



VILNIAUS GEDIMINO
TECHNIKOS UNIVERSITETAS
ELEKTRONIKOS FAKULTETAS
ELEKTRONINIŲ SISTEMŲ KATEDRA

Egidijus ŠATKAUSKAS

VEIDO STEBĖSENA IR NAUJUMO VAIZDE VERTINIMAS
FACE MONITORING AND IMAGE NOVELTY EVALUATION

Magistro baigiamasis darbas

Elektronikos studijų programa, valstybinis kodas 621H61003

Kompiuterizuotų elektroninių sistemų specializacija

Elektronikos inžinerijos studijų kryptis

VILNIAUS GEDIMINO TECHNIKOS UNIVERSITETAS
ELEKTRONIKOS FAKULTETAS
ELEKTRONINIŲ SISTEMŲ KATEDRA

TVIRTINU
Katedros vedėjas

(parašas)
Prof. dr. D. Navakauskas
2018 m. _____ mėn. ____ d.

Egidijus ŠATKAUSKAS

VEIDO STEBĖSENA IR NAUJUMO VAIZDE VERTINIMAS
FACE MONITORING AND IMAGE NOVELTY EVALUATION

Magistro baigiamasis darbas

Elektronikos studijų programa, valstybinis kodas 621H61003

Kompiuterizuotų elektroninių sistemų specializacija

Elektronikos inžinerijos studijų kryptis

Vadovas

prof. dr. D. Navakauskas

(pedag. vardas, moksl. laipsnis, vardas, pavardė) _____ (parašas) (data)

Lietuvių kalbos konsultantas

lekt. dr. A. Gaidienė

(pedag. vardas, moksl. laipsnis, vardas, pavardė) _____ (parašas) (data)

Vilniaus Gedimino technikos universitetas Elektronikos fakultetas Elektroninių sistemų katedra	ISBN ISSN Egz. sk. Data-.....-.....
Antrosios pakopos studijų Elektronikos inžinerijos programos magistro baigiamasis darbas Pavadinimas Veido stebėseną ir naujumo vaizde vertinimas Autorius Egidijus Šatkauskas Vadovas Dalius Navakauskas	
Kalba: lietuvių	
Anotacija Baigiamojo magistro darbo tikslas – ištirti atrinktų realiojo laiko veido stebėsenos algoritmų galimybes aptikti ir įvertinti naujumą. Šią užduotį sudaro: veido aptikimas, jo sekimas, akių ir burnos aptikimas, tarpantakio srities išskyrimas, klasifikavimas ir nuovargio lygio įvertinimas. Atlikta metodų, kurie tinka esamai problemai spręsti, literatūros apžvalga. Suprojektuota sistema, ištirtas jos našumas ir tikslumo priklausomybė nuo aplinkos veiksnių, pateiktos išvados ir rekomendacijos. Darbą sudaro 6 dalys: įvadas, naujumo veide stebėsenos technologijų analitinė apžvalga, veido bruožų aptikimo ir naujumo vertinimo metodų analizė, realiojo laiko veido stebėsenos ir naujumo vertinimo sistemos mokymas, realiojo laiko veido stebėsenos ir naujumo vertinimo sistemos rezultatai, apibendrinimas ir išvados, literatūros sąrašas. Darbo apimtis – 41 p. teksto be priedų, 22 iliustr., 7 lent., 52 bibliografiniai šaltiniai. Atskirai pridedami darbo priedai.	
Prasminiai žodžiai: vaizdo technologija, veido sekimas, SVM klasifikatorius, HOG bruožai, nuovargio lygio įvertinimas, akių aptikimas, žiovalio aptikimas, neraiškioji logika.	

Vilnius Gediminas Technical University
Faculty of Electronics
Department of Electronic Systems

ISBN	ISSN
Copies No.	
Date-.....-.....	

Master Degree Studies **Electronics Engineering** study programme Master Graduation Thesis

Title	Face Monitoring and Image Novelty Evaluation
-------	--

Author	Egidijus Šatkauskas
--------	---------------------

Academic supervisor	Dalius Navakauskas
---------------------	---------------------------

Thesis language: Lithuanian

Annotation

The main objective of this master thesis is to select chosen real time face monitoring opportunities to detect a face and evaluate a novelty. It consists of: face detection, its tracking, eye and mouth detection, glabella extraction, classification, fatigue level evaluation. Literature review of suitable methods is prepared. A system was designed, its performance and its dependency on the environmental factors were investigated, proposals for system performance improvement were described.

Structure: introduction, analytical review of the novelty monitoring of the face, face features detection and novelty evaluation analysis, real time face monitoring and novelty evaluation system training, real time face monitoring and novelty evaluation system results, generalization, conclusions, references.

This thesis consists of: 41p. text without appendixes, 22 pictures, 7 tables, 52 bibliographical entries. Appendixes included.

Keywords: image technology, face tracking, SVM classifier, HOG features, fatigue level evaluation, eyes detection, yawn detection, fuzzy logic.

Vilniaus Gedimino technikos universiteto egzaminų
sesijų ir baigiamųjų darbų rengimo bei gynimo
organizavimo tvarkos aprašo 2011–2012 m. m.
2 priedas

(Baigiamojo darbo sąžiningumo deklaracijos forma)

VILNIAUS GEDIMINO TECHNIKOS UNIVERSITETAS

Egidijus Šatkauskas, 20151426

(Studento vardas ir pavardė, studento pažymėjimo Nr.)

Elektronikos

(Fakultetas)

Elektronikos inžinerija, EKSFM-16

(Studijų programa, akademinė grupė)

**BAIGIAMOJO DARBO (PROJEKTO)
SĄŽININGUMO DEKLARACIJA**

20 m. _____ d.
(Data)

Patvirtinu, kad mano baigiamasis darbas (projektas) tema Veido stebėsena ir naujumo
vaizde vertinimas

patvirtintas 20 _____ m. _____ d. dekanu potvarkiu Nr. _____, yra
savarankiškai parašytas. Šiame darbe (projekte) pateikta medžiaga nėra plagijuota. Tiesiogiai ar
netiesiogiai panaudotos kitų šaltinių citatos pažymėtos literatūros nuorodose.

