe, sailkatzaile ezberdinak erabiltzearen ideia hartu zen. Zehazki 4 dira erabiliko diren kaskada sailkatzaileak:

- Aurrez-aurre aurpegia detektatzeko 2 (haarcascade_frontalface_alt2 eta haarcascade_frontalface_alt_tree), zeinak datu hoberenak dituzten aurkitutako aurpegi eta positibo faltsuen arteko orekari dagokionean. Gainera, lehen esan den bezala lehenengoak aurpegi gehien aurkitzek dituen sailkatzailea da eta bigarrenaren kasuan positibo faltsuen ehunekoa oso baxua da. Aipatzekoa ere bada bi sailkatzaileek aurpegiaren hersketa egin dezaketen elementuetatik haratago, hala nola betaurrekoak, bizarra..... aurpegia aurkitzeko gai direla, 3.4 eta 3.5 irudietan ikus daitekeen moduan.
- Profilezko aurpegiak detektatzeko sailkatzailea (haarcascade_profileface), zeinak aurreko sailkatzaileekin detektatzeko aukerarik ez dagoen profilez dauden aurpegiak detektatzeko aukera ematen duen erabiliko da. Aipatzekoa ere bada positibo faltsuen ehunekoa nahiko baxua duela. Aurrekoak bezala hersketa gainditzeko gai dira.
- Begiak detektatzeko sailkatzaile bat (haarcascade_eye_tree_eyeglasses). Hiruek nahiko emaitza antzekoak eman bazituzten ere, positibo faltsuei dagokionean

ehuneko baxuena aurkeztutakoa aukeratzea erabaki zen. Izan ere detekzio asko egiteko aukera ematen ez duten arren, aurreko sailkatzaileekin detektatuta gabeko zenbait kasu detektatzeko aukera eskaintzen du, eta positibo faltsu gutxi detektatzeko tasak izanda, ia nabari ezina litzateke.



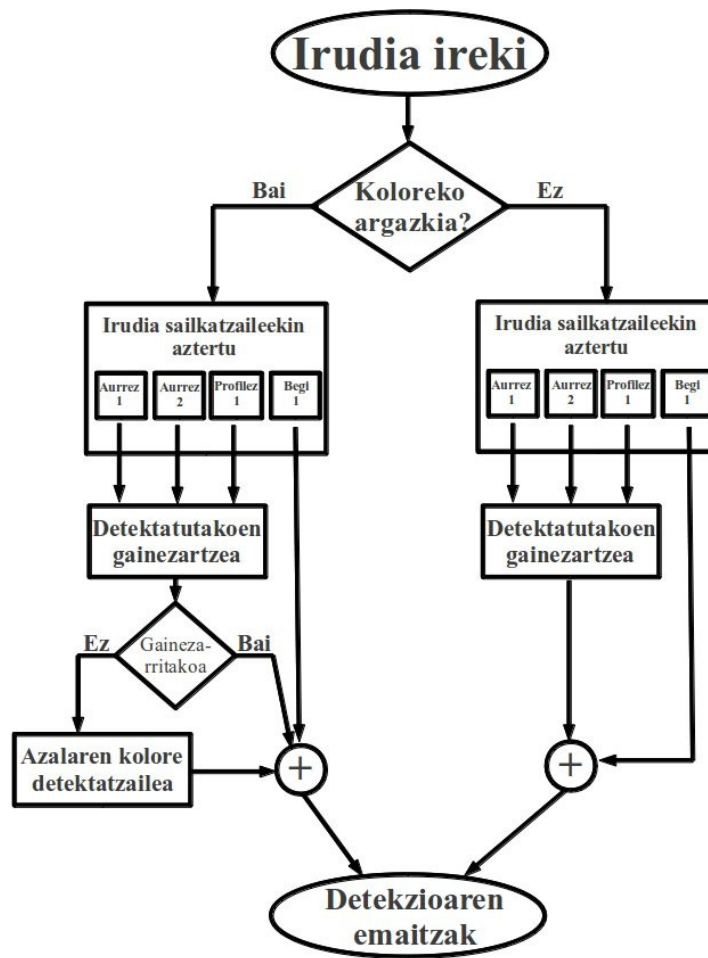
3.4 Irudia: Bizarra eta bibotea duten aurpegiaren detekzioa



3.5 Irudia: Betaurrekoak dituen aurpegiaren detekzioa

3.2.4 Aurpegi detektorearen algoritmoaren egituraketa

Atal honetan garaturiko aurpegi detektorearen egituraren azalpena egingo da. 3.6 irudian egituraketa honen azalpenarako bloke-diagrama aurkezten da.



3.6 Irudia: Aurpegi detektorearen egituraketa azaltzeko bloke-diagrama

Diagraman ikus daitekeen moduan, lehenengo urratsa irudia irekitzea da. Irekiera prozesu honetan sarrerako fitxategia argazki bat den edo bestelako fitxategi mota den aztertuko da, soilik argazkiekin lan egingo da-eta. Prozesu hau egiteko “*libmagic*” liburutegiaren erabilera egingo da.

Behin fitxategia argazki bat dela ikusi, irudia ireki egingo da OpenCVk irudiak kargatzeko duen funtzioaren bitartez. Ondoren irudia gris-eskalakoa den edo aldiz koloretako irudia den aztertuko da. Izan ere irudiaren aurpegi detekzioan pauso bat gehiago gehitzen zaio koloretako irudiei, zehazki azalaren aurkitzearen prozesua, zeina aurpegi detekzio sistema askok erabiltzen duten [41].

Hurrengo pausoa irudia aukeratutako 4 kaskada sailkatzaileekin eskaneatzea izango da. Prozesu hau OpenCVn ariak sortuz egingo da paraleloan egin daitezten. Lau kaskada sailkatzaile badira ere, lehen azaldu den moduan, profilezko kaskada sailkatzailea bitan erabiliko da, lehenengo kasuan irudia datorren moduan hartuta, eta gero buelta emanda. Beraz, 5 dira egin beharreko prozesuak. Pauso honetan sailkatzaile bakoitzak “*cvHaarDetectObjects*” funtzioaren erabileraren bitartez detektatutako aurpegi bakoitzarentzako sortuko den laukizuzenaren posizioaren informazio eskalarra (laukizuzenaren goiko-ezkerreko ertzaren x eta y posizioak, zabalera eta altuera) bektore banatan gordeko da.

