

RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE

Oļegs ŅIKIŠINS

**EFEKTĪVI OPTISKO ATTĒLU APSTRĀDES ALGORITMI UN TO
IMPLEMENTĀCIJA MIKROELEKTRONISKĀS SISTĒMĀS
LIETOJUMIEM BIOMETRIJĀ**

Promocijas darba kopsavilkums

Rīga 2013

RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE
Elektronikas un telekomunikāciju fakultāte
Radioelektronikas institūts

Oļegs NIKIŠINS

Doktora studijas programmas “Radioelektronika” students

**EFEKTĪVI OPTISKO ATTĒLU APSTRĀDES ALGORITMI UN TO
IMPLEMENTĀCIJA MIKROELEKTRONISKĀS SISTĒMĀS
LIETOJUMIEM BIOMETRIJĀ**

Promocijas darba kopsavilkums

Zinātniskais vadītājs
Dr.sc.comp., vadošais pētnieks
M. GREITĀNS

Darbs izstrādāts
Elektronikas un datorzinātņu institūtā

Rīga 2013

UDK 004.93(043.2)

Ņi 758 e

Ņikišins O. Efektīvi optisko attēlu apstrādes algoritmi un to implementācija mikroelektroniskās sistēmās lietojumiem biometrijā. Promocijas darba kopsavilkums.-R.:RTU, 2013.-29 lpp.

Iespiests saskaņā ar ETF promocijas padomes „RTU P-08” 2013.gada 27. jūnija lēmumu, protokols Nr. 16.

Šis darbs izstrādāts ar finansiālo atbalstu no sekojošiem projektiem:

- Eiropas Reģionālā attīstības fonda projekts: Multimodālas biometrijas tehnoloģija drošai un ērtai personu autentifikācijai (BiTe).
Projekta Nr. 2010/0285/2DP/2.1.1.1.0/10/APIA/VIAA/098,
- Eiropas Sociālā fonda projekts: Viedo sensoru un tīklotu iegulto sistēmu pētījumu un attīstības centrs, 1.1.1.2. aktivitātes "Cilvēkresursu piesaiste zinātnei" ietvaros,
Nr. 2009/0219/1DP/1.1.1.2.0/09/APIA/VIAA/020,
- Valsts pētījumu programma: Inovatīvo daudzfunkcionālo materiālu, signālapstrādes un informātikas tehnoloģiju izstrāde konkurētspējīgiem zinātņu ietilpīgiem produktiem,
- Valsts pētījumu programma: Informācijas tehnoloģiju zinātniskā bāze,
- Eiropas Sociālā fonda projekts: Atbalsts RTU doktora studiju īstenošanai,
Nr.2004/0002/VPD1/ESF/PIAA/04/NP/3.2.3.1/0001/0002/0007.



ISBN

**PROMOCIJAS DARBS
IZVIRZĪTS INŽENIERZINĀTŅU DOKTORA GRĀDA IEGŪŠANAI
RĪGAS TEHNISKAJĀ UNIVERSITĀTĒ**

Promocijas darbs inženierzinātņu doktora grāda iegūšanai tiek publiski aizstāvēts 2013.gada 31. oktobrī. plkst. 16.30 Elektronikas un datorzinātņu institūtā, Dzērbenes ielā 14, 101B. auditorijā.

OFICIĀLIE RECENZENTI

Profesors, Dr.sc.ing. Guntars Balodis (Promociju padome P-08)
Rīgas Tehniskā universitāte, Elektronikas un telekomunikāciju fakultāte

Dr.math. Paulis Ķikusts
Latvijas Universitāte, Matemātikas un informātikas institūts

Vadošais pētnieks, Dr.phys. Alberts Kristiņš
Latvijas Universitāte, Cietvielu fizikas institūts, Radioelektronikas laboratorija

APSTIPRINĀJUMS

Apstiprinu, ka esmu izstrādājis doto promocijas darbu, kas iesniegts izskatīšanai Rīgas Tehniskajā universitātē inženierzinātņu (vai cita) doktora grāda iegūšanai. Promocijas darbs nav iesniegts nevienā citā universitātē zinātniskā grāda iegūšanai.

Oļegs Ņikišins (Paraksts)

Datums:

Promocijas darbs ir uzrakstīts angļu valodā, satur ievadu, 5 nodaļas, slēdzienu vai secinājumus, literatūras sarakstu, 99 zīmējumus un ilustrācijas, kopā 169 lappuses. Literatūras sarakstā ir 135 nosaukumi.

Saturs

1	DARBA VISPĀRĒJAIS RAKSTUROJUMS	3
1.1	Tēmas aktualitāte	3
1.2	Darba mērķi	5
1.3	Zinātniskā novitāte un galvenie rezultāti	6
1.4	Aizstāvamās tēzes	8
1.5	Pētījumu metodika	8
1.6	Darba praktiskais pielietojums	9
1.7	Darba rezultātu aprobācija	9
1.8	Darba struktūra	10
2	TEORĒTISKAIS PAMATS	12
3	SEJAS DETEKTĒŠANA	14
4	UZ ACU DETEKTĒŠANAS BALSTĪTA SEJAS CENTRĒŠANA	17
5	SEJAS ATPAZĪŠANA	20
6	AUTOMĀTISKAS SEJAS ATPAZĪŠANAS SISTĒMAS REALIZĀCIJA SIGNĀL- PROCESSORĀ	25

Saīsinājumu atšifrējumi

AVM - Atbalsta Vektoru Mašīna (Support Vector Machine)

DMLBT - Dažāda Mēroga Lokālie Binārie Tēli (Multi-scale Local Binary Patterns)

EPS - Empīriskā Parametru Svēršana

IBS - Iteratīva Bloku Svēršana

LBT - Lokālie Binārie Tēli (Local Binary Patterns)

MF - Mediānas Filtrs

MNT - Mākslīgais Neironu Tīkls (Artificial Neural Network)

PKA - Principālo Komponentu Analīze (Principal Component Analysis)

STKK - Svērtais Tuvāko Kaimiņu Klasifikators (Weighted Nearest Neighbor Classifier)

TKK - Tuvāko Kaimiņu Klasifikators (Nearest Neighbor Classifier)

Matemātisko apzīmējumu saraksts

I_L - LBT attēls

P - LBT operatora nolašu punktu skaits

R - LBT operatora rādiuss

\mathbf{X} - matricu apzīmējums

\mathbf{x} - vektoru apzīmējums

x - vektora elements

n_R - DMLBT operatora rādiusu skaits

\mathbf{h} - attēla histogramma

$f(x)$ - funkcija

K - LBT režģa kolonnu / rindu skaits

N - elementu skaits parametru vektorā / parametru telpas dimensionalitāte

M - apmācības piemēru skaits

\equiv - piešķiršanas simbols

s_j - neironu skaits slānī j , neieskaitot nobīdes elementu

L - MNT slāņu skaits

N^{SV} - atbalsta vektoru skaits

L_{MSLBP} - DMLBT reģiona izmērs

1. DARBA VISPĀRĒJAIS RAKSTUROJUMS

1.1. Tēmas aktualitāte

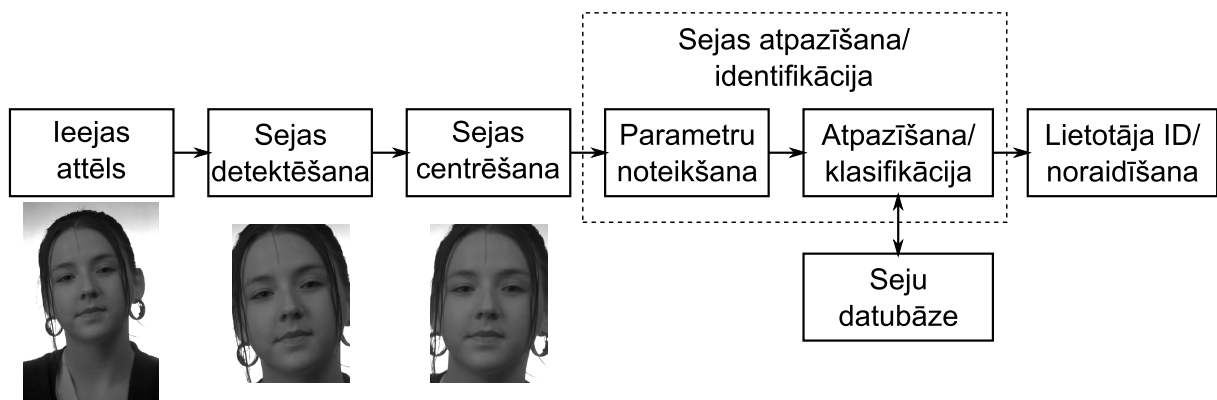
Jēdziens *biometrija* nozīmē cilvēku atpazīšanu pēc fizioloģiskajām vai uzvedības īpašībām un parametriem. Fizioloģiskajā biometrijā personas tiek atpazītas pēc sejas, pirkstu nospiedumiem, plaukstu ģeometrijas, plaukstu asinsvadiem, DNS, balss un citiem parametriem. Uzvedības biometrija analizē tādas cilvēka īpašības kā drukas ritms vai gaita. Salīdzinot ar pārējiem biometrijas virzieniem, *sejas atpazīšana* tiek uzskatīta par dabisku, neuzkrītošu un lietotajam draudzīgu, jo tā nav destruktīva un var tikt izmantota bez lietotāja sadarbības. Šo iemeslu dēļ primārais darba pētnieciskais virziens tiek saistīts ar automātisko sejas atpazīšanu, tomēr darbā izstrādātus principus var pielietot arī citās zinātniskajās jomās. Pirmā automātiskā sejas atpazīšanas sistēma tika prezentēta Japānā, ko izstrādāja Takeo Kanade 1973. gadā [15], kas ievērojami paaugstināja šī virziena popularitāti zinātniskajā pasaulē. Palielinoties datoru jaudai un pateicoties sasniegumiem attēlu apstrādes un mašīnāpmācības jomās, mūsdienās sejas atpazīšana ir kļuvusi populāra daudzas jomās, piemēram, piekļuves sistēmās, robežkontrolē, kriminālistikā, banku sektorā, cilvēka un datora mijiedarbībā, monitoringa sistēmās sabiedriskajās vietās un īpašā nolūka objektos, automātiska attēlu datubāžu apstrādē, video indeksācijā utt.

Biometrijai ir liela nozīme gan privātajos, gan publiskajos sektoros un pat starptautiskās sadarbības jautājumos. Ar biometriju saistītas atbildīgas organizācijas tika izveidotas gandrīz katrā no pasaules valstīm, kas neapšaubāmi pierāda šī zinātniskā virziena nozīmīgumu. Kā nozīmīgākus sejas atpazīšanas sistēmu lietotājus var minēt sekojošas organizācijas un datu bāzes / sistēmas: ASV vīzu departaments, kas izmanto pasaules lielāko seju datubāzi, Londonas video novērošanas sistēma, automātiskā robežkontrolē Frankfurtes lidosta, Vācijas policija, Austrālijas robežkontrolē, Indijas iedzīvotāju datubāze.

Pieaugošo biometrijas popularitāti un nozīmīgumu var izskaidrot ar virkni priekšrocību, ko tā sniedz salīdzinājumā ar klasiskām drošības metodēm: biometriskus datus nevar pazaudēt, aizmirst, atdot citai personai un tos ir grūti nozagt.

Lai gan automātiska sejas atpazīšana ir ļoti svarīgs biometrijas uzdevums, ko var izsecināt no augstāk minētiem faktiem, šo problēmu vēl joprojām nevar uzskatīt par atrisinātu. Tas nosaka nepieciešamību veikt turpmākos pētījumus šajā jomā gan algoritmiskajos, gan sistēmu, gan ar lietotāju saistītajos līmeņos. Algoritmisko automātiskas sejas atpazīšanas sistēmas bāzi var sadalīt trīs pamāta posmos (Attēls 1.1.):

- *Sejas detektēšana* ļauj noteikt sejas esamību ieejas attēla (vai video secībā), kā arī atgriezt tās pozīciju un izmēru. Ja detektējamo objektu skaits ieejas attēlā ir zināms, tad detektēšanas uzdevums tiek saukts par *lokālizāciju*, kas parasti ir primārais scenārijs biometri-



1.1. att. Automātiska sejas atpazīšanas algoritma blokdiagramma

jas sistēmās. Lai gan darbā tiek apskatīts tikai sejas lokalizācijas uzdevums, to var viegli paplašināt līdz detektēšanai, izmantojot detektora izejas sliekšņošanu.