Prenkant ir įvertinant medžiagą bei rengiant baigiamąjį darbą (projektą), mane konsultavo
mokslininkai ir specialistai: _____

Mano darbo (projekto) vadovas prof. dr. Dalius Navakauskas

Kitų asmenų indėlio į parengtą baigiamąjį darbą (projektą) nėra. Jokių įstatymų nenumatytų
piniginių sumų už šį darbą niekam nesu mokėjęs (-usi).

(Parašas)

EGIDIJUS ŠATKAUSKAS

(Vardas ir pavardė)

(the document of Declaration of Authorship in the Final Degree Project)

VILNIUS GEDIMINAS TECHNICAL UNIVERSITY

Egidijus Šatkauskas, 20151426

(Student's given name, family name, certificate number)

Faculty of Electronics

(Faculty)

Electronics engineering

(Study programme, academic group no.)

**DECLARATION OF AUTHORSHIP
IN THE FINAL DEGREE PROJECT**

(Date)

I declare that my Final Degree Project entitled Face Monitoring and Image Novelty Evaluation_____

_____ is entirely my own work. The title was confirmed on _____ by Faculty Dean's order

(Date)

No. _____. I have clearly signalled the presence of quoted or paraphrased material and referenced all sources.

I have acknowledged appropriately any assistance I have received by the following professionals/advisers:_____

_____ The academic supervisor of my Final Degree Project is prof. dr. Dalius Navakauskas_____.

No contribution of any other person was obtained, nor did I buy my Final Degree Project.

(Signature)

EGIDIJUS ŠATKAUSKAS

(Given name, family name)

TURINYS

Įvadas	8
Darbo aktualumas ir tikslas	8
Darbo uždaviniai	8
Naudoti tyrimo ir analizės metodai	8
Darbo naujumas ir praktinė nauda	9
Darbo struktūra	9
1. Naujumo veide stebėsenos technologijų analitinė apžvalga	10
1.1. Veido bruožai ir jų atpažinimo vaizduose technologijos	10
1.1.1. Veido bruožų taksonomija	10
1.1.2. Veido bruožų nustatymo būdai	11
1.2. Veido bruožais grįsto naujumo nustatymo ir įvertinimo algoritmai bei jų vieta	14
1.2.1. Žmogaus būsenos charakterizavimas	14
1.2.2. Bruožų pokyčio ir naujumo nustatymo metodai	15
1.3. Tarpantakio raukšlių atpažinimas ir jo reikšmė bei sąsaja su žmogaus nuovargiu	17
1.4. Skyriaus apibendrinimas	20
2. Veido bruožų aptikimo ir naujumo vertinimo metodų analizė	22
2.1. Veido bruožų aptikimas naudojant Viola-Joneso algoritmą	22
2.1.1. Haaro bruožai	22
2.1.2. Integralinio vaizdo kūrimas	23
2.1.3. Klasifikatorių kaskados	24
2.2. Veido sekimas	25
2.3. Naujumo vertinimas atraminių vektorių klasifikatoriais	26
2.4. Sistemos struktūros sudarymas	27
2.5. Skyriaus apibendrinimas	28
3. Realiojo laiko veido stebėsenos ir naujumo vertinimo sistemos mokymas	29
3.1. Priemonės ir sistemos kūrimo aplinka	29
3.2. Veido bruožų rinkinio sudarymas	29
3.3. Atraminių vektorių mašinų mokymas nuovargio požymiams identifikuoti	31
3.4. Nuovargį charakterizuojančių parametrų analizė ir nustatymas nuovargio lygiui vertinti	31
3.5. Neraiškiosios logikos klasifikatoriaus nuovargio lygiui vertinti sudarymas	32
3.6. Skyriaus apibendrinimas	34
4. Realiojo laiko veido stebėsenos ir naujumo vertinimo sistemos tyrimo rezultatai	35
4.1. Veido bruožų būsenos įvertinimo tikslumo priklausomybė nuo veido atstumo iki kameros	35
4.2. Veido bruožų būsenos įvertinimo tikslumo priklausomybė nuo apšvietimo	36
4.3. Sistemos tikslumo lyginimas su kitais darbais	37
4.4. Sistemos našumo tyrimas	38
4.5. Skyriaus apibendrinimas	40
Apibendrinimas. Išvados	41
Literatūra	43
Priedai	46
Priedas A. Programos kodo CD	46
Priedas B. Pranešimo 21-oje Lietuvos jaunųjų mokslininkų konferencijoje pažymos kopija	47
Priedas C. 21-osios Lietuvos jaunųjų mokslininkų konferencijos geriausio pranešėjo diplomo kopija	48