Sailkatzaile guztiek eskaneatzea bukatzerakoan, eta beraz detektatutako aurpegi guztien informazioa izanda, aurrez-aurreko bi sailkatzaileen eta profilezko sailkatzaileak bere bi prozesuetan lortutako detekzioak aztertuko dira. Zehazki gainezartze azterketa bat egingo da. Zeinaren helburua, gutxienez bitan detektatutako aurpegiak zeintzuk diren zehaztea den. Horrela sailkatzaile ezberdinen bidez detektatutako aurpegiak bakarrik aintzat hartuko dira. Pauso honen helburua positibo faltsuak murriztea da, izan ere hori da proiektu honetarako sortutako aurpegi detektorearen lehentasuna. Gainera, sailkatzaile bakoitzaren azterketa egiterakoan ikusi ahal izan zen, aurkitzen ziren aurpegi gehienak gutxienez bi sailkatzaile ezberdinek detektatuak zirela. Eta nahiz-eta argi eduki honek detekzio tasak murriztuko dituela, prozesua horrela egitea lehenetsi egin da, esan bezala positibo faltsuak murrizteko.

Aurreko prozesutik aukeratutako detekzioak begien detekziorako sailkatzaileak lortutako detekzio guztiekin batuko dira. Begiaren detekziorako sailkatzailearen kasuan gainezartze prozesutik at geratzea eta hortaz detekzio guztiak hartzearen arrazoa sailkatzaileen azterketaren emaitzak dira. Izan ere lehen aipatu bezala, sailkatzaile honek ia ia ez du positibo faltsurik, eta beraz bukaerako emaitzarentzako ez da oso esanguratsua suertatuko. Eta aldiz positiboki lortutako detekzioak gehituko dira, lehen esan den moduan, aurkitzen dituen aurpegi gehienak beste sailkatzaileek topatzen ez dituzte-eta, adibide bat 3.7 irudian ikus daiteke zeinean bi aurpegiak aurkitzen dira horietako bat begiaren sailkatzaileari esker aurkitzen delako. Gris-eskalako irudien aurpegi detekzioa azken pauso honekin amaitua litzateke.

Koloretako argazkiei dagokionean berriz, prozesuaren azken pausoa geratuko zaio. Prozesuaren zati honetan gainezartze pausotik eskuratutako positibo faltsuen detekzio zonaldeak, giza azalaren detektore batetik pasako dira. Horrela, azala bezala detektatuko ez direnak baztertu egingo dira, eta besteak, hau da positiboki aztertuko

direnak, aurreko pausoen aukeratutako detekzio guztiei batuko zaie. Horrela detekzio sistema amaituz.



3.7 Irudia: Irudiko bi aurpegiak detektatuta, ezkerrekoa begiaren sailkatzaileak detektatua

3.2.4.1 Giza azalaren detektorea

Giza azalaren detektorea, Oliveira eta Concik [42] egindako lanean oinarritua dago. Horrela, detektatutako zonaldearen pixel bakoitza aztertuko da, bere ñabardura, saturazioa, eta distira aztertuz. Horretarako, lehen pausoa RGB kolore ereduan dagoen pixela HSV (HSB bezala ere ezaguna) kolore-eredura pasatzea da. Aldaketa honen arrazoia, Albiol, Torres eta Delpik [43] aztertu bezala, HSV kolore-eredua gizakiok dugun kolorearen pertzepzioaz hurbilagoa izatean datza. Kolore-eredu aldaketa hau egiteko hurrengo pausoak eman behar dira:

MAX (R, G, B) osagaien balorerik handiena izanda, eta MIN osagai berberen txikiena;

$$H = \begin{cases} \text{Definitu gabea} & \text{Baldin eta } MAX = MIN \\ 60^\circ \times \frac{G-B}{MAX-MIN} + 0^\circ, & \text{Baldin eta } MAX = R \\ & \text{eta } G \geq B \\ 60^\circ \times \frac{G-B}{MAX-MIN} + 360^\circ, & \text{Baldin eta } MAX = R \\ & \text{eta } G < B \\ 60^\circ \times \frac{B-R}{MAX-MIN} + 120^\circ, & \text{Baldin eta } MAX = G \\ 60^\circ \times \frac{R-G}{MAX-MIN} + 240^\circ, & \text{Baldin eta } MAX = B \end{cases}$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{Baldin eta } MAX = 0 \\ 1 - \frac{MIN}{MAX}, & \text{Beste kasuetan} \end{cases}$$

$$V = MAX$$

Behin pixela HSV kolore-ereduan egon, ñabardura eta saturazioaren balioak aztertuko dira. Horrela, Phung, Bouzerdoum eta Chairren [44] lanean oinarrituta, ñabarduraren

kasuan 0 eta 50 arteko baloreetan aurkitzea eta saturazioa 0,23 eta 0,68 artean aurkitzea da baldintza pixela azalaren parte bezala onartzeko. Prozesu honen adibidea 3.8 irudian ikus daiteke.



3.8 Irudia: Ezkerrean irudi originala, erdian irudia HSV kolore-ereduan eta ezkerrean azalaren pixel bezala onartutakoak zuriz eta beste guztia beltzez (255-0) agertzen dira

Aurpegia izan daitekeenaren zonaldeko pixel guztiak aztertuta, zonaldearen pixel guztien %60a baino gehiago azalaren parte bezala onartuak izatekotan, zonaldea aurpegi bezala kontsideratua izango da, eta beraz lehengo zerrendari batuko zaio. Atalase moduan %60a jartzea, aurreko erabakietan bezala, positibo faltsuak murriztearen ideiarekin egina dago.

4. Sistemaren balidazioa eta emaitzak

Atal honetan garaturiko aurpegi detektorearen balidazioa egitetik lortutako emaitzak aurkezten dira.

Azterketa hau egiteko, memoriaren 3. atalean azalduko deskribatzaileen azterketa egiteko erabilitako irudi lagin multzo berberak erabiliko dira. Hau da, CMUren datu-baseetako bi irudi multzo ezberdinak, eta Vicomtechen garatutako datu basea. Lortutako emaitzak hiru multzotan banatuko dira, aipatutako irudi multzo bakoitzarentzako atal bana aurkeztuz.