- *Sejas centrēšana* ļauj precizēt sejas parametrus, balstoties uz atskaites punktiem. Par atskaites punktiem/objektiem parasti pieņem tādus sejas reģionus kā acis, degunu, muti un zodu. Literatūra tiek norādīts, ka šis etaps ievērojami ietekmē kopējo sistēmas precizitāti [17], [25], [7]. Lielākajā sejas atpazīšanas algoritmu daļā tiek pieņemts, ka sejas lokalizācija un centrēšana ir paveikti ideāli (rezultējošā nobīdes kļūda ir samērojamā ar eksperta/cilvēka kļūdu), kas savukārt noved pie nepieciešamības izstrādāt augstas precizitātes detektorus.
- *Sejas atpazīšanas* modulis savukārt sastāv no diviem pamat-blokiem: seju aprakstošo parametru iegūšanas bloks un klasifikators. Parametru iegūšanas bloks ir viens no intensīvākajiem pētniecības virzieniem sejas atpazīšanas jomā, kur tika izstrādāti daudzi gan empīriski, gan analītiski labi pamatoti algoritmi. Ideāliem parametriem ir jāatbilst sekojošiem nosacījumiem: augsta diskriminējoša spēja, lai nošķirtu dažādas personas, un vienlaicīgi augsta noturība pret iekš klašu variācijām, ko var izraisīt nestabils apgaismojums, izmaiņas sejas izteiksmē, galvas pagriezieni un daļējas oklūzijas. Reālajās sistēmās liela nozīme ir arī parametru telpas dimensionalitātei. Klasifikācijas solī tiek veikts sejas reprezentācijas salīdzinājums ar paraugiem, kas tiek uzglabāti datubāzē. Sejas atpazīšanas rezultātā tiek noteikta personas identitāte vai tiek noraidīts identifikācijas mēģinājums. Ideāls klasifikators ņem vērā statistisko informāciju par uzdevumu un ir spējīgs atpazīt arī iepriekš neredzētus datus - vispārināšanas princips.

Katrā no augstāk minētajiem posmiem notiek intensīvie zinātniskie pētījumi un pēdējās dekādēs tika izstrādāts nozīmīgs daudzums visdažādāko metožu. Pirmās divas stadijas ir objektu detektēšanas klastera speciālgadījumi, kur mūsu gadījumā detektējamie objekti ir seja (sejas detektēšanas modulis) un acis (sejas centrēšana, kur atskaites punkti ir acis). Lai gan izstrādāto algoritmu skaits šajās jomās ir ievērojams, šie uzdevumi vēl joprojām ir aktuāli gan zinātniskajā

un komerciālajā vidē. Problēmu sarežģītību nosāka fakts, ka abos gadījumos pastāv bezgalīgs variāciju skaits objektu ārējā izskatā, kas rodas tādu apstākļu dēļ kā ādas nokrāsa, galvas pozīcija, sejas izteiksme, apgaismojuma apstākļi, daļējas oklūzijas (brilles), un citi aspekti (frizūra, bārda, kosmētika). Turklāt acu detektora izveidi apgrūtina pazemināta acs reģiona/attēla izšķirtspēja, salīdzinājumā ar sejas reģionu, kas savukārt samazina statistiskas informācijas daudzumu un vispārīgajā gadījumā pasliktina detektora precizitāti.

Līdzīgas problēmas pastāv arī sejas atpazīšanas posmā: bezgalīgs variāciju skaits objektu ārējā izskatā. Ir pierādīts, ka nestabils apgaismojums un izmaiņas galvas pozīcijā izraisa lielākās variācijas parametru telpā nekā identitātes izmaiņas [3]. Sejas atpazīšanas jomā atšķirībā no sejas detektēšanas pastāv vēl viena nozīmīga problēma, kas rodas no nepietiekamā apmācības datu skaita katrai klasei/personai. Neliels apmācības datu skaits neļauj aprakstīt iespējamās iekšējās variācijas un mazina komplicēto klasifikatoru pielietošanas iespēju, piemēram, tādu kā MNT vai AVM. Personu aprakstošo modeļu veidošanas neiespējamība tiek saukta par vispārināšanas problēmu. Papildus var atzīmēt, ka sejas detektēšanas un centrēšanas moduļu precizitāte arī ievērojami ietekmē atpazīšanas algoritma precizitāti.

Mūsdienu pasaulē aug pieprasījums arī pēc iegultām sejas atpazīšanas sistēmām, ko var izskaidrot ar to kompaktnību, zemo energopatēriņu un relatīvi zemu cenu. Iegultie risinājumi ievieš savas prasības algoritmu izstrādē, tiem ir ierobežota skaitļošanas jauda un atmiņas resursi, tādēļ aprēķinu sarežģītība un parametru telpas dimensionalitāte kļūst par nozīmīgiem aspektiem.

Sejas atpazīšanas sistēmu popularitāte daudzās sabiedriskajās jomās un ievērojams neatrisināto problēmu un nepilnību skaits diktē nepieciešamību veikt turpmākos zinātniskus pētījumus šajā jomā.

1.2. Darba mērķi

Darba pamatmērķis ir izveidot inovatīvus attēlu apstrādes un mašīnāpmācības algoritmus automatiskā sejas atpazīšanas uzdevuma atrisināšanai. Primāra prasība ir augsta atpazīšanas precizitāte, kas ir viens no svarīgākajiem aspektiem biometrijas jomā. Kā sekundāras prasības var atzīmēt ātrdarbību un atpazīšanas procesa vienkāršību, kas ir būtiski iegulto risinājumu gadījumā. Mērķa sasniegšanai var izvirzīt sekojošus pamatuzdevumus, kas balstās uz automatiskas sejas atpazīšanas sistēmas struktūru (Attēls 1.1.):

- *Sejas detektēšana.* Šajā jomā tiek plānots izveidot inovatīvu detektēšanas principu, kas varētu nodrošināt efektīvu kompromisu starp parametru telpas dimensionalitāti, ātrdarbības palielināšanu un augstas precizitātes sejas reģiona pozicionēšanu.
- *Sejas centrēšana.* Sejas centrēšanu mūsu gadījumā tika izvēlēts balstīt uz acu zīlītēm kā atskaites punktiem. Tiek plānots izveidot augstas precizitātes acu detektoru, kas balstīsies gan uz statistikas informāciju par acu reģionu, gan uz empīriskiem novērojumiem par sejas reģionu.

- *Sejas atpazīšana.* Šajā jomā tiek plānots attīstīt divus virzienus: jaunu sejas aprakstošu parametru izstrāde un inovatīvo personu klasifikācijas / identifikācijas algoritmu izveide. Seju aprakstošiem parametriem ir efektīvi jāreprezentē personas identitāte un ir jābūt noturīgiem pret iekš klašu variācijām. Sejas atpazīšanu globālajā izpratnē var dēvēt par multi-klašu klasifikācijas problēmu. Turklāt apmācības paraugu skaits katrai klasei parasti ir minimāls. Šinī gadījumā klasisko klasifikatoru pielietošana ir ierobežota un ir nepieciešami jauni paņēmieni atpazīšanas procesa uzlabošanai.
- Tiek plānots risināt automātiskas sejas atpazīšanas problēmu kā vienoto uzdevumu, semantiski apvienojot parametru iegūšanas blokus. Objektu aprakstīšanai visos līmeņos tiek plānots ieviest uz Lokāliem Bināriem Tēliem (LBT) [23] balstītus parametrus. Tāda pieeja ļaus vienkāršot sistēmas funkcionālo struktūru.
- *Algoritmu precizitātes novērtēšana.* Būtisks aspekts ir algoritmu kvalitātes novērtēšana un rezultātu standartizācija. Tiek plānots izpētīt izstrādāto algoritmu precizitātes radītājus, izmantojot informatīvus, zinātniskajā pasaulē pieņemtus kritērijus un populāro seju datubāzi. Tāda pieeja ļaus panākt rezultātu pieejamību zinātniekiem attiecīgajās jomās.
- *Automātiskas sejas atpazīšanas sistēmas demonstrators.* Tiek plānots izveidot iegulto automātisko sejas atpazīšanas sistēmas demonstratoru ar mērķi novērtēt izstrādāto algoritmu piemērotību iegultiem risinājumiem.

1.3. Zinātniskā novitāte un galvenie rezultāti

Promocijas darba galvenie inovatīvie rezultāti ir saistīti ar algoritmiskas bāzes paplašināšanu automātiskā sejas atpazīšanas uzdevuma risināšanai. Sasniegtie rezultāti īsumā ir apkopoti šeit:

- *Sejas detektēšana* [19], [21]. Tika izveidots inovatīvs sejas detektēšanas princips, kas balstās uz LBT un vienkāršo klasifikatoru kombināciju, piemēram, tādu kā MNT vai AVM. Šīs struktūras pozitīva īpašība ir elastīgums, kas ļauj piemeklēt kompromisu starp parametru telpas dimensionalitāti un klasifikatora sarežģītību. Algoritma veikspēja ir samērojama ar mūsdienu labākiem sejas detektēšanas paņēmieniem, lai gan parametru telpas dimensionalitāte ir neliela (daži simti parametri) un klasifikatoru struktūra ir vienkārša (MNT ar 10 neironiem iekšējā slānī vai AVM ar 100-200 atbalsta vektoriem). Vēl viens algoritma labums ir fiksēta izmēra ieejas attēla izmantošana dažāda mēroga objektu detektēšanai, kas ļauj saglabāt statistisko informāciju. Izstrādātais algoritms tika testēts, izmantojot publiski pieejamo seju datubāzi **color FERET** [1]. Eksperimenti tika ierobežoti līdz *lokālizācijas* uzdevumam frontālajos sejas attēlos, kas tika uzņemti fiksētajos apgaismojuma apstākļos. Lai gan darbā tika apskatīts tikai sejas lokalizācijas uzdevums, to var viegli paplašināt līdz detektēšanai izmantojot detektora izejas sliekšņošanu.