ILIUSTRACIJŲ SĄRAŠAS

1.1 pav.	Tarpantakio raukšlės [24]	17
2.1 pav.	Haaro tipo filtrų pavyzdžiai [41]	22
2.2 pav.	Integralinio vaizdo panaudojimas stačiakampio ploto intensyvumo sumai apskaičiuoti... 23	
2.3 pav.	Haaro tipo filtrų pritaikymas veidui aptikti [42]	24
2.4 pav.	Dvi skirtingos klasės ir tiesės (H1 neatskiria klasių, H2 atskiria nežymiai, H3 atskiria optimaliai) [44]	26
2.5 pav.	Sistemos struktūros sudarymas.....	27
3.1 pav.	Atmerktų (kairėje) ir užmerktų (dešinėje) akių pavyzdžiai.....	30
3.2 pav.	Užvertų (kairėje) ir plačiai atvertų (dešinėje) burnų pavyzdžiai	30
3.3 pav.	Tarpantakio sritis esant neutraliai būsenai (kairėje) ir esant surauktiems antakiams (dešinėje).....	30
3.4 pav.	„Matlab“ programos „Fuzzy Logic Designer“ langas.....	32
3.5 pav.	Maksimalios akių užmerkimo trukmės „Membership“ funkcija.....	33
3.6 pav.	Žiovalio „Membership“ funkcija	33
3.7 pav.	Tarpantakio srities „Membership funkcija“	33
3.8 pav.	Akių mirksėjimo dažnio „Membership“ funkcija	34
3.9 pav.	Išėjimo funkcijų grafikai	34
3.10 pav.	Taisyklių sąrašas „Matlab“ programos lange nuovargio lygiui vertinti	35
4.1 pav.	Trys situacijos esant skirtingiems atstumams nuo veido iki kameros (iš kairės į dešinę atitinkamai: 40 cm, 70 cm ir 110 cm).....	36
4.2 pav.	Vaizdo sraute aptiktas veidas esant skirtingoms apšvietoms. Iš kairės į dešinę: 38 lx, 60 lx, 76 lx, 128 lx, 256 lx.	37
4.3 pav.	„Galactica Luxmeter“ programa matuojama apšvieta.....	38
4.4 pav.	Eksperimento metu lokalizuota burnos sritis	38
4.5 pav.	Eksperimento metu aptiktos akys – atmerktos (kairėje) ir užmerktos (dešinėje).....	39
4.6 pav.	Užfiksuotas veidas eksperimento metu, kai $E = 256 \text{ lx}$	40

ŽYMENYS IR SUTRUMPINIMAI

E – apšvieta, lx

T – tikslumas, %

AB – akių būseną

BA – burnos aptikimas

BB – burnos būseną

HOG (angl. *Histogram of Oriented Gradients*) – orientuotų gradientų histograma

KLT – Kanadeo-Lucaso-Tomasio bruožų sekimo algoritmas

KN (angl. *FN, False Negative*) – klaidingas neigiamas

KT (angl. *FP, False Positive*) – klaidingas teigiamas

SVM (angl. *Support Vector Machine*) – atraminių vektorių mašina, klasifikatorius

TN (angl. *TN, True Negative*) – teisingas neigiamas

TSB – tarpantakio srities būseną

TSI – tarpantakio srities išskyrimas

TT (angl. *TP, True Positive*) – teisingas teigiamas

Trapmf (angl. *trapezoidal-shaped membership function*) – trapecijos formos narystės funkcija

VA – veido aptikimas

VGA (angl. *Video Graphics Array*) – vaizdo grafikos matrica (640×480 vaizdo taškų raiška)

VS – veido sekimas

IVADAS

Darbo aktualumas ir tikslas

Pastaruoju metu vis didėjant transporto srautui visame pasaulyje kasmet keliuose žūsta tūkstančiai žmonių. Viena iš priežasčių – vairuotojų (ypač vilkikų) ilgos darbo valandos ir dėl to atsiradęs nuovargis, kuris kartais lemia užmigimą prie vairo. Šiai problemai spręsti yra kuriamos technologijos, leidžiančios stebėti vairuotojo veidą ieškant jame tam tikro naujumo – atsiradusių nuovargio požymių.

Stebint ir analizuojant žmogaus veidą dažniausiai tenka aptikti akis, nosį ir burną. Nors jau parašyta daugybė mokslinių straipsnių, pristatomi vis geresni modeliai bei algoritmai šioms žmogaus veido dalims aptikti bei jų būsenoms nustatyti, tačiau ši tema vis tebėra aktuali, nes kol kas tobulos sistemos nėra sukurta.

Darbo tikslas – ištirti atrinktų realiojo laiko veido stebėsenos algoritmų galimybes aptikti ir įvertinti naujumą.

Darbo uždaviniai

1. Atlikti realiojo laiko veido stebėsenos technologijų analitinę literatūros apžvalgą siekiant apibūdinti naujumą praktikoje svarbiomis charakteristikomis ir atrinkti metodus, tinkamus naujumui aptikti ir įvertinti.
2. Išsiaiškinti atrinktus veido bruožų aptikimo ir naujumo vertinimo metodus ir sudaryti realiojo laiko veido stebėsenos ir naujumo vertinimo sistemos sudėtinį algoritmą.
3. Ištirti sudėtinį realiojo laiko veido stebėsenos ir naujumo vertinimo algoritmą ir parengti jo praktinio taikymo rekomendacijų.

Naudoti tyrimo ir analizės metodai

Sistemos veikimo rezultatas įvertintas atliekant kiekybinius atskirų jos dalių tyrimus. Taikyta statistinė analizė, signalų apdorojimas, požymių išskyrimas ir jų klasifikavimas atraminių vektorių mašinomis. Naujumui tirti pritaikyta neraiškioji logika. Analizuotas sąryšis tarp veido bruožų ir nuovargio. Naudojant „Matlab“ programos funkciją „tic toc“ įvertinta visos sistemos ir atskirų jos etapų sparta. Ištirta, kaip sistemos tikslumą lemia aplinkos veiksniai – atstumas nuo veido iki kameros, apšvietos dydis. Sukurtos sistemos rezultatai pateikti lentelių pavidalu, jie palyginti su kitų autorių rezultatais.

Darbo naujumas ir praktinė nauda

Šiame darbe sukurta sistema, gebanti realiuoju laiku iš veido bruožų parametrų pokyčių įvertinti naujumą – pakitusį žmogaus nuovargio lygį. Analizuota ne tik burnos ir akių, bet ir tarpantakio sritis, joje atsiradusias raukšles laikant naujumo (nuovargio atsiradimo) faktoriumi. Kol kas mokslinių straipsnių, kuriuose būtų analizuojama ši sritis, siekiant įvertinti nuovargį kaip naujumą, beveik nėra [23].