4.1 CMUren lehenengo multzoko irudiak

Irudi multzo hau lehen azaldu den moduan 4 azpi-multzoz osatutako irudi multzoa da. Gris-eskalako 180 argazkiz osatuta dago, eta bertan argiztapen, tamaina, eskala... ezberdinetako irudiak, posizio ezberdinean agertzen diren pertsonak osatutako irudiak eta biratuta agertzen diren irudiak daude. 4.1 taulan lortutako emaitzak ikusi ahal dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Test	42	176	167	2	94,88	1,13
Testlow	23	146	142	1	97,26	0,68
Newest	65	188	174	4	92,55	2,12
Rotated	50	237	58	1	24,47	0,42

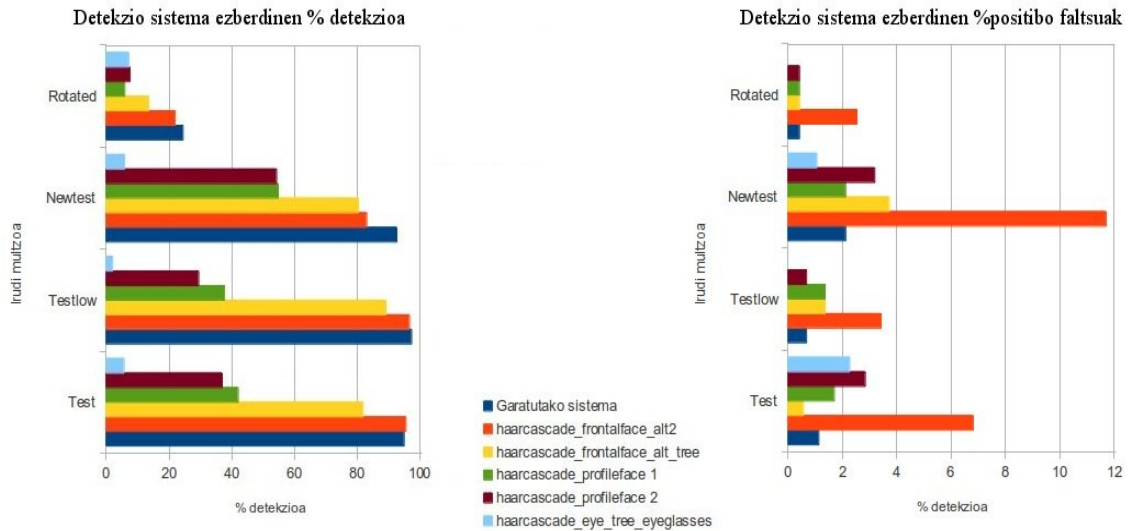
4.1 Taula: Garatutako aurpegi detektorearen emaitzak lehenengo irudi multzorako

Ikus daitekeen moduan detekzio emaitza onak lortzen dira. Rotated kasuko irudiak salbu, beste guztientzako %92tik gorako detekzio tasak aurkezten ditu, eta aldiz %2 eta %0,6 arteko positibo faltsuen tasa bakarrik. Irudi batean lortutako detekzio emaitzak 4.1 irudian ikus daitezke, non ikus daitekeen moduan detekzio-tasa altuak eta positibo faltsu gutxi aurkezten dituen sistema da, kalitate eskaseko irudientzako bada ere. Rotated azpi-multzoko irudiei dagokionean, memoriaren 3. atalean azaldu bezala irudi bakar batek aurpegiaren erdiak baino gehiago izanagatik sailkatzaile bakar batek ez du ezer detektatzen, eta beraz horrek datuak baldintzatzen ditu.



4.1 Irudia: Testlow multzoko irudi baten aurpegi detekzioa

Detekzio sistema egiteko erabilitako sailkatzaileekin lortutako emaitzekin alderatuz gero, ikusten da emaitzak modu esanguratsuan hobetu direla. Egoki detektatutako aurpegiaren ehunekoari dagokionean, azpi-multzo guztientzako sailkatzaile hoberenaren (“haarcascade_frontalface_alt2”) emaitzak berdindu edo hobetzen dira, beste sailkatzaile guztiak asko hobetzen direlarik. Eta positibo faltsuei dagokionean emaitza egokienak erakusten dutenen pareko emaitzak eskuratzen dituen bitartean, detekzio gehien dituen sailkatzailearekin alderatuz asko hobetzen dira emaitzak. Beraz positibo faltsuen eta ongi detektatutakoaren ehunekoen arteko ezberdintasuna edo tartea, handitzen da. Datuen alderaketa 4.1 eta 4.2 grafikoen ikus daiteke.



4.1 eta 4.2 Grafikak: Aurpegia detektatzeko garatutako sistema eta sailkatzaileen arteko % detekzioen alderaketa ezkerrean eta positibo faltsuen % alderaketa eskuinean

4.2 CMUren bigarren multzoko irudiak, profileko irudiak

Bigarren multzoko irudiak, lehen azaldu bezala, profilez dauden pertsonen aurpegiaren detekzioa egiteko prestaturik daude. Aurreko multzoko irudiekin bezala, argiztapen, tamaina, eskala... ezberdinetako irudiak, posizio ezberdinean agertzen diren pertsonen osatutako irudiak eta biratuta agertzen diren irudiak daude. Bigarren multzoko irudietarako lortutako emaitzak 4.2 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Profile	207	431	216	9	50,11	2,08

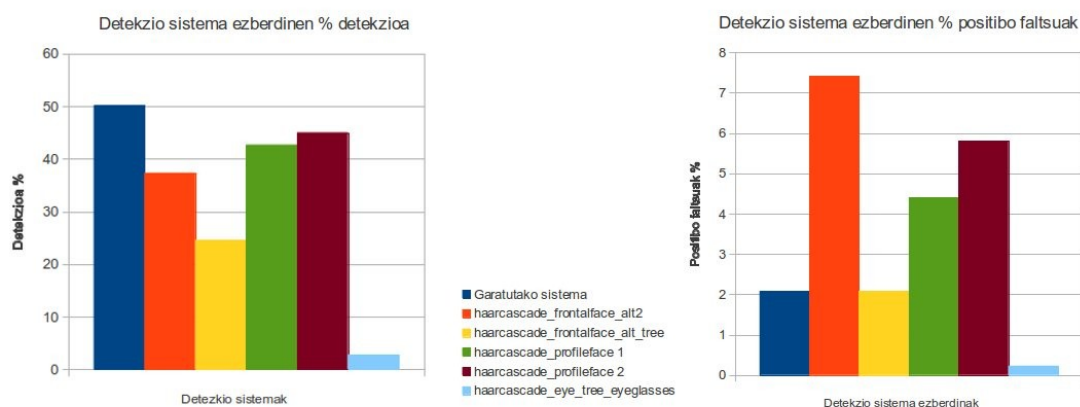
4.2 Taula: Garatutako aurpegi detektorearen emaitzak bigarren irudi multzorako