- *Sejas centrēšana* [19], [21]. Augstāk minēto principu var vispārināt arī citu objektu detektēšanai. Šis algoritms tika paplašināts acu detektēšanas uzdevumam, kas ir pirmais sejas centrēšanas moduļa etaps. Precizitātes paaugstināšanai centrēšanas algoritms tika papildināts ar otro soli - acu zīlīšu detektēšanu. Eksperimentālie rezultāti skaidri liecina, ka izstrādātais algoritms apsteidz daudzus modernus centrēšanas algoritmus precizitātes ziņā. Līdzīgi kā sejas detektēšanas gadījumā eksperimenti tika ierobežoti līdz sejas centrēšanas uzdevumam frontālajos sejas attēlos, kas tika uzņemti fiksētajos apgaismojuma apstākļos.
- *Efektīvs uz histogrammām balstītais skenēšanas logs* [19]. Piedāvātie sejas detektēšanas un centrēšanas algoritmi balstās uz skenējošā loga principiem, kur katrā loga pozīcijā tiek rēķināta LBT histogramma. Turklāt tiek izmantotas telpiski bagātīnātas histogrammas, kas palielina lokalizācijas precizitāti. Histogrammu aprēķināšana ir laika ietilpīgs process, tāpēc tika izstrādāta efektīva metode histogrammu pārrēķināšanai katrā skenējoša loga pozīcijā. Algoritms ir optimizēts skenēšanas solim, kas ir vienāds ar vienu pikseli.
- *Sejas atpazīšana* [20], [21]. Promocijas darbā tika izstrādāts inovatīvs sejas atpazīšanas algoritms, kas balstās uz dažādiem priekšapstrādes soļiem, modificētām DMLBT [9] histogrammām un STKK klasifikatoru. Atpazīšanas precizitāte, testējot uz Color FERET datubāzes, ir samērojama vai pat pārsniedz daudzu moderno sejas atpazīšanas algoritmu precizitāti.
- *Aprakstošu parametru svēršana* [20]. Sejas atpazīšana parasti balstās uz TKK klasificēšanas principiem. Darbā tika izstrādāts parametru svēršanas algoritms, kas ļauj kompensēt TKK klasifikatora statistisko nepilnību, izmantojot informāciju par visām klasēm / personām. Apmācības ceļā iegūta informācija tiek ieviesta atpazīšanas procesā, izmantojot STKK klasifikatoru. Parametru svēršanas algoritms tiek realizēts divos līmeņos: svēršana bloku līmenī un svēršana parametru līmenī [20]. Izstrādātais algoritms atšķirībā no citām svēršanas metodēm [11] un [28] izmanto tikai *divus* apmācības piemērus katrai klasei. Arī tika izveidota speciāla procedūra apmācības datu atlasei, kas algoritmā ievieš stabilitāti un ļauj ievērojami uzlabot atpazīšanas procesa precizitāti. Vēl viena pozitīva un svarīga svaru piemeklēšanas algoritma īpašība ir liela ātrdarbība, ko izdevās panākt, izmantojot tikai daļu no pieejamiem apmācības datiem katrā iterācijā.
- *Automātiskas sejas atpazīšanas sistēmas demonstrators*. Tika realizēta automātiskā sejas atpazīšanas sistēma, kas balstās uz TMS320C6416 DSK izstrādes rīka, kura pamatelementi ir TMS320C6416 signālprocesors ar CPU frekvenci 600 MHz un ārēja Flash atmiņa ar apjomu 512 Kbytes. Sistēmas algoritmiska bāze ir aprakstīta [21]. Var secināt, ka izstrādātais sejas atpazīšanas algoritms ir realizējams iegultajā sistēmā un prasa mazāk kā 2.3×10^9 CPU ciklus viena 0.3 Mpixel lielā ieejas attēla apstrādei.

1.4. Aizstāvamās tēzes

Promocijas darba aizstāvēšanai tiek izvirzītas sekojošas tēzes:

- Izstrādātais objektu detektēšanas algoritms, kas balstās uz Lokālo Bināru Tēlu histogrammu kombināciju ar tādiem vienkāršiem klasifikatoriem kā MNT ar 10 neironiem iekšējā slānī un AVM ar 100-200 atbalstu vektoriem, ir piemērots risinājums *precīza* sejas un acu detektoru izveidei, kuru turklāt raksturo arī zema parametru telpas dimensionalitāte.
- Izstrādātais parametru svēršanas algoritms uzlabo STKK klasifikatora atpazīšanas precizitāti multi-klašu klasifikācijas problēmām arī tad, ja izmanto *tikai divus* apmācības piemērus katrai klasei. Algoritmu var pielietot arī datu kompresijai.
- Pielietojot parametru svēršanu un PKA mašīnāpmācības algoritmus DMLBT balstītajā sejas atpazīšanas procesā, parametru telpas dimensionalitāte tiek samazināta vairāk kā 20 reizes, savukārt atpazīšanas precizitāte FERET datubāzei pārsniedz 99% līmeni.
- Darbā izveidotais automātiskais sejas atpazīšanas algoritms, kas balstās uz LBT un TKK kombināciju, ir realizējams iegultajās sistēmās un apstrādā vienu 0.3 megapikseļu attēlu mazāk kā 2.3×10^9 CPU ciklos.

1.5. Pētījumu metodika

Ar mērķi panākt eksperimentālo rezultātu pieejamību zinātniekiem attiecīgajās jomās tika izvirzīti un nodrošināti sekojošie pētījumu metodikas kritēriji:

- Algoritmu novērtēšanas kritēriju standartizācija. Promocijas darba galvenie pētnieciskie virzieni ir sejas detektēšana, sejas centrēšana un sejas atpazīšana. Katrā no šīm jomām pastāv salīdzinoši lielā kvalitātes novērtēšanas kritēriju dažādība, no kuriem tika izvēlēti populārākie.
- Algoritmu novērtēšanas kritēriju saturiskums un atbilstība izvirzītajiem uzdevumiem. Viens no promocijas darba mērķiem ir izveidot automātisko sejas atpazīšanas sistēmu, kas ievieš attiecīgās prasības pētījumu metodikā. Piemēram, sejas detektēšanas un centrēšanas bloki tika testēti un optimizēti no pozicionēšanas nobīdes minimizācijas viedokļa, jo tas būtiski ietekme pēdējā bloka (sejas atpazīšanas) precizitāti.
- Publiski pieejamas datubāzes izmantošana. Simulācijas tika veiktas, izmantojot vienu no populārākām seju datubāzēm Color FERET [1].

Algoritmu kvalitatīvie parametri tika vērtēti simulāciju veidā Matlab programmēšanas vidē. Ar mērķi pārbaudīt izstrādāto metožu iespējas reālajos apstākļos tika izveidota iegulta automātiska sejas atpazīšanas sistēma.

1.6. Darba praktiskais pielietojums

Darbā tika izstrādāta automātiska sejas atpazīšanas sistēma, kas sastāv no trim galvenajiem moduļiem: sejas detektēšana, sejas centrēšana un sejas atpazīšana (Attēls 1.1.). Gan katram blokam atsevišķi, gan visai sistēmai kopumā ir plašs pielietojumu klāsts. Izstrādātus sejas atpazīšanas algoritmus var izmantot piekļuves sistēmās, robežkontrolē, kriminālistikā, banku sektorā, cilvēka un datora mijiedarbībā, monitoringa sistēmās sabiedriskajās vietās un īpašā nolūka objektos, automātiska attēlu datubāzu apstrādē, video indeksācijā utt.

1.7. Darba rezultātu aprobācija

Promocijas darba galvenie zinātniskie rezultāti tika prezentēti sekojošās konferencēs:

- IEEE International Conference of the Biometrics Special Interest Group (BIOSIG 2012, Darmstadt, Germany), September 2012,
- IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST 2012, Manchester, United Kingdom), July 2012
- 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP 2012, Vienna, Austria), April 2012,
- International Conference of the Biometrics Special Interest Group (BIOSIG 2010, Darmstadt, Germany), September 2010,
- Conference ELEKTRONIKA 2010 (Kaunas, Lithuania), May 2010.

Promocijas darbā aprakstītie rezultāti tika publicēti piecās zinātniskās publikācijās dažādos izdevumos:

1. O. Nikisins and M. Greitans. Local binary patterns and neural network based technique for robust face detection and localization. In Arslan Brömme and Christoph Busch, editors, *BIOSIG*, pages 1--6. IEEE, 2012
2. O. Nikisins and M. Greitans. A mini-batch discriminative feature weighting algorithm for lbp - based face recognition. *Proceedings of IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST 2012)*, pages 170--175, July 2012
3. O. Nikisins and M. Greitans. Reduced complexity automatic face recognition algorithm based on local binary patterns. *Proceedings of 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP 2012)*, pages 447--450, April 2012

4. O. Nikisins, M. Greitans, R. Fuksis, M. Pudzs, and Z. Serzane. Increasing the reliability of biometric verification by using 3d face information and palm vein patterns. In Arslan Brömme and Christoph Busch, editors, *BIOSIG*, volume 164 of *LNI*, pages 133--138. GI, 2010
5. R. Fuksis, M. Greitans, O. Nikisins, and M. Pudzs. Infrared imaging system for analysis of blood vessel structure. *Elektronika ir Elektrotehnika*, (1):45--48, 2010

Trīs publikācijas [19], [20], [21] ir atrodamas ciparu bibliotēkā IEEEExplore Digital Library. Visas publikācijas ir indeksētas Scopus datubāzē.

Promocijas darba rezultāti tika izmantoti sekojošos projektos:

- Eiropas Sociālā fonda projekts: Viedo sensoru un tīklotu iegulto sistēmu pētījumu un attīstības centrs, 1.1.1.2. aktivitātes "Cilvēkresursu piesaiste zinātnei" ietvaros, Projekta Nr. 2009/0219/1DP/1.1.1.2.0/09/APIA/VIAA/020,
- Eiropas Reģionālā attīstības fonda projekts: Multimodālas biometrijas tehnoloģija drošai un ērtai personu autentifikācijai (BiTe). Projekta Nr. 2010/0285/2DP/2.1.1.1.0/10/APIA/VIAA/098.

1.8. Darba struktūra

Promocijas darba materiāls ir izklāstīts ievadā (1.nodaļa) un piecās pamata nodaļās: Otrajā nodaļā ir aprakstīti promocijas darba teorētiskie pamati. Sakumā tika aprakstīti LBT un DMLBT operatoru principi. Šīs transformācijas ir parametru iegūšanas bloku pamatelementi. Nākamais svarīgais aspekts, kas ietekmē izstrādāto algoritmu ātrdarbību un nepieciešamo atmiņas apjomu, ir parametru telpas dimensionalitāte, tāpēc tālāk tiek izklāstīti dimensionalitātes samazināšanas paņēmieni. Konspektīvs populāro klasifikatoru apraksts noslēdz 2. nodaļu.

Trešā nodaļa ir veltīta sejas detektēšanas problēmai. Vispirms tiek aprakstīti nozīmīgie sasniegumu sejas detektēšanas jomā, ieskaitot LBT balstītus paņēmienus. Tālāk tiek piedāvāts inovatīvs sejas detektēšanas algoritmu klasteris, kas balstās uz LBT transformācijas. Būtiska uzmanība tiek veltīta vienotiem precizitātes testēšanas kritērijiem. Nodaļas noslēgumā tiek aprakstīti eksperimentu principi un rezultāti.

Ceturtajā nodaļā ir izklāstīta informācija par otro automātiskas sejas atpazīšanas sistēmas moduli - sejas centrēšanu, kas balstās uz acu detektēšanu. Vispirms tiek aprakstīti nozīmīgie sasniegumi sejas centrēšanas un acu detektēšanas jomā, ieskaitot LBT balstītus risinājumus. Tālāk tiek sniegta informācija par darbā izstrādāto sejas centrēšanas algoritmu, kas sastāv no diviem funkcionāliem blokiem: acu reģionu lokalizācijas sejas attēlā un acu zīlīšu detektēšanas. Pirmais bloks ir sejas detektēšanas algoritma paplašinājums citu objektu (acis) detektēšanai. Sekundārais bloks ir domāts centrēšanas precizitātes palielināšanai. Nodaļas noslēgumā tiek aprakstīti algoritmu testēšanas principi un eksperimentālie rezultāti.

Piektā nodaļā ir veltīta sejas atpazīšanas uzdevumam. Vispirms tiek aprakstīti nozīmīgie zinātniskie sasniegumi sejas atpazīšanas jomā, ieskaitot LBT balstītus algoritmus. Tālāk sniegta detalizēta informācija par izstrādātiem sejas atpazīšanas paņēmieniem, kas balstās uz LBT un DMLBT transformācijām. Nozīmīga daļa tiek veltīta parametru svēršanas algoritmam, kas tiek piedāvāts divos līmeņos - bloku svēršana un parametru svēršana. Tiek sniegtas gan matemātiskas nianses, gan vizuālas interpretācijas. Nodaļas noslēgumā tiek aprakstīti sejas atpazīšanas algoritmu testēšanas principi un eksperimentālie rezultāti.

Sestajā nodaļā ir aprakstīta iegulta automātiska sejas atpazīšanas sistēma, kas balstās uz TMS320C6416 signālprocesora. Vispirms tiek piedāvāti sistēmas algoritmiskie pamati. Sistēmas testēšanai reālajos apstākļos tika izveidota lokālā seju datubāze. Nodaļas noslēgumā tika aprakstīta sistēmas struktūra, realizācijas detaļas un sniegta izpildes laika analīze.