Tokios sistemos praktinė nauda ir pritaikymo galimybės – didelės. Sistema gali būti pritaikyta ten, kur reikalaujama budrumo, greitos reakcijos, atsakingumo, pvz., kamera, patalpinta tiesiai prieš vairuotojo veidą galėtų jį filmuoti, o aptikus nuovargio požymių ar vairuotojui užmigus – galėtų būti paskelbtas garsinis pavojaus signalas. Taip pat sistemą būtų galima pritaikyti skrydžių valdymo centruose, apsaugos, stebėjimo postuose ir t. t.

Darbo struktūra

Darbas sudarytas iš keturių pagrindinių skyrių. Pirmame skyriuje aprašyti uždavinių ir problemų galimi sprendimo būdai bei algoritmai, taip pat išvardyti jų privalumai ir trūkumai. Atrinkti labiausiai tinkantys metodai. Jie išsamiau aprašyti antrame skyriuje. Trečią skyrių sudaro sistemos kūrimo ir apmokymo ypatumų pristatymas. Ketvirtame skyriuje pateikiamas sistemos veikimo tyrimo rezultatas, pateikiamos išvados, galimi sistemos patobulinimo būdai ir rekomendacijos.

1. NAUJUMO VEIDE STEBĖSENOS TECHNOLOGIJŲ ANALITINĖ APŽVALGA

Naujumas – tai naujas dalykas, naujybė. Tai gali būti nauja būseną, originalumas, neįprastumas. Stebint žmogaus veidą naujumas gali būti tiek galvos pasukimai, tiek akių mirksniai, tiek veido mimikų pokyčiai, kas gali daryti įtaką vienokių ar kitokių laikinų raukšlių atsiradimui. Taip pat egzistuoja daug kitų variantų, tačiau šiame darbe pagrindinis dėmesys bus skiriamas burnos, akių sričiai, tarp antakių atsiradusioms raukšlėms aptikti bei parametrams skaičiuoti. Tai aprašyta kituose poskyriuose.

1.1. Veido bruožai ir jų atpažinimo vaizduose technologijos

Veido bruožai – tai veidą sudarantys komponentai, pavyzdžiui, akys, nosis, lūpos, antakiai, kurie gali turėti tam tikrą savo formą, dydį ar spalvą. Iš tam tikrų bruožų rinkinio galima nustatyti tapatybę.

Veido bruožams atpažinti pakanka kameros ir kompiuterio su įrašyta programa. Tačiau pastaruoju metu vis daugėja išmaniųjų įrenginių, tokių kaip mobilieji telefonai, fotokameros, videokameros, kurie taip pat gali atpažinti tam tikrus bruožus ir panaudoti pagal tam tikrą paskirtį (pvz., akių aptikimas naudojamas šalinant raudonų akių efektą arba atrenkant vieną iš keleto nuotraukų, kurioje žmonės nėra užsimerkę). Veido bruožų visumos atpažinimas gali būti naudojamas ten, kur reikia atpažinti veidą ir nustatyti tapatybę, pvz., prie įėjimų į slaptas ar saugomas patalpas, prie bankomatų, kazino, tai naudoja ir FTB ieškodami nusikaltėlių. Vienas iš naujausių pritaikymų – iPhone X įrašyta sistema, kuri naudodama kamerą itin gerai atpažįsta tikrojo savininko veidą ir taip leidžia atrakinti telefoną.

1.1.1. Veido bruožų taksonomija

Visus veido bruožus galima suskirstyti į tris lygius:

1. Tai bendros veido charakteristikos, kurios lengvai matomos iš toli (odos spalva, lytis, bendra veido išvaizda).
2. Šio lygio bruožai susideda iš lokalizuotos veido informacijos, tokios kaip veido struktūra, ryšys, atstumas tarp veido komponentų, veido forma.
3. Tai tam tikri veido nelygumai odoje, spalvos pokyčiai, apgamai, randai [1].

Pirmasis lygis dar gali būti priskiriamas globaliesiems bruožams, o antrasis ir trečiasis – lokalesiems.

1.1.2. Veido bruožų nustatymo būdai

Veido bruožai gali būti skirstomi į globalius ir lokalius.

A. Globalūs veido bruožai

Globalūs veido bruožai – tai tokie bruožai, kurie reprezentuoja bendrą išvaizdą. Tai gali būti veido forma, odos spalva, veido orientacija, tokie priedai, kaip akiniai ir pan. Kompiuteriai ir žmonės nuotraukas bei vaizdus mato skirtingai, pvz., pažvelgę į nuotrauką galime pamatyti savo draugą, stovintį šalia namo. Iš kompiuterio perspektyvos tas pats vaizdas būtų tik grupė duomenų, kuriuos jis gali interpretuoti kaip formas bei informaciją apie spalvines vertes. Nors kompiuteris nereaguos taip kaip žmogus, pamatęs tą nuotrauką, jį galima išmokyti atpažinti tam tikrus spalvų ir formų šablonus, pvz., dažnai pasitaikančius formų ir spalvų šablonus, sudarančius veido vaizdą.

Veido aptikimas – tai sudėtingas procesas, kurio metu analizuojamas vaizdas ir nustatoma, ar tame vaizde yra žmogaus veidas, ar ne. Teigiamu atveju veidas vaizde gali būti apvedamas stačiakampių rėmeliu. Lengviausia veido aptikimo algoritmai atpažįsta veidus iš priekio, iš šono – sunkiau. Tačiau esama ir daugiau kliūčių bei sunkumų, su kuriais tenka susidoroti kompiuteriams:

- įvairios veido išraiškos, kurios lemia raukšlių išryškėjimą, antakių formos pakitimą, akių ploto pasikeitimą, lūpų kampų pasislinkimą aukštyn arba žemyn;
- sudėtingos aplinkos sąlygos, tokios, kaip kintantis apšvietimas, atspindžiai;
- analizuojamo objekto (šiuo atveju žmogaus veido) judėjimas, sukinėjimasis;
- žmogaus veido specifinės savybės, stiliaus, aprangos detalės, barzda, ūsai;
- akiniai, ryškus makiažas, ant veido krintantys plaukai, kepurė.