Ikus daitekeen moduan, aurreko multzoko irudientzako baino emaitza apalagoak eskuratzen dira detekzio kantitateari dagokionean. Izan ere, profilezko sailkatzaileen detekzio tasak aurrez-aurrekoak baino baxuagoak dira. Positibo faltsuen kasuan aldiz, aurreko multzoko irudien antzeko balioak eskuratzen dira, %2koa izanik. Berrito ere emaitza oso baxua lortuz. 4.2 irudian garatutako sistemarekin CMUren multzo honetako irudi batekin lortutako detekzio emaitzak ikusten ahal dira, non profilez dauden bi pertsona agertzen diren, bakoitzaren aurpegia alde baterantz kokatua egonik.



4.2 Irudia: Profile multzoko irudi baten aurpegi detekzioa

Detekzio sistema egiteko erabilitako sailkatzaileekin lortutako emaitzekin alderatuz gero, ikusten da emaitzak modu esanguratsuan hobetu direla. Egoki detektatutako aurpegien ehunekoari dagokionean, emaitza hoberenak aurkezten dituen sailkatzailearen (“*haarcascade_profileface2*”) emaitzak hobetzen dira, %5eko hobekuntzarekin, eta beste sailkatzaileekin oraindik eta esanguratsuagoak dira emaitzak. Eta positibo faltsuei dagokionean emaitza egokienak erakusten dutenen pareko emaitzak eskuratzen dituen bitartean, detekzio gehien dituen sailkatzailearekin alderatuz asko hobetzen dira emaitzak. Beraz positibo faltsuen eta ongi detektatutako ehuneko arteko ezberdintasuna edo tartea, handitzen da. Datuen alderaketa 4.3 eta 4.4 grafikoetan ikus daiteke.



4.3 eta 4.4 Grafikoak: Aurpegi detektatzeko garatutako sistema eta sailkatzaileen arteko % detekzioen alderaketa ezkerrean eta positibo faltsuen % alderaketa eskuinean

4.3 Vicomtech-IK4n garaturiko irudi multzoa

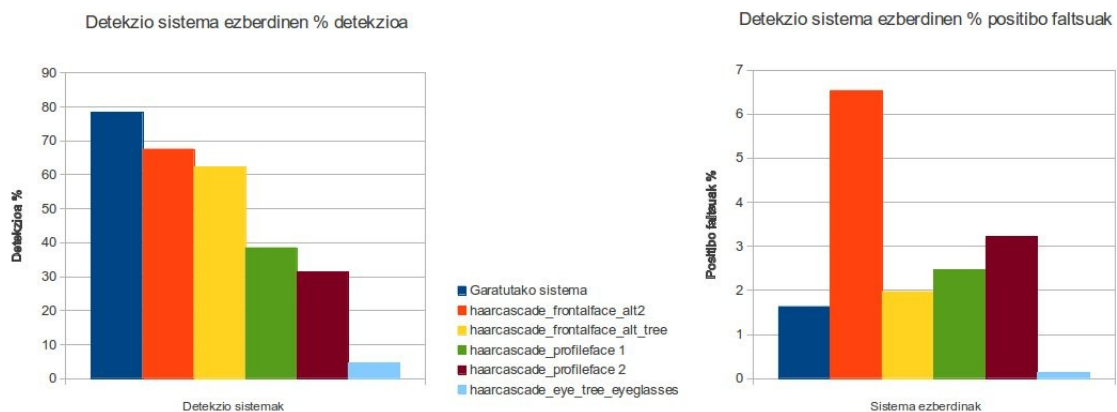
Vicomtechen garaturiko irudi multzoa, lehen azaldu bezala, 5000 irudiz osatuta dago. Horietatik 3000 koloreko argazkiak izanik eta beste 2000 irudiak gris-eskalakoak. Aurreko multzoko irudiekin bezala, argiztapen, tamaina, eskala.... ezberdinetako irudiak, posizio ezberdinean agertzen diren pertsonen osatutako irudiak, paisaia baino ez duten irudiak... osatzen dute. Vicomtech-n garaturiko datu basearekin lortutako emaitzak 4.3 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Vicomtech	5000	7832	6141	127	78,41	1,63

4.3 Taula: Garatutako aurpegi detektorearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako

Ikus daitekeen moduan, aurreko multzoko irudientzako baino emaitza hobekak eskuratzen dira detekzio kantitateari dagokionean, eta baita positibo faltsuen tasari dagokionean. Izan ere, profilezko sailkatzaileen detekzio tasak aurrez-aurrekoak baino baxuagoak dira. Positibo faltsuen kasuan aldiz, aurreko multzoko irudien antzeko balioak eskuratzen dira, %2koa izanik. Berrito ere emaitza oso baxua lortuz.

Detekzio sistema egiteko erabilitako sailkatzaileekin lortutako emaitzekin alderatuz gero, ikusten da emaitzak modu esanguratsuan hobetu direla. Egoki detektatutako aurpegiaren ehunekoari dagokionean, emaitza hoberenak aurkezten dituen sailkatzailearen (“haarcascade_frontalface_alt2”) emaitzak hobetzen dira, %11ko hobekuntzarekin, eta beste sailkatzaileekin oraindik eta esanguratsuagoak dira emaitzak. Eta positibo faltsuei dagokionean emaitza egokienak erakusten dutenen pareko emaitzak eskuratzen dituen bitartean, detekzio gehien dituen sailkatzailearekin alderatuz asko hobetzen dira emaitzak, %5 gutxiago alegia. Beraz positibo faltsuen eta ongi detektatutakoen ehunekoen arteko ezberdintasun edo tartea handitzen da, bien arteko tasa %15ean hobetuz. Datuen alderaketa 4.5 eta 4.6 grafikoetan ikus daiteke.