2. TEORĒTISKAIS PAMATS

Promocijas darba 2. nodaļā tiek izklāstīti teorētiskie pamati, uz kuriem balstās izstrādātais automātiskais sejas atpazīšanas algoritms. Viens no fundamentāliem uzdevumiem attēlu apstrādes jomā ir **parametru iegūšana**. Ikvienu attēlu apstrādes sistēma balstās uz ciparu attēliem vai video plūsmas kā ieejas signāliem. Visvienkāršākais parametrs attēlā esošo objektu aprakstīšanai šinī gadījumā ir pikseļa vērtība, kas reprezentē lokālo intensitāti. Tomēr konkrētajā gadījumā parametru telpas dimensionalitāte ir pārāk liela, un parametriem ir vāja noturība pret iespējamām variācijām objekta arējā izskatā. Tāpēc parametru iegūšanas bloka izstrāde ir svarīgs pētniecisks virziens. Darbā izstrādātie algoritmi balstās uz LBT transformāciju un tās paplašinājumiem, tāpēc tālāk īsumā tiks sniegta informācija par LBT.

Sākotnēji LBT transformācija tika prezentēta kā tekstūras operators [23], tomēr vēlāk tās darbības sfēra tika ievērojami paplašināta. LBT transformācijas noteikšanas process shematiski tiek parādīts 2.1. attēlā. Apkārt katram pikselim ieejas attēlā tiek paņemts reģions ar izmēru 3×3 , kura elementi / pikseļi tiek sliekšņoti ar reģiona centrālo vērtību. Sliekšņošanas rezultāts tiek parādīts kā binārais skaitlis, kurš tālāk tiek pārveidots decimālajā ekvivalentā un ievietots LBT attēla attiecīgajā pozīcijā. Vēlāk literatūrā tika piedāvāts izmantot dažāda izmēra lokālus reģionus [24]. Šinī gadījumā LBT operatoru var aprakstīt ar diviem parametriem (P, R) , kur P ir nolašu punktu skaits un R ir rādiuss, uz kura šie punkti atrodas. Objekta aprakstīšanai parasti izmanto LBT histogrammu \mathbf{h} , kur histogrammas elementi ir:

$$h_i = \sum_{x,y} f(\mathbf{I}_L(x, y) = i), i = 0, \dots, n - 1, \quad (2.1)$$

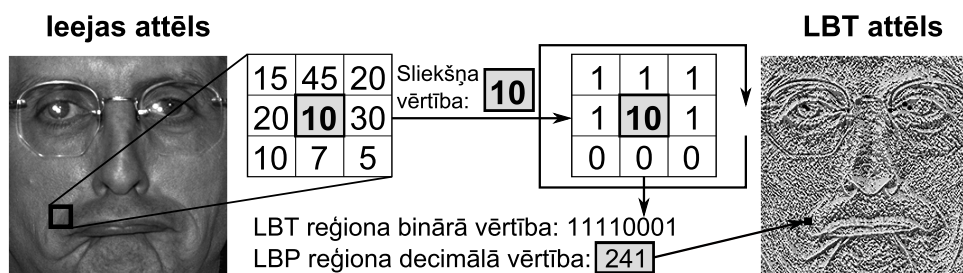
šeit $\mathbf{I}_L(x, y)$ ir LBT attēls, $n = 2^P$ ir iespējamo LBT vērtību skaits un

$$f(A) = \begin{cases} 1, & A \text{ is true} \\ 0, & A \text{ is false.} \end{cases} \quad (2.2)$$

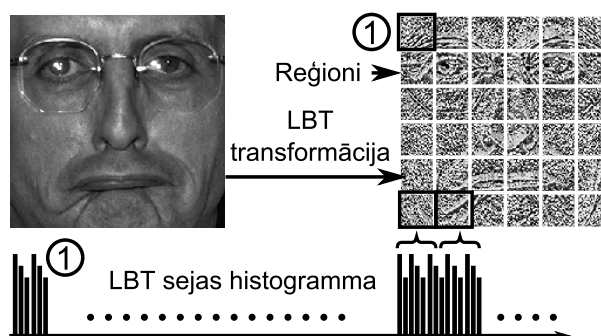
Lai saglabātu ne tikai kvantitatīvo, bet arī telpisko informāciju par objektu var aprēķināt telpiski bagātināto histogrammu:

$$h_{i,j} = \sum_{x,y} f(\mathbf{I}_L(x, y) = i) \cdot f((x, y) \in R_j), i = 0, \dots, n - 1, j = 0, \dots, m - 1, \quad (2.3)$$

kur m ir reģionu skaits LBT attēlā (piemēram, 2.2. att. reģionu skaits ir $m = 36$). Tagad LBT histogramma \mathbf{h} efektīvi reprezentē objektu, kas tiek aprakstīts daudzās publikācijās attēlu apstrādes jomā [26].



2.1. att. LBT transformācijas noteikšanas process, reģiona izmērs 3×3 , ($P = 8, R = 1$)



2.2. att. Telpiski bagātinātas LBT histogrammas aprēķināšanas process, režģa izmērs ir 6×6

Reālajā pasaulē objektu izmērs attēlos var atšķirties, tāpēc pirms histogrammu salīdzināšanas ir nepieciešama to normalizācija:

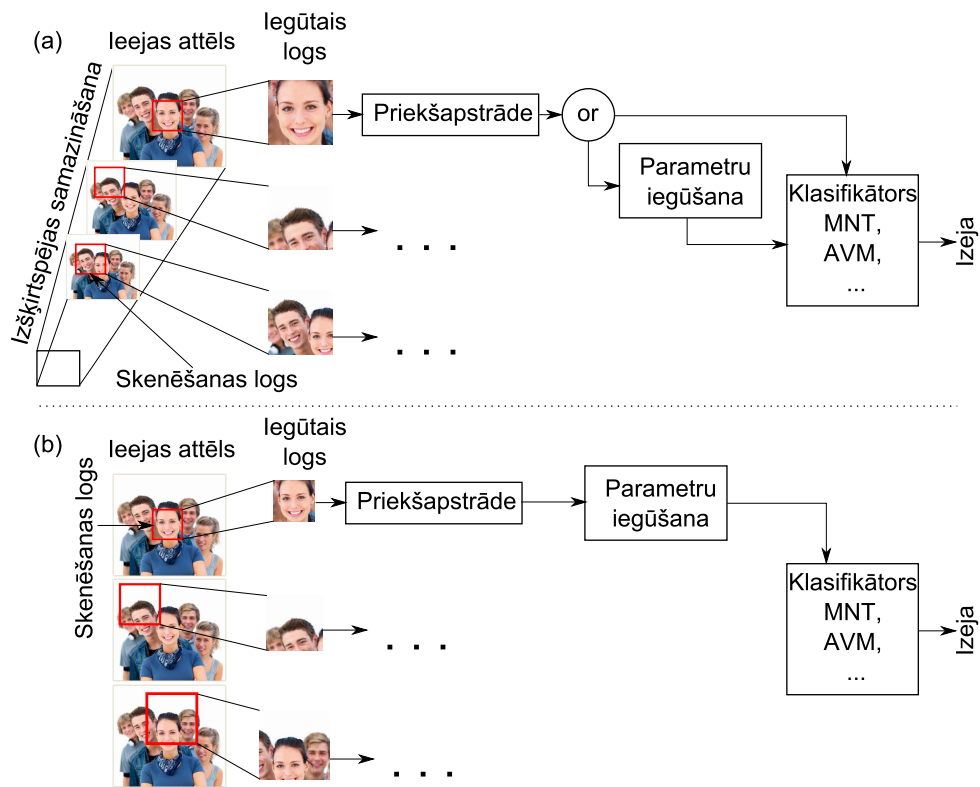
$$h_i \equiv h_i / \sum_{j=1}^N h_j, i = 1, \dots, N, \quad (2.4)$$

kur N ir parametru skaits vektorā \mathbf{h} . Vispārīgajā gadījumā $N = 2^P \cdot K^2$, kur K ir režģa izmērs (piemēram, 2.2. attēlā $K = 6$). Vēlāk tika izstrādāti dažādi LBT operatora paplašinājumi, viens no tiem ir DMLBT [8], kas arī ir apskatīts otrajā nodaļā.

Nākamais svarīgais aspekts, kas ietekmē izstrādāto algoritmu ātrdarbību un nepieciešamo atmiņas apjomu, ir parametru telpas dimensionalitāte, tāpēc tālāk tiek izklāstīti dimensionalitātes samazināšanas paņēmieni. Vienkāršākais paņēmiens kā variēt dimensionalitāti ir mainīt LBT parametru P , bet darbā tika apskatīta arī Principiālo Komponentu Analīze.

Katru sejas atpazīšanas algoritma bloku noslēdz klasifikators. Sejas detektēšanas un sejas centrēšanas gadījumā tiek veikta divu klašu klasifikācija, bet sejas atpazīšanas gadījumā klašu skaits ir ievērojami lielāks. Nodaļu 2. noslēdz konceptīvs populāro (MNT, AVM, TKK) klasifikatoru apraksts.

3. SEJAS DETEKTĒŠANA

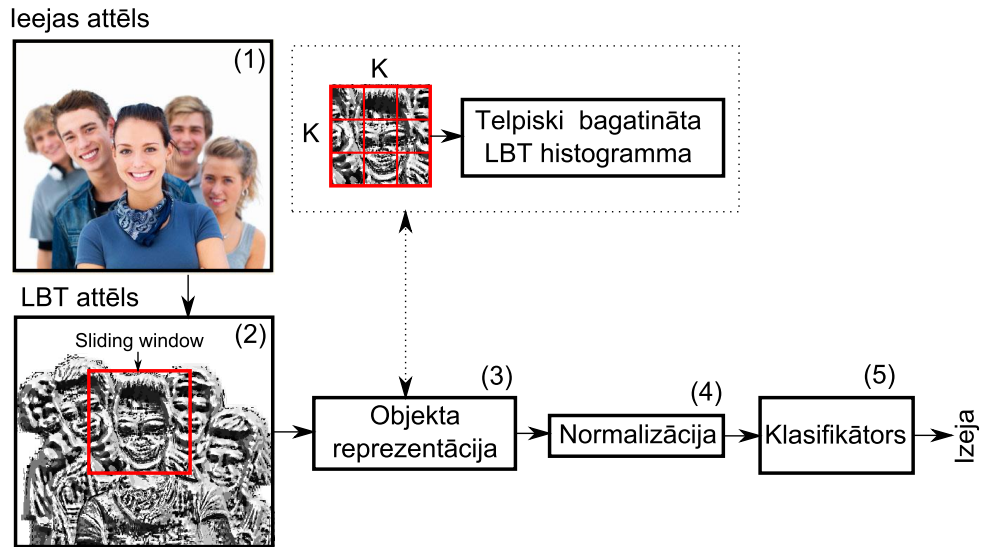


3.1. att. Izskata-balstītu sejas detektēšanas algoritmu blokshēmas ar divām skenēšanas koncepcijām: (a) - skenēšanas logs ar konstantu izmēru, (b) - skenēšanas logs ar mainīgu izmēru

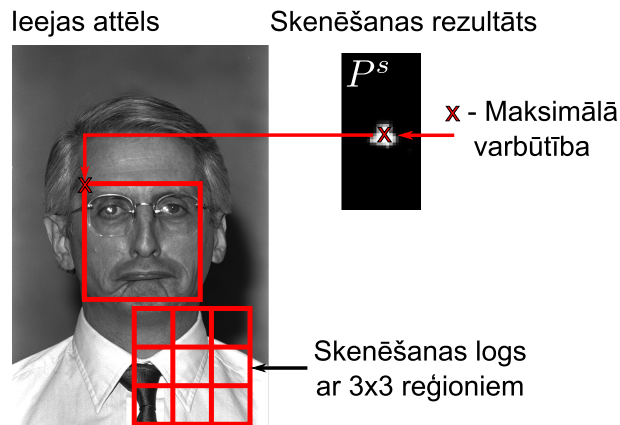
Promocijas darba trešā nodaļa ir veltīta sejas detektēšanas problēmai. Vispirms tiek aprakstīti nozīmīgie sasniegumi sejas detektēšanas jomā, ieskaitot LBT balstītus paņēmienus. Balstoties uz taksonomiju (skat. [31]), sejas detektēšanas algoritmus var sadalīt trijās grupās: balstītie uz *sejas parametriem*, uz *veidnes* un uz *izskata*.