Veido aptikimo metodus, kurie analizei naudoja tik vieną vaizdą, galima sugrupuoti į keturias pagrindines kategorijas:

- Išankstinėmis žiniomis (angl. *knowledge-based*) grįsti metodai. Šie metodai remiasi iš anksto žinomais faktais, pvz., iš kokių dalių susideda žmogaus veidas. Taip pat yra žinomi sąryšiai, tam tikrų dalių proporcijos.
- Pastovių bruožų ir savybių metodai (angl. *feature based*). Šių metodų tikslas – aptikti tokius struktūrinius bruožus, kurie egzistuoja net tada, kai pasikeistų galvos padėtis, stebėjimo taškas ar apšvietimo sąlygos. Šie metodai sukurti būtent tik veidui lokalizuoti.
- Šablonais bei modeliais pagrįsti (angl. *template matching*) metodai (iš anksto apibrėžtas veido šablonas, kintantys/deformuojami šablonai). Keletas veido modelių yra aprašyti kaip veido dalių visuma ir saugomi bazėje. Proceso metu, kai norima aptikti veidą, yra skaičiuojamos koreliacijos tarp įėjimo vaizdo ir duomenų, esančių bazėje. Šis metodas naudojamas tiek veidui aptikti, tiek lokalizuoti.
- Patirtimi grįsti (angl. *appearance-based*) metodai (tikriniai veidai, pasiskirstymai, dirbtinių neuronų tinklai, *SVM*, *HMM* ir t. t.) [2].

B. Lokalūs veido bruožai

Lokalūs veido bruožai – tai yra detalesni bruožai, tokie kaip akys, nosis, antakiai, lūpos, tam tikros raukšlės ir pan. Kadangi šiame darbe didelis dėmesys bus skiriamas akių sričiai, todėl plačiau bus aptarta, kaip aptinkamos vaizde būtent akys.

Daugelis akių aptikimo metodų pagrįsti tais pačiais principais, kaip ir veido aptikimas. „Matlab“ programa turi tam skirtą funkciją:

```
EyeDetect = Vision.CascadeObjectDetector('EyePairBig'),
```

kuria galima tiek iš nuotraukos, tiek realiuoju laiku aptikti abi žmogaus akis.

Literatūroje aprašomi du pagrindiniai akių aptikimo vaizde etapai: veido kontūro aptikimas ir akių padėties nustatymas. Būdas, kai iškart aptinkama akis, prieš tai neaptikus veido, beveik nenaudojamas.

Akims aptikti naudojami įvairūs būdai: dirbtiniai neuronų tinklai, odos spalva pagrįsti metodai, esminių bei nepriklausomų komponentų analizė ir t. t. Tačiau visi šie metodai gali būti suskirstyti į dvi grupes – aktyvius ir pasyvius metodus.

- Aktyvūs metodai. Tai infraraudonaisiais spinduliais apšviestų akių analizė. Čia pasitelkiamos spektrinės akių vyzdžių savybės, tokios, kaip gebėjimas gerai atspindėti šviesą. Akių padėtis randama aptinkant vyzdžius bei juos fiksuojant [3].
- Pasyvūs metodai. Tai realiojo vaizdo ar nuotraukos analizė. Veikimo principas paremtas akių forma arba akių sodrumo, ryškumo pasiskirstymu. Iš tiesų akys, palyginus su kitomis veido dalimis, išsiskiria šiomis savybėmis, tai ir leidžia pakankamai nesudėtingai nustatyti jų koordinates [4].

Pasyvūs akių aptikimo metodai yra populiariesni už aktyvius. Jie dar gali būti skirstomi pagal aptikimo būdą:

- Išvaizda pagrįstas metodas (angl. *appearance based*). Akys randamos pagal fotometrines charakteristikas. Metodo trūkumas yra toks, kad reikalinga gana didelė duomenų bazė esant skirtingoms apšvietimo sąlygoms bei galvos pakreipimo, pasukimo kampams.
- Šabloninis metodas (angl. *template based*). Šiuo metodu iš pradžių yra sudaromas bendras akių modelis pagal jų formą. Vykdamas akių aptikimo procesą yra lyginami šablonai, esantys duomenų bazėje, ir esamo vaizdo. Šio metodo trūkumas yra toks, kad reikalaujama daug sudėtingų ir ilgų skaičiavimų, rezultatas taip pat priklauso nuo nuotraukos kontrasto.
- Savybėmis pagrįstas metodas (angl. *feature based*). Nagrinėjami tokie akių parametrai, kaip briaunos, kampai, rainelės intensyvumas. Taip galima išgauti tik konkrečiam asmeniui būdingus bruožus, tačiau jei veidas yra pasuktas nuo kameros arba akys primerktos, tai šis būdas taip pat tampa netinkamas.

Norint aptikti tam tikrų smulkesnių bruožų, pvz., tam tikroje veido srityje esančias raukšles, reikalingi tam tikri atskaitos taškai. Pagal šiuos taškus būtų galima orientuotis – atskaičiuoti tam tikrą atstumą atitinkama kryptimi, kur ir bus nagrinėjama galimai raukšlių turinti sritis. Tie taškai (angl. *facial landmarks*) gali reprezentuoti akių centrus, kraštus, lūpų kampučius, veido kontūrą ir pan. Jiems nustatyti yra keletas būdų. Dalis jų yra trumpai aprašyti toliau pateiktoje 1.1 lentelėje.