4.5 eta 4.6 Grafikoak: Aurpegia detektatzeko garatutako sistema eta sailkatzaileen arteko % detekzioen alderaketa ezkerrean eta positibo faltsuen % alderaketa eskuinean

Beste alde batetik, aipatu den bezala, aurpegia detektatzeko sistema gris-eskalako eta koloreko argazkiak artatzerako moduan ezberdintzen ditu. Horregatik, irudi multzo hau gris-eskalako eta koloreko irudiez osatuta dagoenez, bi eredu hauen arteko detekzio eta positibo faltsuen ehunekoak alderatuko dira. Sistemak dituen bi modalitateen arteko ezberdintasuna alderatu ahal izateko. Lortutako emaitzak 4.4 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Gris-eskala	2000	2920	2147	45	73,52	1,54
Kolorekoak	3000	4912	3994	82	81,31	1,66

4.4 Taula: Garatutako aurpegi detektorearen emaitzak gris-eskala eta koloreko argazkientzako

Ikus daiteken moduan, positibo faltsuei dagokionean apenas aldaketarik dagoen bitartean, detektatutako ehunekoari dagokionean ia %8ko alde dago. Koloreko irudientzako aurpegi detekzio tasa altuagoa eta positibo faltsu kantitate handiagoa izanik. 4.3 irudian adibide bat aurkezten da, non ikusi daitekeen moduan koloreko irudientzako detekzio-tasa altuagoak ematen diren, esan den bezala fase bat gehiagoz osatutako sistema da-eta (azalaren detekzioaren fasea alegia).



4.3 Irudia: Gris-eskalan dagoen irudiaren aurpegi detekzioa ezkerrean eta koloreko irudiaren aurpegi detekzioa eskuinean

4.3.1 Azalaren detektorearen azterketa

Azalaren detektorearen eragina aztertzeko, Vicomtecheko irudi multzoaren koloreko argazkien detekzio eta positibo faltsuen ehunekoak alderatu dira, sistema azalaren detektorearekin lan egiten eta azalaren detektorerik gabe.

Vicomtecheko irudiak soilik erabili dira azterketa hau egiteko, koloreko irudiak erabiliz bakarrik (3000 irudi), koloreko irudiak dituen erabilitako lagin multzo bakarra delako. Eta beraz azalaren detektorea erabilgarria den irudi multzo bakarrarentzako da. Lortutako emaitzak 4.5 taulan aurkezten dira.

Sistema mota	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Azal detektorea gabe	4912	3670	75	74,71	1,52
Azal detektorearekin	4912	3994	82	81,31	1,66

4.5 Taula: Garatutako aurpegi detektorearen emaitzak gris-eskala eta koloreko argazkientzako

Ikus daitekeen moduan, sistemari azalaren detektorea gehitzeak positiboki detektatutakoen ehunekoa nabarmenki hobetzen duen bitartean, 6,6a igoaz ehunekoa, positibo faltsuetan apenas dago aldaketarik, zehazki 0,14koa. 4.4 irudian azalaren detekzioa erabiltzearen sortutako positibo faltsu baten adibidea ikus daiteke.



4.4 Irudia: Azalaren detekzioak sortutako positibo faltsua

5. Ondorioak eta etorkizunerako lan-lerroak

Atal honetan master tesi honetarako garatutako aurpegi detektore sistemaren azterketatik ateratako ondorio nagusiak eta etorkizunerako lan-lerro nagusiak izan daitezkeenak aurkezten dira.

Proiektu honetan aurpegi detekzioaren teknologiaren gaur egungo egoeraren eta sistema ezberdinen azterketa batetik abiatuta, plataforma anitzeko balio duen aurpegiaren detekzio sistema garatu egin da, zeinak detekzio emaitza onak eta positibo faltsu tasa oso baxuak aurkezten dituen. Garatutako sistema irudi lagin multzo ezberdinekin balidatua eta aztertua izan da. Bukatzeko, aipatzekoa da sistema hau, etorkizuneko beste proiektu batzuetako aplikazio eta zereginetarako erabilgarria izango dela. Beraz, helburuei dagokionean, bete egin direla esan daiteke.

OpenCVk bere baitan dituen kaskada sailkatzaile ezberdin batzuen azterketa egitetik, zeinak Viola eta Jonesen algoritmoaren arabera eta Lienharten ezaugarriak erabilita eginak dauden, detekzio emaitza onak ematen dituzten sailkatzaileak direla ikusi ahal izan da. Bai positiboki detektaturiko ehunekoei dagokionean, bai positibo faltsuen ehunekoei dagokionean eta baita detekziorako erabilitako denborari dagokionean ere. Izan ere detekzio denbora murrizta erabiliz detekzio tasa altuak aurkezten dituen sistema da-eta. Ondorioz, Viola eta Jonesek aurkeztutako metodoaren balioa, hau da, entrenamendu bidez sortutako ezaugarri ezberdinez osatutako kaskada sailkatzaileen metodoaren balioa ondorioztatu egin da.

Sailkatzaileei propioki dagokionean, detekzioa aurrez-aurre egiteko prestatuak daudenak detekzio maila altuagoak dituztela ikusi ahal izan da. Bestalde, sailkatzaileak profilez dauden aurpegiak detektatzeko zailtasun gehiago edo erabilgarritasun eskasagoa aurkezten dutela ikusi ahal izan da. Bai batzuk zein besteek hersketa ekiditeko gai direla ikusi ahal izan da, eta aldiz biratutako irudien detekzioan errendimendu eskasagoa dutela. Begietako sailkatzaileek, erabilitako irudi lagin multzorako detekzio gutxi aurkezten dituzte, baina aldiz beste sailkatzaile guztiekin alderatuta oso positibo faltsu gutxi detektatzen dituzte. Sailkatzaileekin bukatzeko, giza gorputzaren goiko partetik abiatuta aurpegiak aurkitzeko zailtasuna ikusi ahal izan da.