Izskata-balstītie algoritmi ir populārākais paņēmiens objektu detektēšanas uzdevumos. Detektēšana tiek panākta, skenējot ieejas attēlu ar bīdāmo/skenēšanas logu ar mērķi atrast objektus, kas ar vislielāko varbūtību atbilst meklējamā objekta *izskatam*. Modernie sejas detektēšanas algoritmi balstās uz klasifikatoriem, kas iepriekš tika apmācīti ar marķētiem sejas un ne-sejas piemēriem. Divas ieejas attēla skenēšanas koncepcijas parādītas 3.1. attēlā. Darbā izstrādātie sejas detektēšanas algoritmi pieder (b) koncepcijai, kura kopumā ir efektīvāka, jo neprasa papildus operācijas attēla izšķirtspējas samazināšanai.

Promocijas darba ietvaros tika izstrādāta virkne sejas detektēšanas algoritmu, kas balstās uz LBT transformāciju un dažādiem klasifikatoriem. Algoritmu vispārināta blokshēma ir parādīta 3.2. attēlā. Pirmais algoritma solis ir noteikt LBT transformāciju ieejas attēlam. LBT attēls tālāk tiek skenēts ar bīdāmo logu, kura izmērs tiek mainīts ar mērķi detektēt dažāda mēroga



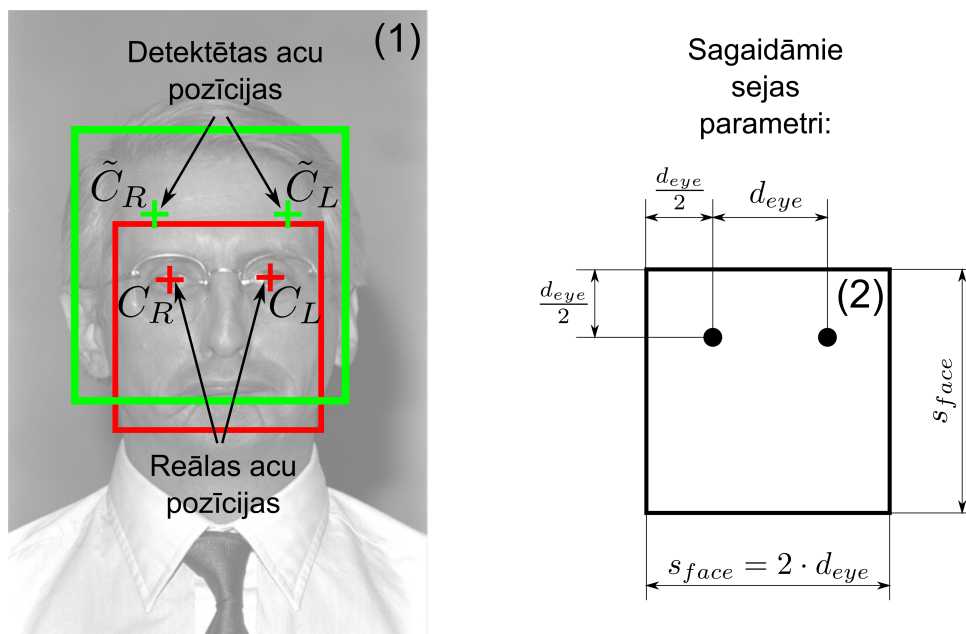
3.2. att. Darbā izstrādāto LBT-balstītu sejas detektēšanas algoritmu vispārināta blokskāme



3.3. att. Varbūtības matricas P^s piemērs MNT gadījumā, kur $K = 3$, skenēšanas loga solis ir 5 pikseli, loga izmērs ir vienāds ar meklējama objekta izmēru

objektus. Katrā loga pozīcijā tiek rēķināta objekta reprezentācija, kas mūsu gadījumā ir telpiski bagātināta LBT histogramma ar garumu $N = K \cdot 2^P$. Ceturtais solis (3.2. attēls) ir histogrammas normalizācija, kas ir vajadzīga koherentu reprezentējošo vektoru iegūšanai dažāda izmēra objektiem. Pēdējais bloks ir klasifikators, kas ļauj aprēķināt reprezentācijas piederību kādai no klasēm ar noteiktu varbūtību. Klasifikatora izejas vērtības katrā skenēšanas pozīcijā formē varbūtības matricu P^s . Matricas P^s maksimuma pozīcija nosāka sejas pozīciju ieejas signālā, 3.3. attēls.

Izstrādātie sejas detektēšanas algoritmi tika testēti, izmantojot publiski pieejamo seju datubāzi **Color FERET** [1]. Katrā attēlā FERET datubāzē ir viena seja, kas ir reālistisks scenārijs biometrijas sistēmās. Sejas detektora kļūdu nosāka divi aspekti: sejas reģiona nobīde no reālās pozīcijas; deviācija starp reālo un detektēto sejas izmēru. Šīs kļūdas var iekodēt vienā ierobežojošā kritērijā, kas sākotnēji tika piedāvāts [14] un balstās uz relatīviem attālumiem starp reālajām



3.4. att. Detektētu acu pozīciju nobīde no reālam acu koordinātēm (1); sagaidāmie sejas parametri (2)

un detektētajām acu pozīcijām. Piedāvāto kritēriju var noteikt pēc sekojošās formulas:

$$\eta_{face} = \frac{\max(d(C_L, \tilde{C}_L), d(C_R, \tilde{C}_R))}{d(C_L, C_R)}, \quad (3.1)$$

kur $d(a, b)$ ir Eiklīda attāluma vērtība starp punktiem a un b . Attiecīgo punktu nozīme ir paskaidrota 3.4. attēlā.

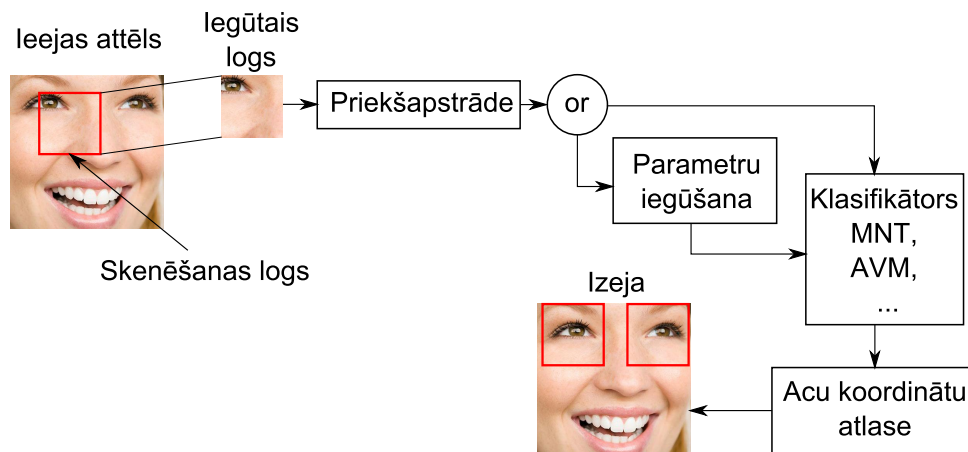
Literatūrā parasti tiek pieņemts, ka detektēšana ir korekta ja $\eta_{face} \leq 0.25$, kas atbilst okulāras distances ceturtdaļai. Kļūdas mērvienības η_{face} sadalījums tiek konvertēts kumulatīvajā formātā, kas ļauj viegli noteikt sistēmas precizitāti jebkurai η_{face} vērtībai.

Lielāko nodaļas daļu aizņem simulācijas procesu un rezultātu apraksts. Simulācijas tika veiktas ar dažādiem sejas detektēšanas sistēmas parametriem un klasifikatoriem. Nozīmīgākie rezultāti ir apkopoti 3.1. tabulā. Darbā izstrādātais uz LBT un AVM balstītais sejas detektēšanas algoritms ir nedaudz precīzāk par Haar-like metodi [29], kas mūsdienās ir viens no populārākiem sejas detektēšanas algoritmiem.

3.1. tabula
Sejas detektēšanas algoritmu salīdzinājums

Metode:	Parametri:	$P(\eta_{face} \leq 0.25)$
LBT+AVM (mūsu)	$K = 5, N^{SV} = 144$	99.7%
Haar-like features [29]		99.5%
LBT+AVM (mūsu)	$K = 4, N^{SV} = 124$	98.2%
LBT+MNT (mūsu)	$K = 4, s_{L-1} = 10$	86.9%

4. UZ ACU DETEKTĒŠANAS BALSTĪTA SEJAS CENTRĒŠANA



4.1. att. Izskata-balstīta acu detektēšanas algoritma blokshēma ar skenēšanas loga koncepciju

Promocijas darba ceturtnā nodaļa ir veltīta sejas centrēšanas problēmai. Sejas centrēšana ļauj precizēt sejas parametrus, balstoties uz atskaites punktiem. Par atskaites punktiem/objektiem parasti pieņem tādus sejas reģionus kā acis, degunu, muti un zodu, bet mūsu gadījumā par atskaites punktiem tika izvēlētas acu zīlītes.

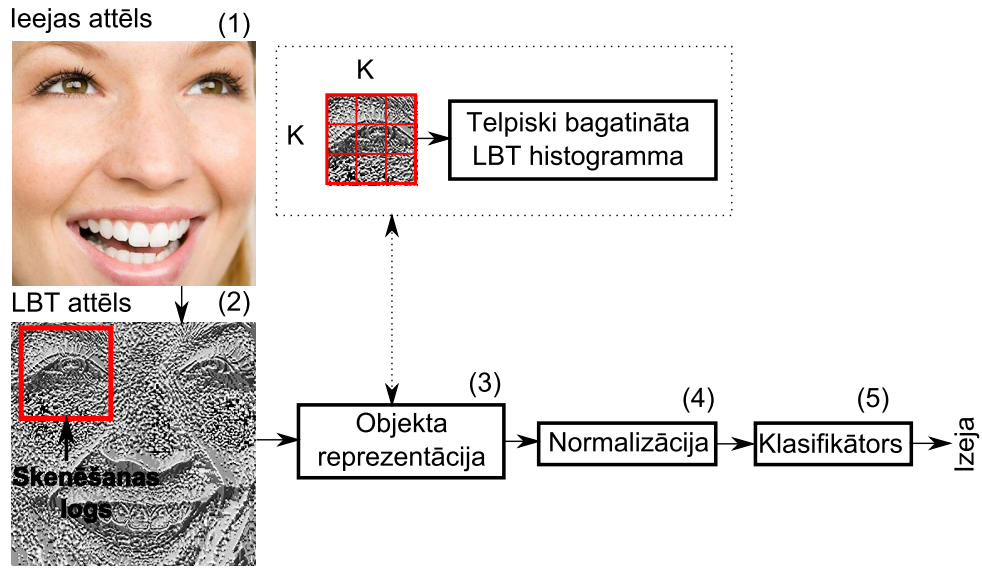
Vispirms tiek aprakstīti nozīmīgie sasniegumi sejas centrēšanas jomā, ieskaitot LBT balstītus paņēmienus. Sejas centrēšanas algoritmus pēc analogijas ar sejas detektēšanas pieeju var sadalīt divās grupās, pamatojoties uz taksonomiju [31]: *veidnes* un *izskata* balstītie.

Veidnes-balstītie algoritmi ir salīdzinoši apjomīgs un populārs centrēšanas algoritmu klasteris, turklāt tie ir stabili plašos galvas pozīciju un sejas izteiksmju diapazonos. Plaši pazīstama pieeja ir *deformējamie sejas modeļi* [18], kas ir paplašināta daudzās publikācijās, piemēram [10] un [5].