1.1 lentelė. Veido bruožų aptikimo būdai ir jų savybės

Būdai	Savybės
Gaboro bruožais paremtas klasifikatorius [5]	• Randa 20 veido taškų. • Greitas ir tikslus. • Testuojant Cohn-Kanade duomenų baze pasiektas 93 % tikslumas. • Cohn-Kanade duomenų bazę sudaro 2 000 nespaltotų 200 asmenų atvaizdai. • Eigą sudaro keturi žingsniai: 1. Randamas veidas naudojant Haaro bruožais paremtą „Gentle Boost“ klasifikatorių. 2. Dominančios srities radimas. 3. Bruožų ištraukimas naudojant Gaboro filtravimą. 4. Bruožų klasifikavimas naudojant „Gentle Boost“ klasifikatorių.
Veido segmentavimas ir veido komponentų lokalizacija [6]	• Algoritmas išbandytas su 320 vaizdų iš Stirlingo universiteto veidų duomenų bazės. • Vidutinė paklaida (kuri suskaičiuota matuojant atstumą tarp rankiniu būdu pažymėtų taškų ir automatiškai nustatytų taškų) tik 6,4 %. Taigi tikslumas – 93,6 %. • Eigą galima išskirti į du etapus: 1. Segmentavimo būdu lokalizuojamos tokios veido dalys kaip akys, nosis, lūpos, antakiai. 2. Randama 18 taškų, kurie reprezentuoja vyzdžius, nosies galiuką, akių kampučius ir t. t.
HOG ir pirminis geometrinis modelis [7]	• Modelis mokosi priskyrimo iš apmokymams skirtų duomenų. • Naudojamas HOG algoritmas, treniruojamas „Gentle Boost“ klasifikatorius. • Atsižvelgiant į taškų padėties nuoseklumą padidinamas tikslumas. • Metodas testuotas su 570 atvaizdų naudojant „Cohn-Kanade“ ir su 350 atvaizdų naudojant „BioID“ duomenų bazes. • Nustatyti 17 veido taškų. • Pasiektas tikslumas – 89 % ir 95 % (atitinkamai pagal duomenų bazes).
Antropometrinis veido modelis [8]	• Aptinka 18 veido taškų. • Testuotas su „Caltech“, „BioID“ ir „Japanese Female Facial Expression“ duomenų bazėmis. • Su kiekviena iš duomenų bazių pasiektas atitinkamas tikslumas – 90 %, 89 % ir 93 %.

Būdai	Savybės
	Atstumas tarp abiejų akių centrų naudojamas kaip pagrindinis parametras nustatant kitų veido sričių centrus.
SUSAN operatorius [9]	- Paremtas išankstiniu taškų priskyrimo modeliu ir tvirtu objektų deskriptoriumi. - Metodas testuotas su 570 atvaizdų naudojant „Cohn-Kanade“ ir su 350 atvaizdų naudojant „BioID“ duomenų bases. - Nustatyti 17 veido taškų. - Sistemos tikslumui padidinti naudotas integralinis projekcinis metodas – analizuojama spalvos (odos ir plaukų) ir kraštų (stiprumo bei orientacijos) informacijos. - Atsparus apšvietimo pokyčiams bei sudėtingam fonui. - Testuota su Tokijo universiteto Harašimos laboratorijos veidų duomenų baze. - Pasiektas tikslumas – apie 96 %. - Eiga susideda iš trijų etapų: - Viso veido aptikimas. - Veido bruožų aptikimas. - Veido bruožų tam tikrų taškų nustatymas.
Viola-Joneso metodas [10], [11]	- Susideda iš 3 etapų: Haar bruožų ištraukimo, „Adaboost“ panaudojimo, kaskadų pritaikymo. - Gali aptikti veidą, akis, nosį, burną. - Paprastas įgyvendinimas, didelis (90 %) tikslumas.

1.2. Veido bruožais grįsto naujumo nustatymo ir įvertinimo algoritmai bei jų vieta

Žemiau esančiuose poskyriuose aptarta pagal kokius bruožus galima charakterizuoti žmogaus būseną ir kokie metodai tam naudojami.

1.2.1. Žmogaus būsenos charakterizavimas

Egzistuoja daug įvairių žmogaus būsenų: baimė, depresija, stresas, džiaugsmas, liūdesys, nuostaba, nuovargis, šleikštulys ir t. t. Kiekvienai iš jų yra būdingi tam tikri bruožai, pagal kuriuos ir galima identifikuoti būseną, pvz.: atpažinti laimę stebint žmogaus veidą galima iš šypsenos atsiradimo, t. y. lūpų pailgėjimo ir kampų pasislinkimo aukštyn; nuovargį galima įvertinti iš to, kaip sulėtėja žmogaus akių mirksniai, tam tikrose vietose atsiranda raukšlės (jei buvo – paryškėja); liūdesį galima atpažinti iš nuleistų antakių; pyktį – iš surauktų antakių; kalbantį žmogų – iš periodiškų lūpų judesių ir burnos pravėrimų. Visus šiuos būsenų pokyčius charakterizuoja tam tikri veido taškai – lūpų kampų, nosies galiuko, akių centrų, antakių kraštų – ir jų koordinatų bei atstumo pasikeitimas vienas kito atžvilgiu [12].

1.2.2. Bruožų pokyčio ir naujumo nustatymo metodai

Naujumo nustatymas – tai naujų arba nežinomų duomenų indentifikavimas, su kuriais kompiuterinė sistema nebuvo apmokyta dirbti ir nebuvo iš anksto informuota. Toks indentifikavimas paremtas statistiniais arba sistemos apmokymo (ištreniravimo) metodais.

Naujumo nustatymas taip pat yra svarbiausias reikalavimas kuriant gerą duomenų klasifikavimo sistemą. Mašininio mokymo sistema niekada nebus gerai išmokyta dirbti su visomis egzistuojančiomis objektų klasėmis, tad sistemos patikimumas bus itin mažas dirbant su tokiomis klasėmis, su kuriomis nebuvo anksčiau susidurta. Gera klasifikavimo sistema testo metu gali sėkmingai diferencijuoti tarp žinomų ir nežinomų duomenų. Tam tikslui yra sukurta keletas skirtingų metodų, tinkamų naujumui nustatyti.