Garatutako aurpegi detekziorako sistemaren balidazio eta azterketari dagokionean, lortutako emaitzek detekzio sistema sendoa dela erakusten dute. Positiboki detektatutako aurpegiaren ehunekoa, profilezko irudientzako lagin multzoa salbu, 77tik gorakoa da. %97ko detekzio tasak edukiz zenbait irudi multzorako. Positibo faltsuen emaitzak berriz erakusten dute apenas akatsik ez duen detekzio sistema dela, %2tik beherako positibo faltsuen tasa duelarik. Detekzio sistema honetarako erabilitako sailkatzaileak bezala, aurrez-aurreko aurpegiak detektatzeko profilekoak detektatzeko baino tasa handiagoak ditu. Izan ere profileko aurpegi osatutako irudien detekzio-tasa %50 inguruan kokatzen da. Aipagarria ere bada sistema koloreko irudientzako gris-eskalako irudientzako baino emaitza hobek lortzen dituela, hein handi batean koloreko irudientzako dagoen azalaren detektorearen eraginez.

Koloreko irudientzako azken urratsa den azalaren detektorearen emaitzak sendotasuna ematen diote sistemari. Izan ere azalaren detektorea erabiltzeak, detekzio tasak %7an

handitzen dituen bitartean positibo faltsuen tasa ia ez da aldatzen, eta honek erakusten du giza azala irudietan detektatzeko erabilitako metodoaren balioa.

Etorkizunerako lan lerroei dagokionean, lehen urratsa sistema osatzeko erabiltzen dituen 4 sailkatzaileen ekarpena banan banan aztertzea da, detekzio-tasan duten eragin zuzena aztertzeko. Bereziki begien detekziorako sailkatzailearen kasuan, detekzio-tasa baxuak aurkezten baititu.

Hori eginda, nahiz eta hasiera batean proiektuaren helburuen artean ez egon, detekziorako erabilitako denbora murrizteko neurriak aztertu egin beharko dira. Besteak beste kaskada sailkatzaile bakoitzaren osaketa aztertu beharko da, posible diren azterketa faseak murriztearen ideiarekin, bai eta sistema osatzen duten fase guztien analisia egiten. Horrela detekzio-tasak ahalik eta gehien mantenduz analisi denbora murriztuz. Hau da, eraginkortasuna mantenduz efizientzia irabazteko asmoz sistemaren azterketa egitea.

Bukatzeko, baino ez horregatik garrantzia gutxiagoko pausoa, hasieratik esan den bezala sistema hau gerora beste proiektuetako aplikazio eta prozesuetarako prestatua da, beraz, bestelako sistemetan ezarri beharko da sistemaren erabilgarritasuna balidatu eta aztertu ahal izateko.

6. Bibliografia

- [1] H. Ekenel and B.Sankur, "Feature selection in the independent component subspace for face recognition", *Pattern Recognition Letters*, vol. 25, no. 12, pp. 1377-1388, 2004.
- [2] W. Schwartz, R. Gopalan, R. Chellappa, and L.S. Davis, "Robust Human Detection under Occlusion by Integrating Face and Person Detectors", *International Conference on Biometrics (ICB) 2009*.
- [3] B. Chen, J. Shen, H. Sun. "A fast face recognition system on mobile phone". *International Conference on Systems and Informatics (ICSAI)*, pp 1783-1786, 2012.
- [4] B. Ramamurthy, B. Lewis, and A.T. Duchowski. "Eye Tracking to Enhance Facial Recognition Algorithms". *30th ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2012.
- [5] M. Cerf, J. Harel, W. Einhauser, and C. Koch. "Predicting human gaze using low-level saliency combined with face detection". In J. C. Platt, D. Koller, Y. Singer, and S. T. Roweis, editors, *NIPS*. MIT Press, 2007.
- [6] D.N. Chandrappa, G. Akshay and M. Ravishankar. "Face Detection Using a Boosted Cascade of Features Using OpenCV", *Communications in Computer and Information Science*, Volume 292, Part 3, pp. 399-404, 2012.
- [7] P. Viola, M. Jones, "Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features", *IEEE Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 511-518, 2001.
- [8] A. Majumder, L. Behera, and V.K. Subramanian. "Automatic and Robust Detection of Facial Features in Frontal Face Images". *13th International Conference on Computer Modelling and Simulation (UKSim)*, pp 331-336, 2011.
- [9] C. Lakshmi Deepika, M. Alagappan, A. Kandaswamy, H. Wassim Ferose and R. Arun. "Automatic, Robust Face Detection and Recognition System for Surveillance and Security Using LabVIEW (sCUBE)", *Communications in Computer and Information Science*, Volume 205, Part 1, pp 146-155, 2011.
- [10] C. Zhang and Z. Zhang. "A Survey of Recent Advances in Face Detection", *Technical Report MSR-TR-2010-66 Microsoft Research Microsoft Corporation*, 2010.
- [11] D. de Ridder, O. Kouropteva, and O. Okun, "Supervised locally linear embedding", in *Proc. Joint Int. Conf. ICANN/ICONIP*, vol. 2714, pp. 333-341, 2003.
- [12] D. J. Beymer, "Face recognition under varying pose", in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 756-761, 1994.
- [13] R. Brunelli and T. Poggio, "Face recognition: Features versus templates", *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 10, pp. 1042-1052, 1993.
- [14] A. Samal and P. A. Iyengar, "Automatic recognition and analysis of human faces and facial expressions: A survey", *Pattern Recognition*, vol. 25, no. 1, pp. 65-77, 1992.
- [15] M.-H. Yang, D. Kriegman, and N. Ahuja. Detecting faces in images: A survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(1):34–58, January 2002.
- [16] G. Yang, T.S. Huang, "Human Face Detection in a Complex Background" *Pattern Recognition*, pp. 53-63, Vol. 27, 1994.
- [17] M.-H. Yang, N. Ahuja, "Detecting Faces in Images: A Survey", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, 2002.
- [18] J. Ohya, R. Nakatsu, J. Tang, S. Kawato, "Locating human faces in a complex background including non-face skin colors", *International Conference on Imaging Science, Systems, and Technology*, Vol. 12, 2000.
- [19] P. Peer, F. Solina, "An Automatic Human Face Detection Method", *Proceedings of Computer Vision Winter Workshop*, Ed. N. Brändle, pp. 122-130, 1999.
- [20] R. Lienhart, J. Maydt, "An Extended Set of Haar-Like Features for Rapid Object Detection", *IEEE ICIP*, pp. 900-903, 2002.
- [21] Y. Freund, R. Schapire, "Experiments with a new boosting algorithm" *International Conference on Machine*

Learning, pp. 148-156, 1996.