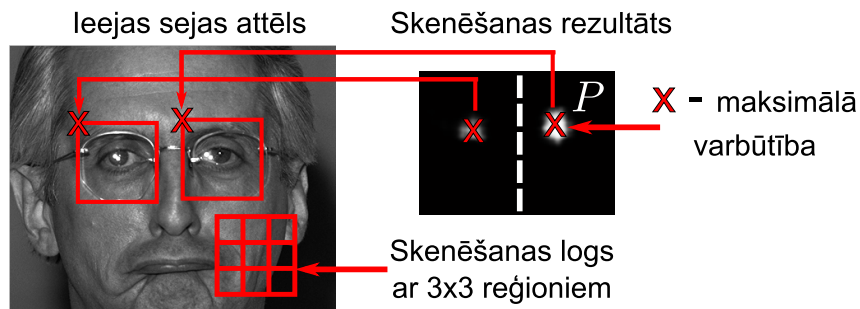
Darbā izstrādātie acu detektēšanas algoritmi, kas ir pirmais sejas centrēšanas solis, pieder pie otras grupas: *izskata-balstītie*. Detektēšana tiek panākta, skenējot ieejas attēlu ar bīdāmo / skenēšanas logu ar mērķi atrast objektus, kas ar vislielāko varbūtību atbilst meklējama objekta *izskatam*. Ieejas attēla skenēšanas koncepcija parādīta 4.1. attēlā. Acu detektora darbības princips ir līdzīgs sejas detektēšanas uzdevumam, bet atšķirīgs ir meklējamo objektu skaits.

Darbā izstrādātie sejas centrēšanas algoritmi sastāv no diviem posmiem:

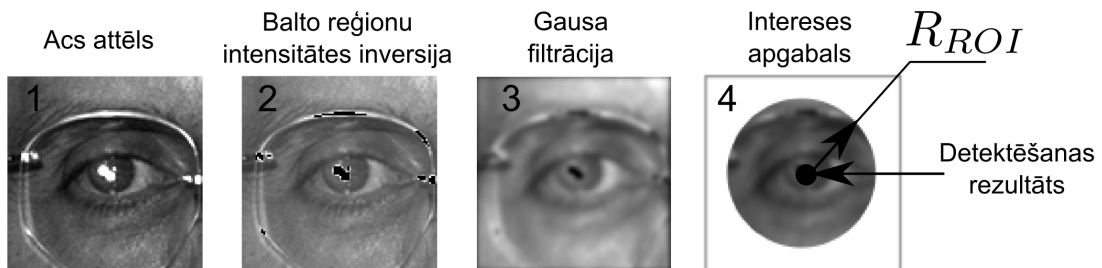
- *Acu reģionu detektēšana / lokalizācija* - šajā posmā tiek meklēti kvadrātveida acu reģioni ieejas sejas attēlā. Reģionu centri atbilst aptuvenām acu pozīcijām.
- *Acu zīlītes detektēšana / lokalizācija* iepriekš noteiktajā acs attēlā. Šajā posmā tiek noteikti acs zīlīšu centri, kas tiek pieņemti par atskaites punktiem sejas reģiona centrēšanai.



4.2. att. Darbā izstrādāto LBT-balstītu acu detektēšanas algoritmu vispārināta blokshēma (pirmais sejas centrēšanas algoritma posms)



4.3. att. Skenēšanas rezultāta piemērs MNT gadījumā, kur $K = 3$, skenēšanas loga solis ir 2 pikseli, loga izmērs ir vienāds ar meklējama objekta izmēru



4.4. att. Acs zīlītes detektēšana ieejas acs attēlā

Pirmais posms, kas ir acu reģionu detektēšana, balstās uz LBT transformāciju. Algoritma vispārinātā blokshēma ir parādīta 4.2. attēlā, un tā darbības princips ir līdzīgs sejas detektēšanas uzdevumam, kas ir aprakstīts kopsavilkuma 3. nodaļā. Skenēšanas rezultāta piemērs MNT gadījumā ir redzams 4.3. attēlā, kur P ir varbūtības matrica. Matricas P maksimumu koordinātes nosāka acu pozīcijas sejas attēlā.

Acs zīlītes detektēšana ieejas *acs* attēlā ir pēdējais sejas centrēšanas algoritma posms, kas sastāv no četriem etapiem, kuru būtība ir shematiski parādīta 4.4. attēlā. Acs zīlītes detektors

4.1. tabula
Sejas centrēšanas algoritmu salīdzinājums

Metode:	Parametri:	$P(\eta_{eye} \leq 0.1)$
LBT+MNT (mūsu)	$K = 3, s_{L-1} = 10$	96.7%
LBT+AVM (mūsu)	$K = 3, N^{SV} = 216$	96.3%
PSEF [27]		83.0%
ASEF [6]		66.1%
Haar-like features [27], [29]		44.7%

kompensē salīdzinoši nozīmīgas detektēšanas nobīdes, kuras pieļauj LBT-balstīta acu detektēšana.

Pirmais solis acs zīlītes detektēšanas uzdevumā ir balto reģionu intensitātes inversija, kas ir nepieciešama, lai mazinātu zibspuldzes negatīvo efektu. Rezultāts tiek filtrēts ar Gausa tipa filtru. Tālāk diska formas reģions ar optimāli izvēlēto rādiusu R_{ROI} , kuru nosāka acs detektora precizitāte, tiek izvēlēts kā intereses apgabals. Intensitātes minimuma (4.4. attēls 4. bildē) koordinātes nosāka acs zīlītes pozīciju ieejas acs attēlā. Zinot acs zīlīšu koordinātes sejas attēlā, ir iespējams precizēt sejas reģiona parametrus, kas ir sejas centrēšanas uzdevuma būtība.

Izstrādātie sejas centrēšanas algoritmi tika testēti, izmantojot publiski pieejamo seju datubāzi **Color FERET** [1]. Kļūdas novērtēšanas kritērijs ir tāds pats kā sejas detektēšanas gadījumā. Tas ir aprakstīts kopsavilkuma 3. nodaļā, vienādojums (3.1). Vienīga atšķirība ir stingrākas robežas maksimāli pieļaujamai kļūdas vērtībai, kas sejas centrēšanas gadījumā ir $\eta_{eye} \leq 0.1$.

Nozīmīgo nodaļas daļu aizņem simulācijas procesu un rezultātu apraksts. Simulācijas tika veiktas ar dažādiem sejas centrēšanas sistēmas parametriem un klasifikatoriem. Nozīmīgākie rezultāti ir apkopoti 4.1. tabulā.

No 4.1. tabulas ir redzams, ka darbā izstrādātie sejas centrēšanas paņēmieni (LBT+MNT un LBT+AVM) ievērojami pārsniedz citas apskatītas metodes lokalizācijas precizitātes ziņā.

Kamēr Haar-like metode ir efektīva sejas detektēšanas uzdevumos (3.1. tabula), tā precizitātes ziņā ievērojami atpaliek no darbā izstrādātiem acu detektēšanas algoritmiem. Tas nozīmē, ka darbā piedāvātajam objektu detektēšanas algoritmu klasterim piemīt labāka vispārināšanas īpašība. PSEF un ASEF [27] metodes balstās uz korelācijas filtriem, kas ļauj panākt lielu detektēšanas sistēmas ātrdarbību, bet precizitāte joprojām nav augsta.

5. SEJAS ATPAZĪŠANA

Promocijas darba piektā nodaļa ir veltīta sejas atpazīšanas uzdevumam, kas ir pēdējais bloks automātiskajā sejas atpazīšanas sistēmā, 1.1. attēls. Atpazīšanas uzdevumus var sadalīt divās grupās: verifikācija un identifikācija [2]. Identifikācijas gadījumā sistēma nosāka personas identitāti, salīdzinot iegūto biometrisko informāciju ar datubāzē esošo. Identifikācijas uzdevums kopumā ir komplicētāks par verifikāciju, tāpēc ir primārais pētnieciskais virziens šajā nodaļā.

Vispirms tiek apskatīti nozīmīgie sasniegumi sejas atpazīšanas jomā, tai skaitā LBT balstītie algoritmi. Balstoties uz cilvēka atpazīšanas īpašībām, autori no [32] piedāvāja sekojošu sejas atpazīšanas algoritmu klasifikāciju:

- *Holistiskās metodes.* Šādas sistēmas atpazīšanas procesā izmanto veselu sejas reģiona attēlu. Viens no spilgtākiem paņēmieniem šajā jomā ir "Eigenfaces" [16], kas balstās uz Principiālo Komponentu Analīzi.
- *Parametru balstītas (strukturālas) metodes.* Atpazīšanas procesā tiek izmantota informācija par sejas parametru īpašībām, piemēram, statistiskā informācija par acīm, muti, degunu un to savstarpējas pozīcijas. Vienā no pirmajām sejas atpazīšanas sistēmām izmantoja uz parametru balstīto modeli [15]. Viens no relatīvi moderniem populāriem algoritmiem ir elastīgie grafi [30].
- *Hibrīda metodes.* Šajā gadījumā tiek izmantoti gan lokālie sejas parametri, gan sejas reģions kopumā. Šīs metodes potenciāli var nodrošināt vislielāko atpazīšanas precizitāti to statistiskas pilnvērtības dēļ. Darbā izstrādātie sejas atpazīšanas paņēmieni pieder pie šīs grupas.

Izveidotie sejas atpazīšanas algoritmi balstās uz LBT transformāciju. Telpiski bagātinātas LBT histogrammas (vienādojums (2.3)) ļauj efektīvi reprezentēt gan lokālas, gan globālas sejas īpašības, kas izstrādātas metodes ļauj attiecināt pie hibrīdas algoritmu grupas. Pirmais sejas atpazīšanas procesa etaps ir priekšapstrāde, kas sastāv no diviem posmiem:

- Ieejas attēla rotācija. Šinī posmā tiek veikta ieejas attēla rotācija ar mērķi līniju, kas savieno acis, novietot horizontālajā pozīcijā.
- Sejas reģiona noteikšana. Balstoties uz acu koordinātēm, kas tika noteiktas sejas centrēšanas posmā, no ieejas attēla tiek izgriezts sejas reģions, kuru nosaka četras koordinātes: X_{start} un Y_{start} - sejas reģiona sākumpunkti pa horizontālo un vertikālo ass attiecīgi, X_{end} un Y_{end} - sejas reģiona galapunkti pa horizontālo un vertikālo ass attiecīgi.

Parametri X_{start} , Y_{start} , X_{end} un Y_{end} tiek noteikti pēc sekojošas formulas:



5.1. att. Sejas attēlu piemēri, kas tiek izmantoti atpazīšanas procesā

$$\begin{aligned}
 X_{start} &= \max(\{1, \text{round}(X(C_R) - 0.9 \cdot d_{eye})\}), \\
 X_{end} &= \min(\{X_{max}, \text{round}(X(C_L) + 0.9 \cdot d_{eye})\}), \\
 Y_{start} &= \max\left(\left\{1, \text{round}\left(\frac{Y(C_R) + Y(C_L)}{2} - 1.4 \cdot d_{eye}\right)\right\}\right), \\
 Y_{end} &= \min\left(\left\{Y_{max}, \text{round}\left(\frac{Y(C_R) + Y(C_L)}{2} + 1.9 \cdot d_{eye}\right)\right\}\right),
 \end{aligned} \tag{5.1}$$

kur $X(C_R)$ un $X(C_L)$ ir kreisas un labas acu koordinātes pa X ass *pagrieztajā* ieejas attēlā un $Y(C_R), Y(C_L)$ ir attiecīgi Y koordinātes. X_{max} un Y_{max} ir ieejas attēla platums un augstums pikseļos. Sejas reģionu piemēri pēc priekšapstrādes ir parādīti 5.1. attēlā.