Naujumo nustatymas – gana sudėtingas uždavinys mašinų apmokyme, kadangi tai priklauso nuo jau žinomos informacijos statistikos. Naujumo aptikimas sėkmingai pritaikomas daugelyje sričių: signalų apdorojimuose, bruožų atpažinime, robotikoje, kompiuteriniame matyme, duomenų gavyboje. Naujumo nustatymo metodai yra skirstomi į: tikimybinus (statistinius) metodus, atstumu paremtais metodus, rekonstrukcija paremtais metodus, domenais pagrįstais metodus.

Statistiniai metodai naujumui nustatyti gali būti skirstomi į parametrinius ir neparametrinius metodus. Naudojant parametrinius metodus gaunamas tam tikras statistinis duomenų pasiskirstymas (pvz., Gauso skirstinys), statistinis modeliavimas paremtas kovariacija bei duomenų vidurkiu, o neparametriniai metodai neturi nieko bendro su statistiniais duomenų parametrais.

Atstumu paremti metodai gali būti skirstomi į artimiausiu kaimynu pagrįstus metodus ir grupavimu (angl. *clustering*) pagrįstus metodus. Artimiausiu kaimynu pagrįsti metodai (angl. *nearest neighbour – based approaches*) – tai vieni iš dažniausiai naudojamų metodų naujumui aptikti. Daroma prielaida, kad normalių duomenų taškai turi artimus „kaimynus“ normaliame mokymo duomenų rinkinyje, tačiau nauji taškai yra žymiai toliau išsidėstę nuo tų taškų [13]. Grupavimu pagrįsti metodai – tai irgi artimiausiu kaimynu pagrįstas metodas, tačiau šis dar įtraukia ir *k*-vidurkių (angl. *k-means*) grupavimą. „Normali“ klasė yra apibūdinama mažu prototipo taškų skaičiumi. Mažiausias atstumas tarp testuojamo taško iki artimiausio prototipo yra dažnai naudojamas kiekybiniais nukrypimo įvertinimams. Šis metodas naudoja skirtingus būdus prototipų koordinatėms gauti. *k*-vidurkių grupavimo algoritmas yra bene populiariausias metodas grupuojant struktūrizuotus duomenis dėl savo paprasto įgyvendinimo [14], [15]. Šis algoritmas veikia pasirinkdamas atsitiktinius pradinis klasterių centrus, apskaičiuodamas atstumus tarp tų centrų ir kiekvieno taško iš apmokymams skirtų duomenų ir identifikuodamas tuos taškus, kurie yra arčiausiai iki klasterių centrų. Atitinkami klasterių centrai yra perstumiami link tų arčiausių taškų centroidų ir po to procedūra yra kartojama. Algoritmas konverguoja kai klasterių centrai nebejudą iteracijų metu. Šie veiksmai dažnai yra naudojami kaip išankstinio apdorojimo procedūra.

Rekonstrukcija pagrįsti metodai yra itin lankstūs, nereikalaujantys išankstinių prielaidų apie duomenų savybes. Dažnai naudojami regresijos arba klasifikacijos tikslais. Jie gali savarankiškai modeliuoti pagrindinius duomenis, ir, kai bandymo duomenys pateikiami sistemai, atstatymo paklaida, apibrėžiama kaip atstumas tarp bandymo vektorius ir sistemos išėjimo, gali būti laikoma naujumu. Šie metodai yra skirstomi į dvi kategorijas:

- Dirbtinių neuronų tinklais pagrįstus metodus. Dirbtinių neuronų tinklai reikalauja iš anksto nustatyto parametru, kurie aprašo modelio struktūrą, skaičiaus. Apmokyti dirbtinių neuronų tinklus aukštų dimensijų erdvėse yra gana sudėtinga. Dirbant su šiais tinklais, naudojančiais konstruktyvius algoritmus, kuriuose modelio struktūrai leidžiama augti, susiduriama su problema – reikia pasirinkti efektyviausią mokymosi metodą (kad būtų įgalinta naujų vienetų integracija į jau egzistuojančio modelio struktūrą) ir sustojimo kriterijų (kad būtų sustabdytas naujų vienetų pridėjimas).
- Poerdve pagrįstus metodus. Tinkamos vertės turi būti parinktos parametrų, kurie atsakingi už atvaizdą (angl. *mapping*) į žemesnės dimensijos erdvę. Tiksliai įvertinti, kurie yra pagrindiniai požymiai ir „normalių“ modelių koreliacinę matricą reikalauja gana daug skaičiavimo resursų.

Domenais pagrįsti metodai reikalauja sukurti ribą (angl. *boundary*) remiantis mokymo duomenų rinkinio struktūra. Šie metodai yra nejautrūs klasės mėginių atrankai (angl. *sampling*) ir tankiui (nepriklauso nuo duomenų pasiskirstymo parametru), nes jie apibūdina tik nagrinėjamos klasės ribas, arba sritį, bet ne tos klasės tankį. Nežinomų duomenų grupė priskiriama vienai ar kitai klasei pagal jos vietą lyginant su riba. Tiek vienos, tiek dviejų klasių SVM (atraminių vektorių mašinos, angl. *Supported Vector Machines*) naujumo ribos vietą nustato naudodami tik tuos duomenis, kurie yra arčiausiai tos ribos (transformuotoje erdvėje). Tokie duomenys vadinami atraminiais vektoriais [16], [17].