[22] C. Garcia, G. Tziritas, "Face Detection Using Quantized Skin Color Regions Merging and Wavelet Packet Analysis", IEEE Transactions on Multimedia, Vol. 1, pp. 264-277, 1999.

[23] B. Menser, F. Muller, "Face detection in color images using principal components analysis", Seventh Int'l Conf. on Image Processing and Its Applications, pp. 620- 624, 1999

[24] E. Saber, A. Murat Tekalp, "Frontal-View Face Detection and Facial Feature Extraction using Color, Shape and Symmetry Based Cost Functions". 1998.

[25] A. L. Yuille, P. W. Hallinan, D. S. Cohen, "Feature extraction from faces using deformable templates", International Journal of Computer Vision, Vol. 8, pp. 99- 111, 1992.

[26] T. V. Pham, M. Worring, A. W. M. Smeulders, "Face detection by aggregated Bayesian network classifiers", Pattern Recognition Letters, Vol. 23, págs. 451-461, 2001.

[27] D. Roth, M.-H. Yang, N. Ahuja. "A SNoW-Based Face Detector", MIT Press, pp. 855-861, 2000.

[28] H. Schneiderman, T. Kanade, "A Statistical Model for 3D Object Detection Applied to Faces and Cars", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 2000.

[29] P. Viola and M. Jones., "Robust real time object detection", In IEEE ICCV Workshop on Statistical and Computational Theories of Vision, Vancouver, 2001.

[30] P. Viola and M. Jones, "Robust Real-Time Face Detection". International Journal of Computer Vision, vol.57, no. 2, pp. 137-154, 2004.

[31] G. Bradski, A. Kaehler, "Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library", Cambridge : O'REILLY, 2008, ISBN 978-0-596-51613-0.

[32] S. Z. Li A. K. Jain, "Handbook of Face Recognition", springer, 2005.

[33] G. P. Martinsanz y G. de la Cruz, "Visión por computadora", segunda edición Alfaomega, 2008.

[34] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, no. 6, pp. 679-698, 1986.

[35] C.P. Papageorgiou, M. Oren, T. Poggio, "A general framework for object detection", International Conference on Computer Vision, 1998.

[36] F. C. Crow, "Summed-area tables for textures mapping", computer Graphics, vol. 18, no. 3, july 1984.

[37] Y. Freund, R. E. Schapire, "A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to Boosting" Computational Learning Theory: Eurocolt 95, ed. Springer- Verlag, pp. 23-37, 1995.

[38] H. A. Rowley, S. Baluja, T. Kanade, "Neural Network-Based Face Detection" IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 20, pp. 23- 38, 1996.

[39] http://www.ri.cmu.edu/research_project_detail.html?project_id=320&menu_id=261.

[40] O. H. Jensen, "Implementing the Viola-Jones Face Detection Algorithm", IMM- M.Sc.-2008-93, Kongens Lyngby 2008.

[41] Ahmed E., Crystal M. and Dunxu H.: "Skin Detection-a short Tutorial", Encyclopedia of Biometrics by Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2009.

[42] Oliveira, V., & Conci, A. "Skin Detection Using HSV Color Space". In H. Pedrini, & J. Marques de Carvalho, Workshops of Sibgrapi 2009 - Posters (pp. 1-2). Rio de Janeiro: SBC.

[43] A. Albiol, L. Torres, and E. J. Delp. "Optimum color spaces for skin detection." In proceedings of the 2001 international conference on image processing, volume 1, vol. 1, pp. 122-124 ,2001.

[44] S. L. Phung, A. Bouzerdoum, D. Chai, "Skin Segmentation Using Color Pixel Classification: Analysis and Comparison", IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 27, no. 1, pp. 148-154, 2005.

I ERANSKINA

Kaskada sailkatzaileen azterketa hau egiteko kaskada sailkatzaile bakoitzarentzako datuak hiru blokeetan banatuko dira, alde batetik CMUren lehenengo azpi-multzoko irudiak erabiliko dira, bigarrenean CMUko bigarren azpi-multzoko irudiak eta bukatzeko Vicomtechen eraturako irudi multzoa erabiliko da.

haarcascade_frontalface_alt2.xml

Lehendabiziko multzoko irudietarako lortutako emaitzak I.1 taulan aurkezten dira. Bertan multzoko irudiak lau taldeetan banatuak daude, datu basean agertzen diren bezala, test, testlow, newtest eta rotated.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Test	42	176	168	12	95,45	6,81
Testlow	23	146	141	5	96,57	3,42
Newest	65	188	156	22	82,97	11,7
Rotated	50	237	52	6	21,94	2,53

I.1 Taula: haarcascade_frontalface_alt2 sailkatzailearen emaitzak Igo irudi multzorako

Bigarren multzoko irudietarako lortutako emaitzak I.2 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Profile	207	431	161	32	37,35	7,42

I.2 Taula: haarcascade_frontalface_alt2 sailkatzailearen emaitzak 2. irudi multzorako

Vicomtech-n garaturiko datu basearekin lortutako emaitzak I.3 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Vicomtech	5000	7832	5291	511	67,55	6,53

I.3 Taula: haarcascade_frontalface_alt2 sailkatzailearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako

haarcascade_frontalface_alt_tree.xml

Lehendabiziko multzoko irudietarako lortutako emaitzak I.4 taulan aurkezten dira. Bertan multzoko irudiak lau taldeetan banatuak daude, datu basean agertzen diren bezala, test, testlow, newtest eta rotated.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Test	42	176	144	1	81,81	0,56
Testlow	23	146	130	2	89,04	1,36
Newest	65	188	151	7	80,31	3,72
Rotated	50	237	32	1	13,5	0,42

I.4 Taula: haarcascade_frontalface_alt_tree sailkatzailearen emaitzak Igo irudi multzorako

Bigarren multzoko irudietarako lortutako emaitzak I.5 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Profile	207	431	106	9	24,59	2,08

I.5 Taula: haarcascade_frontalface_alt_tree sailkatzailearen emaitzak 2. irudi multzorako

Vicomtech-n garaturiko datu basearekin lortutako emaitzak I.6 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Vicomtech	5000	7832	4886	154	62,38	1,97