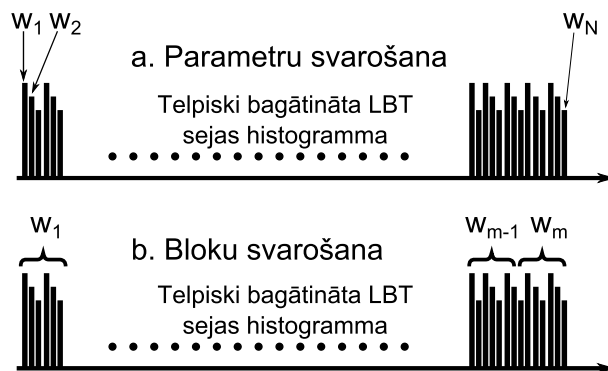
Kad priekšapstrāde ir pabeigta, tiek veikta LBT vai DMLBT transformācija, 2.2. attēls. LBT attēls tiek sadalīts $K \times K$ reģionos, lai saglabātu telpisko informāciju par objektu. Tālāk, pēc vienādojuma (2.3), tiek noteikta telpiski bagātināta histogramma ar garumu $N = K^2 \cdot 2^P$. Lai nodrošinātu reprezentējošas histogrammas neatkarību no sejas reģiona izmēra, tā tiek normalizēta, vienādojums (2.4).

Parametru vektora salīdzināšanai ar datubāzi parasti izmanto TKK metodi [4], pielietojot tādas līdzības metrikas kā histogrammu krustošana, χ^2 statistika, Eiklīda attālums u.c. TKK popularitāti biometrijas jomā var paskaidrot ar salīdzinoši nelielu apmācības piemēru skaitu katrai klasei, turklāt klašu (personu) skaits parasti ir ievērojams. Lai pārvarētu TKK klasifikatora statistisko nepilnību, darba ietvaros tika izstrādāts speciāls parametru svēršanas algoritms, kas kombinācijā ar STKK veido efektīvu multi-klašu klasifikācijas rīku.

Svaru piemeklēšanas algoritms tika paplašināts divos līmeņos: svēršana parametru līmenī un svēršana bloku līmenī, 5.2. attēls. Pielietojot svērtas attāluma funkcijas, TKK princips tiek pārveidots par STKK. Piemēram, svērto histogrammu krustošanu var pierakstīt sekojošā formā:

$$d^{fw}(\mathbf{h}^{(1)}, \mathbf{h}^{(2)}) = \sum_{i=1}^N \min(w_i h_i^{(1)}, w_i h_i^{(2)}), \tag{5.2}$$

kur d^{fw} ir attāluma vērtība, pielietojot parametru svēršanu, w_i ir svars parametram h_i .



5.2. att. Svorošanas principu vizualizācija parametru (a) un bloku (b) līmeņos

$$d^{bw}(\mathbf{h}^{(1)}, \mathbf{h}^{(2)}) = \sum_j \sum_i \min(w_j h_{i,j}^{(1)}, w_j h_{i,j}^{(2)}), \quad (5.3)$$

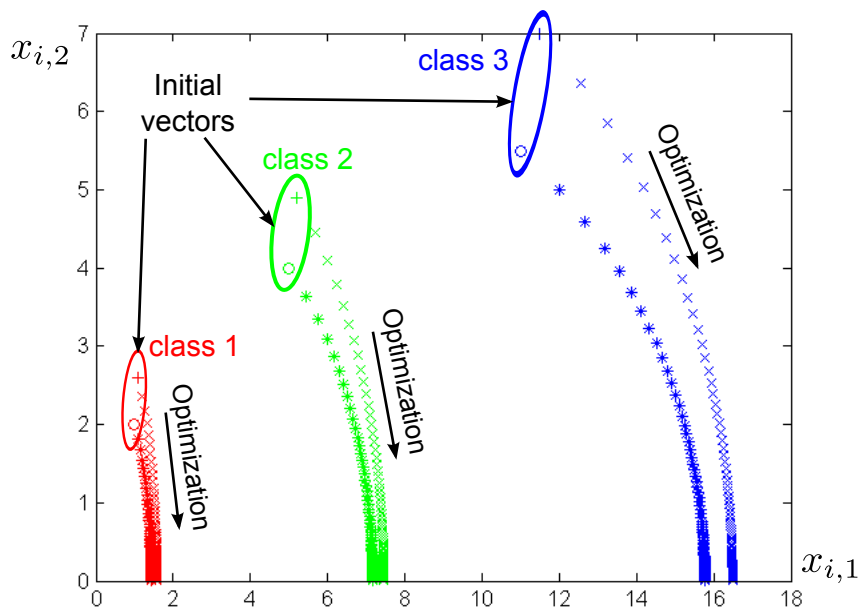
kur d^{bw} ir attāluma vērtība, pielietojot bloku svēršanu, i - parametra numurs blokā j . Eksperimentālajā daļā tika pārbaudīts, ka svērtā histogrammu krustošana STKK klasifikatorā nodrošina vislabāko sejas atpazīšanas precizitāti salīdzinājumā ar pārējām līdzības metrikām.

Darbā izstrādātais iteratīvais svaru piemeklēšanas algoritms apmācības ceļā piemeklē svarus ar mērķi samazināt attālumu starp piemēriem, kas pieder vienai klasei, un telpā attālināt dažādas klases (personas). No lietotāja viedokļa algoritms var pildīt divas lietderīgas funkcijas:

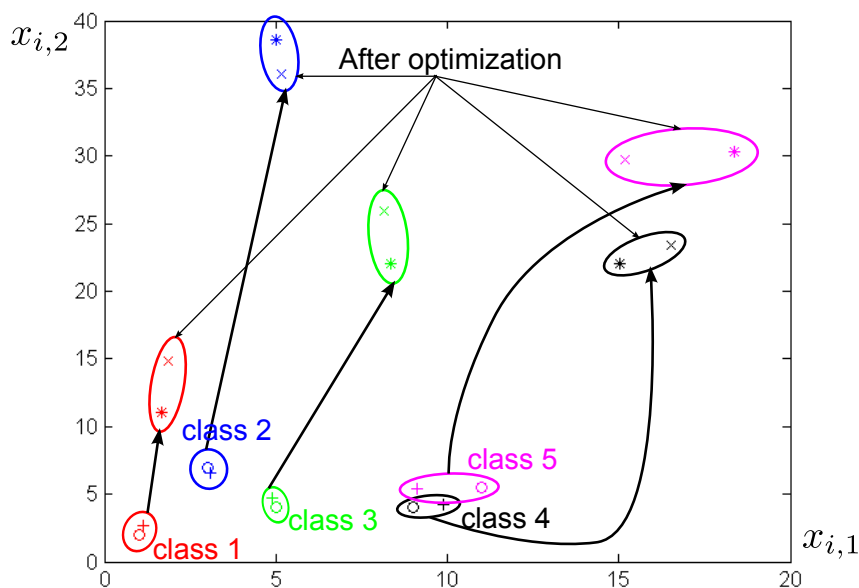
- Nestabilu parametru / datu kompresija,
- Uzlabot STTK klasifikatora atpazīšanas precizitāti, apmācības procesā piemeklējot svara koeficientus katram parametram.

Aplūkosim augstākminēto principu būtību uz vienkāršotiem piemēriem. Pieņemsim, ka klasifikācijas uzdevumā ir trīs klases/personas ($M = 3$) un katru apmācības piemēru apraksta tikai divi parametri/koordinātes $N = 2$. Šinī gadījumā katru piemēru var reprezentēt kā punktu 2D telpā, apzīmējumi "o" un "+" 5.3. attēlā. Apmācības piemēru skaits katrai klasei ir divi: $\mathbf{x}_i^{(1)}$ and $\mathbf{x}_i^{(2)}$, kur $i = \{1, 2, \dots, M\}$ ir klases numurs. Tālāk tiek pielietots darbā izstrādātais parametru svēršanas algoritms, kas iteratīvi piemeklē koeficientus $\{w_1, w_2\}$ katrai koordinātei $\{x_{i,1}, x_{i,2}\}$ parametru vektorā. Optimizācijas ceļš ir parādīts 5.3. attēlā ar bulītiņu. Sākotnējās koeficientu vērtības bija $\{w_1 = 1, w_2 = 1\}$ un vērtības pēc optimizācijas ir $\{w_1 = 1.43, w_2 = 0\}$. Visi apmācības vektori tika uzprojicēti uz horizontālās ass ($w_2 = 0$), jo parametrs $x_{i,2}$ nav stabils (klases ir izstieptas vertikāli). Šajā gadījumā algoritms nostrādāja kā datu kompresors, saglabājot atpazīšanas precizitāti 100% līmenī.

Tagad aplūkosim nedaudz komplicētāku piemēru ar piecām klasēm un 2D parametru vektoriem: $M = 5$ un $N = 2$. Apmācības piemēru skaits katrai klasei joprojām ir divi: $\mathbf{x}_i^{(1)}$ un $\mathbf{x}_i^{(2)}$, kur $i = \{1, 2, \dots, M\}$ ir klases numurs. Tagad sākotnējie iekš- klašu apmācības piemēri (apzīmējumi "o" un "+", 5.4. attēls) ir izkliedēti gan vertikālajā, gan horizontālajā virzienos. Tas



5.3. att. Svaru piemeklēšanas procesa vizualizācija 2D parametru telpā; klašu skaits ir $M = 3$



5.4. att. Svaru piemeklēšanas procesa vizualizācija 2D parametru telpā; klašu skaits ir $M = 5$

nozīmē, ka atrast triviālu risinājumu ar vienu nulles svaru nav iespējams. Pielietojot parametru svēršanas algoritmu, tika iegūtas sekojošas svaru vērtības: ($w_1 = 1.67, w_2 = 5.51$). Optimizācijas rezultāts tiek parādīts 5.4. attēlā. Pieņemsim, ka sākotnējie piemēri, kas ir apzīmēti ar "+" simboliem, tiek glabāti datubāzē, bet "o" - apzīmētie paraugi ir nezināmie parametru vektori, kas tiek padoti klasifikācijas algoritmam. Pirms optimizācijas atpazīšanas precizitāte ir $P(w_1 = 1, w_2 = 1) = 3/5 = 60\%$. Pēc optimizācijas datubāzes paraugi tiek apzīmēti ar "x", un testējamie paraugi tiek apzīmēti ar "*". Šinī gadījumā klasifikācijas precizitāte ir $P(w_1 = 1.67, w_2 = 5.51) = 5/5 = 100\%$. Atpazīšanas precizitātes uzlabojums ir acīmredzams: $P(\text{NNC}) = 60\%$ un $P(\text{WNNC}) = 100\%$.

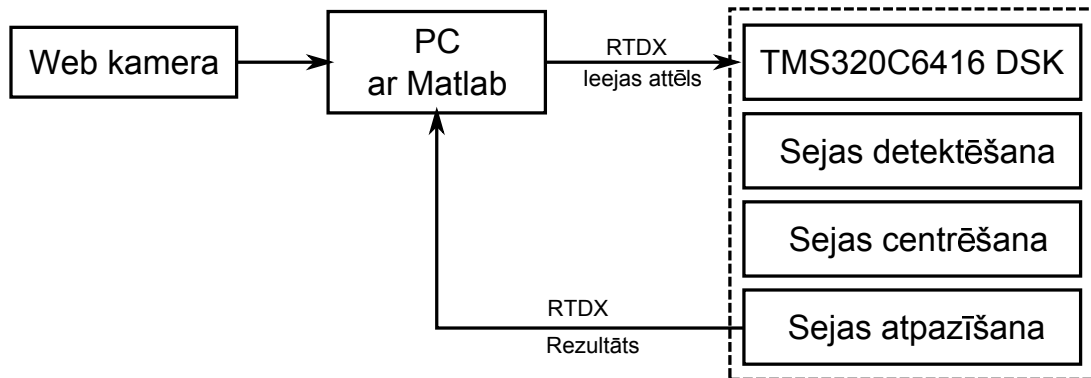
5.1. tabula
Sejas atpazīšanas algoritmu salīdzinājums (**fa** un **fb** kopas no color FERET)

Metode:	Parametri:	$P_I(\%)$
DMLBT + MF + EPS + IBS + PKA Izstrādāts promocijas darba ietvaros	$N = 731$ Histogrammu krustošana	99.1
DMLBT + MF + EPS + IBS Izstrādāts promocijas darba ietvaros	$N = 16384$ Histogrammu krustošana	99.2
DMLBT, mūsu realizācija [8]	$L_{DMLBT} = 11, K = 8, P = 8,$ $n_R = 3, \text{ histogrammu krustošana}$	96.8
DMLBT + LDA [8] (testēts uz FERET)		98.9
DMLBT [8] (testēts uz FERET)	Histogrammu krustošana	95.6
LBT + EPS + IBS	Histogrammu krustošana	98.9
LBT, mūsu realizācija [4]	$K = 8, P = 8, R = 3$ Histogrammu krustošana	95.8
LBT + EPS [4] (testēts uz FERET)		97.0
LBT [4] (testēts uz FERET)		93.0
PKA [12]	L1-metric	82.3
ICA [12]	L2-metric	81.5
LDA [12]	L2-metric	82.8

Darbā izstrādātais sejas atpazīšanas algoritms tika testēts uz Color FERET seju datubāzes, izmantojot datubāzes apakškopas **fa** un **fb**, kas satur frontālus sejas attēlus. Divas neatkarīgas attēlu kopas ir parasti nepieciešamas sejas atpazīšanas algoritmu testēšanai - *galerijas kopa* un *testēšanas kopa*. Galerijas kopa satur informāciju par zināmām personām. Testēšanas kopā tiek glabāti nezināmie sejas attēli, kuras padod atpazīšanas algoritmam. Kopa **fa** tiek uzskatīta par *galerijas kopa* un **fb** ir *testēšanas kopa* [25]. Personu skaits datubāzē ir $M = 993$. Kopās **fa** un **fb** no indivīdiem tika prasīts mainīt sejas izteiksmi. Salīdzinot testa attēlus ar galerijas kopā esošiem paraugiem, var secināt, cik bieži (ar kādu varbūtību) identitāte ir noteikta pareizi. Šo algoritma vērtējumu sauc par korektas identifikācijas varbūtību P_I . Tests tika veikts pie nosacījuma, ka datubāzē glabājas paraugi katrai personai no testēšanas kopas.

Nozīmīgo nodaļas daļu aizņem simulācijas procesu un rezultātu apraksts. Galvenie rezultāti ir apkopoti 5.1. tabulā. No tabulas ir redzams, ka, darbā izstrādātie sejas atpazīšanas algoritmi (piemēram, DMLBT + MF + EPS + IBS), pārsniedz citas apskatītas metodes identifikācijas precizitātes ziņā.

6. AUTOMĀTISKAS SEJAS ATPAZĪŠANAS SISTĒMAS REALIZĀCIJA SIGNĀLPROCESORĀ



6.1. att. Automātiskas uz signālprocesora - balstītas sejas atpazīšanas sistēmas bloku diagramma

Promocijas darba noslēdzošā nodaļa ir veltīta automātiskas sejas atpazīšanas sistēmas realizācijai signālprocesorā. Svarīgie aspekti sejas atpazīšanas sistēmu jomā ir ne tikai algoritmu precizitāte, bet arī sistēmas energoefektivitāte un cena. Iegultie risinājumi šajā gadījumā ir laba izvēle. Darbā izstrādātais sejas atpazīšanas sistēmas risinājums balstās uz iegultas platformas ar TMS320C6416 signālprocesoru. Sasniegtie rezultāti norāda uz LBT - balstīta sejas atpazīšanas algoritma pielietojamību iegultajās sistēmās.

Nodaļas sākumā tika apskatīti daži sejas atpazīšanas sistēmu iegultie risinājumi. Uzmanība tika pievērsta gan eksperimentāliem, gan komerciāliem izstrādājumiem.

Nozīmīgo nodaļas daļu sastāda sejas atpazīšanas algoritma apraksts, kas sastāv no trim posmiem: sejas detektēšana, sejas centrēšana un sejas atpazīšana. Visi algoritma funkcionālie bloki balstās uz LBT transformāciju un ir aprakstīti publikācijā [21]. Algoritmiskas detaļas šeit netiek sniegtas.

Izstrādāta sejas atpazīšanas sistēma balstās uz TMS320C6416 DSK izstrādes rīka, kas satur TMS320C6416 fixed-point signālprocesoru ar CPU frekvenci 600 MHz, ārējo 512 Kbytes Flash-tipa atmiņu. Sistēmas bloku diagramma ir parādīta 6.1. attēlā. Sistēma sastāv no sekojošiem blokiem: web-kamera, dators ar Matlab programmatūru un TMS320C6416 DSK. Bloku funkcionalitāte ir sekojoša:

Web kamera tiek izmantota ieejas sejas attēlu iegūšanai. **Dators ar Matlab programmatūru.** Dators pilda trīs pamatfunkcijas: lietotāja saskarne ar sistēmu, komunikācija ar signālprocesoru un rezultāta vizualizācija lietotājam draudzīgajā formātā. Komunikācijai ar signālprocesoru tika izmantots RTDX interfeiss. Matlab programmatūra nodrošināja RTDX interfeisa atbalstu datora pusē. **TMS320C6416 DSK** ir galvenais apstrādes elements, kas izpilda visus automātiskas sejas atpazīšanas sistēmas algoritmiskus posmus: sejas detektēšanu, sejas centrēšanu un sejas atpazīšanu.

6.1. tabula
Automātiskas sejas atpazīšanas sistēmas veiktspējas apkopojums

	CPU cikli ($\times 10^6$)	Izpildes laiks (CPU ar 600 MHz)
LBT transformācija	658	1.10 sekundes
Sejas detektēšana	314	0.52 sekundes
Sejas centrēšana	1137	1.90 sekundes
Sejas atpazīšana	167	0.28 sekundes

Sistēmas bloku izpildes laiki ir apkopoti 6.1. tabulā. Šajā gadījumā ieejas attēla izšķirtspēja ir 460×614 pikseli, attēlu skaits datubāzē ir 100.

Darba ietvaros izstrādātā iegultā sistēma norāda uz LBT-balsfīta automātiska sejas atpazīšanas algoritma pielietojamību iegultajos risinājumos. Algoritmam piemīt arī paralelizēšanas iespējas, tas nozīme, ka FPGA un daudz kodolu signālprocesoru izmantošana var ievērojami samazināt izpildes laiku.

Literatūras saraksts

- [1] *The Color FERET Database*. <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/colorferet.cfm/>.
- [2] Biometrics testing and statistics. Technical report, National Science and Technology Council. Subcommittee on Biometrics, 2006.
- [3] Yael Adini, Yael Moses, and Shimon Ullman. Face recognition: the problem of compensating for changes in illumination direction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19:721--732, 1997.
- [4] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen. Face recognition with local binary patterns. *Computer Vision, ECCV 2004 Proceedings, Lecture Notes in Computer Science 3021, Springer*, pages 469--481, 2004.
- [5] Volker Blanz and Thomas Vetter. A morphable model for the synthesis of 3d faces. In *SIGGRAPH*, pages 187--194, 1999.
- [6] David S. Bolme, Bruce A. Draper, and J. Ross Beveridge. Average of synthetic exact filters. In *CVPR*, pages 2105--2112. IEEE, 2009.
- [7] P. Campadelli, R. Lanzarotti, and G. Lipori. Eye localization: a survey. In *The Fundamentals of Verbal and Non-verbal Communication and the Biometrical Issue*. NATO Science Series, 2007.
- [8] C. H. Chan. *Multi-scale Local Binary Pattern Histogram for Face Recognition*. PhD thesis, Centre for Vision, Speech and Signal Processing School of Electronics and Physical Sciences University of Surrey, 2008.
- [9] Chi-Ho Chan, Josef Kittler, and Kieron Messer. Multi-scale local binary pattern histograms for face recognition. In Seong-Whan Lee and Stan Z. Li, editors, *ICB*, volume 4642 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 809--818. Springer, 2007.
- [10] T. F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor. Active appearance models. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 23(6):681--685, 2001.
- [11] Ángel de la Torre, Antonio M. Peinado, Antonio J. Rubio, José C. Segura, and M. Carmen Benítez. Discriminative feature weighting for hmm-based continuous speech recognizers. *Speech Communication*, 38(3-4):267--286, 2002.
- [12] Kresimir Delac, Mislav Grgic, and Sonja Grgic. Independent comparative study of pca, ica, and lda on the feret data set, 2004.

- [13] R. Fuksis, M. Greitans, O. Nikisins, and M. Pudzs. Infrared imaging system for analysis of blood vessel structure. *Elektronika ir Elektrotechnika*, (1):45--48, 2010.
- [14] Oliver Jesorsky, Klaus J. Kirchberg, and Robert Frischholz. Robust face detection using the hausdorff distance. In Josef Bigün and Fabrizio Smeraldi, editors, *AVBPA*, volume 2091 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 90--95. Springer, 2001.
- [15] Takeo Kanade. Picture processing system by computer complex and recognition of human faces. In *doctoral dissertation, Kyoto University*. November 1973.
- [16] M. Kirby and L. Sirovich. Application of the karhunen-loeve procedure for the characterization of human faces. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 12(1):103--108, January 1990.
- [17] Aleix M. Martínez. Recognizing imprecisely localized, partially occluded, and expression variant faces from a single sample per class. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 24(6):748--763, 2002.
- [18] Iain Matthews, Jing Xiao, and Simon Baker. 2d vs. 3d deformable face models: Representational power, construction, and real-time fitting. *International Journal of Computer Vision*, 75(1):93--113, 2007.
- [19] O. Nikisins and M. Greitans. Local binary patterns and neural network based technique for robust face detection and localization. In Arslan Brömme and Christoph Busch, editors, *BIOSIG*, pages 1--6. IEEE, 2012.
- [20] O. Nikisins and M. Greitans. A mini-batch discriminative feature weighting algorithm for lbp - based face recognition. *Proceedings of IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST 2012)*, pages 170--175, July 2012.
- [21] O. Nikisins and M. Greitans. Reduced complexity automatic face recognition algorithm based on local binary patterns. *Proceedings of 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP 2012)*, pages 447--450, April 2012.
- [22] O. Nikisins, M. Greitans, R. Fuksis, M. Pudzs, and Z. Serzane. Increasing the reliability of biometric verification by using 3d face information and palm vein patterns. In Arslan Brömme and Christoph Busch, editors, *BIOSIG*, volume 164 of *LNI*, pages 133--138. GI, 2010.
- [23] T. Ojala, M. Pietikainen, and D. Harwood. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions. *Pattern Recognition* 29, pages 51--59, 1996.
- [24] T. Ojala, M. Pietikainen, and T. Maenpaa. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24, pages 971--987, 2002.

- [25] P. Jonathon Phillips, Hyeonjoon Moon, Syed A. Rizvi, and Patrick J. Rauss. The feret evaluation methodology for face-recognition algorithms. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 22(10):1090--1104, 2000.
- [26] Matti Pietikainen, Abdenour Hadid, Guoying Zhao, and Timo Ahonen. *Computer Vision Using Local Binary Patterns*. Computational Imaging and Vision. Springer, Dordrecht, 2011.
- [27] Vitomir Struc, Jerneja Zganec-Gros, and Nikola Pavesic. Principal directions of synthetic exact filters for robust real-time eye localization. In Claus Vielhauer, Jana Dittmann, Andrzej Drygajlo, Niels Christian Juul, and Michael C. Fairhurst, editors, *BIOID*, volume 6583 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 180--192. Springer, 2011.
- [28] Ninad Thakoor, Sungyong Jung, and Jean Gao. Hidden markov model based weighted likelihood discriminant for minimum error shape classification. In *ICME*, pages 342--345. IEEE, 2005.
- [29] P. A. Viola and M. J. Jones. Robust real-time face detection. *International Journal of Computer Vision*, 57(2):137--154, 2004.
- [30] Laurenz Wiskott, Jean-Marc Fellous, Norbert Krüger, and Christoph Von Der Malsburg. Face recognition by elastic bunch graph matching. *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, 19:775--779, 1997.
- [31] M. H. Yang, D. J. Kriegman, and N. Ahuja. Detecting faces in images: A survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24:34--58, 2002.
- [32] Wen-Yi Zhao, Rama Chellappa, P. Jonathon Phillips, and Azriel Rosenfeld. Face recognition: A literature survey. *ACM Comput. Surv.*, 35(4):399--458, 2003.