I.6 Taula: haarcascade_frontalface_alt_tree sailkatzailearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako

haarcascade_upperbody.xml

Lehendabiziko multzoko irudietarako lortutako emaitzak I.7 taulan aurkezten dira. Bertan multzoko irudiak lau taldeetan banatuak daude, datu basean agertzen diren bezala, test, testlow, newtest eta rotated.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Test	42	176	21	32	11,93	18,18
Testlow	23	146	15	21	10,27	14,38
Newest	65	188	15	59	7,97	31,38
Rotated	50	237	11	19	4,64	8,01

I.7 Taula: haarcascade_upperbody sailkatzailearen emaitzak 1go irudi multzorako

Bigarren multzoko irudietarako lortutako emaitzak I.8 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Profile	207	431	72	64	16,7	14,84

I.8 Taula: haarcascade_upperbody sailkatzailearen emaitzak 2. irudi multzorako

Vicomtech-n garaturiko datu basearekin lortutako emaitzak I.9 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Vicomtech	5000	7832	1113	1506	14,21	19,23

I.9 Taula: haarcascade_upperbody sailkatzailearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako

haarcascade_profileface.xml

Kaskada sailkatzaile honek profilez jarritako aurpegiak detektatzeko prestatua dago. Aurpegia profilez bi zentzutan egon daitekeenez, ikusteko bi posizioetarako funtzionamendu egokia duenez, irudia bi aldiz eskaneatuko da da; lehenengoan irudia datorren moduan eta bigarrean irudia buelta emanda.

Lehendabiziko multzoko irudietarako lortutako emaitzak I.10 taulan aurkezten dira.

Bertan multzoko irudiak lau taldeetan banatuak daude, datu basean agertzen diren bezala, test, testlow, newest eta rotated.

Irudi multzoa	Irudia	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Test	Originala	42	176	74	3	42,04	1,7
	Biratuta			65	5	36,93	2,84
Testlow	Originala	23	146	55	2	37,67	1,36
	Biratuta			43	1	29,45	0,68
Newest	Originala	65	188	103	4	54,78	2,12
	Biratuta			102	6	54,25	3,19
Rotated	Originala	50	237	14	1	5,91	0,42
	Biratuta			18	1	7,59	0,42

I.10 Taula: haarcascade_profileface sailkatzailearen emaitzak 1go irudi multzorako

Bigarren multzoko irudietarako lortutako emaitzak I.11 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudia	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Profile	Originala	207	431	184	19	42,69	4,4
	Biratuta			194	25	45,01	5,8

I.11 Taula: haarcascade_profileface sailkatzailearen emaitzak 2. irudi multzorako

Vicomtech-n garaturiko datu basearekin lortutako emaitzak I.12 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Vicomtech	5000	7832	3015	193	38,50	2,46
			2454	252	31,33	3,22

I.12 Taula: haarcascade_profileface sailkatzailearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako

haarcascade_eye_tree_eyeglasses.xml

Lehendabiziko multzoko irudietarako lortutako emaitzak I.13 taulan aurkezten dira. Bertan multzoko irudiak lau taldeetan banatuak daude.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Test	42	176	10	4	5,68	2,27
Testlow	23	146	3	0	2,05	0
Newest	65	188	11	2	5,85	1,06
Rotated	50	237	17	0	7,17	0

I.13 Taula: haarcascade_eye_tree_eyeglasses sailkatzailearen emaitzak 1go irudi multzorako

Bigarren multzoko irudietarako lortutako emaitzak I.14 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Profile	207	431	12	1	2,78	0,23

I.14 Taula: haarcascade_eye_tree_eyeglasses sailkatzailearen emaitzak 2. irudi multzorako

Vicomtech-n garaturiko datu basearekin lortutako emaitzak I.15 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Vicomtech	5000	7832	358	11	4,57	0,14

I.15 Taula: haarcascade_eye_tree_eyeglasses sailkatzailearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako

haarcascade_mcs_eyepair_big.xml

Lehendabiziko multzoko irudietarako lortutako emaitzak I.16 taulan aurkezten dira. Bertan multzoko irudiak lau taldeetan banatuak daude, datu basean agertzen diren bezala, test, testlow, newtest eta rotated.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Test	42	176	12	4	6,81	2,27
Testlow	23	146	2	1	1,36	0,68
Newest	65	188	17	1	9,04	0,53
Rotated	50	237	5	0	2,1	0

I.16 Taula: haarcascade_mcs_eyepair_big sailkatzailearen emaitzak 1go irudi multzorako

Bigarren multzoko irudietarako lortutako emaitzak I.17 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Profile	207	431	6	2	1,39	0,23

I.17 Taula: haarcascade_mcs_eyepair_big sailkatzailearen emaitzak 2. irudi multzorako

Vicomtech-n garaturiko datu basearekin lortutako emaitzak I.18 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Vicomtech	5000	7832	345	60	4,41	0,77

I.18 Taula: haarcascade_mcs_eyepair_big sailkatzailearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako

haarcascade_mcs_eyepair_small.xml

Lehendabiziko multzoko irudietarako lortutako emaitzak I.19 taulan aurkezten dira. Bertan multzoko irudiak lau taldeetan banatuak daude, datu basean agertzen diren bezala, test, testlow, newtest eta rotated.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Test	42	176	14	2	7,95	1,13
Testlow	23	146	10	3	6,84	2,05
Newest	65	188	13	2	6,91	1,06
Rotated	50	237	4	1	1,68	0,42

I.19 Taula: haarcascade_mcs_eyepair_small sailkatzailearen emaitzak 1go irudi multzorako

Bigarren multzoko irudietarako lortutako emaitzak I.20 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Profile	207	431	6	2	1,39	0,46

I.20 Taula: haarcascade_mcs_eyepair_small sailkatzailearen emaitzak 2. irudi multzorako

Vicomtech-n garaturiko datu basearekin lortutako emaitzak I.21 taulan aurkezten dira.

Irudi multzoa	Irudi kop.	Aurpegi kop.	Aurkituta	Pos. faltsu	Aurkitu %	Pos. faltsu %
Vicomtech	5000	7832	401	84	5,12	1,07

I.21 Taula: haarcascade_mcs_eyepair_small sailkatzailearen emaitzak Vicomtecheko irudi multzorako