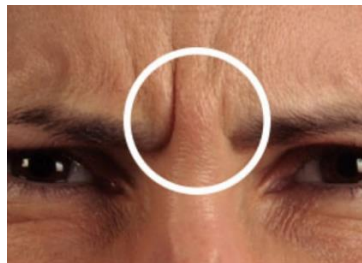
SVM yra gan populiarius būdas nustatyti riboms, kurios padalija duomenis į dvi skirtingas klases. SVM buvo panaudoti dviejuose itin susijusiuose metoduose [18], [17]. Vienos klasės SVM idėja, kurią pasiūlė Schölkopfas [16] yra nustatyti naujumo ribą n -matėje bruožų erdvėje, priklausančioje branduoliui, atskiriant transformuotus mokymo duomenis nuo originalių kuo didesniu atstumu. Šis metodas reikalauja iš anksto nustatyti, kiek procentų teigiamų duomenų galima nelaikyti „normalia“ klase. Tai padaro SVM labiau tolerantišką duomenims, nepriklausantiems tai klasei. Tačiau šio parametro nustatymas daro itin didelę įtaką šio metodo veikimui [18]. Kitas metodas – atraminių vektorių duomenų aprašymo (SVDD, angl. *Support vector data description approach*) metodas, kurį pasiūlė Davidas M. J. Taxas ir Robertas P. W. Duinas [17], naujumo ribą aprašo kaip hipersferą, turinčią mažiausią tūrį ir apimančią visus arba didžiąją dalį „normalių“ mokymosi duomenų. SVDD automatiškai optimizuoja modelio parametrus

naudojant dirbtinai sugeneruotus nepažymėtus duomenis tolygiai pasiskirsčiusius hipersferoje aplink „normalią“ klasę. Naujumas vertinamas nustatant bandymo taškus toje hipersferoje.

1.3. Tarpantakio raukšlių atpažinimas ir jo reikšmė bei sąsaja su žmogaus nuovargiu

Raukšlės – tai grioveliai arba linijos, atsiradusios odoje dėl senėjimo ar išraiškos [19]. Šiame darbe dėmesys skirtas raukšlėms, esančioms tarp antakių, kitaip tariant – tarpantakio raukšlėmis (angl. *frown lines*, *glabellar lines*, žr. 1.1 pav.). Šios raukšlės gali reprezentuoti tiek emocijas – nepasitenkinimą, liūdesį, tiek susikaupimą, įtampą, akių nuovargį ar netgi skausmą [20]. Tačiau šioje srityje gali taip pat egzistuoti raukšlės, nesusijusios su jokiais emocijomis, atsiradusios dėl natūralaus senėjimo proceso. Tokiu atveju, norint nustatyti naujumą, arba kitaip tariant- staigų mimikos raukšlių atsiradimą, sukeltą nuovargio ar emocijų – reikalingas vaizdo srautas, kadangi informacijos iš vienos nuotraukos nebepakanka [21].

Tarpantakio raukšlių aptikimas vaizde arba vaizdo sraute yra svarbus tuo, kad tai galima sėkmingai pritaikyti daugelyje sričių, pvz: automatiniam emocijų atpažinimui, nuovargio aptikimui, biologinio amžiaus nustatymui [22], veido retušavimui. Šias raukšles savo darbe „Mouth covered detection for yawn“ (liet. *uždengtos burnos aptikimas žiovuliui nustatyti*) tyrė M. M. Ibrahim, J. S. Soroghanas ir L. Petropoulakis [23].



1.1 pav. Tarpantakio raukšlės [24]

Pastaruoju metu didžioji dalis apie raukšles parašytų darbų yra būtent apie nuolatinės (angl. *permanent*) raukšles (pvz., atsiradusias su amžiumi), kurios iš tiesų yra linijinės struktūros. Trumpalaikėms (angl. *transient*, pvz., įvairių emocijų sukeltoms) raukšlėms skirta gerokai mažiau dėmesio dėl jų struktūros sudėtingumo ir įvairovės [25].

Norint sukurti sistemą, kuri galėtų iš tarpantakio raukšlių nustatyti, kada žmogus įsitempęs ir pavargęs reikėtų išspręsti 3 uždavinius. Visų pirma tektų sėkmingai aptikti žmogaus veidą realiojo laiko vaizde (nors šį žingsnį galima ir praleisti). Antrasis uždavinys – akių srities išskyrimas arba akių centrų radimas. Trečiame etape reikėtų analizuoti tarpantakio sritį, aptikti raukšles ir skaičiuoti jų parametrus. Vienas iš galimų būdų aptikti trumpalaikes raukšles, kurį pasiūlė Xie, Shennas ir Jiang, susideda iš 3 etapų: briaunų (angl. *edge*) metodu rastų linijų suporavimo, raukšlių struktūros

lokalizacijos ir SVM metodu raukšlių suklasifikavimo [26]. Norint rasti nuolatinės raukšlės gali būti taikomas hibridinis Hessiano filtras. Tada bus lokalizuota ištisa raukšlė, bet ne jos kraštai ar centrinė linija [27], [28]. Kaktos raukšlės gali būti aptinkamos iš Gaboro filtru apdorotų vaizdų esant didžiausiam atsakui ir esant skirtingoms slenkstinėms vertėms, išskiriant centrinę liniją [29].

Plonomis, dažniausiai dėl amžiaus, susidariusioms raukšlėms aptikti gali būti naudojamas aktyvaus kontūro algoritmas [30]. Tačiau jautrumas pradinei „snakelet“ padėčiai daro didelę įtaką algoritmo tikslumui. Taip pat buvo mokslininkų naudojamas algoritmas kai normuotas atvaizdas yra susukamas tinkamai sureguliuotu Gaboro filtru dominuojančiomis kryptimis [31]. Šis metodas veikia ieškant tik aiškių plonų raukšlių, kurių kraštai gali būti tinkamai atpažinti. Batoolas ir Chellapa savo darbe raukšlių aptikimo problemą sprendė pasitelkdami pažymėtųjų taškų procesus (angl. *Marked Point Processes*), o šiems taškams nustatyti naudojo Monte Karlo algoritmą [32].

Shi Huangas nustatė bruožų taškų padėtis santykinai fiksuotose vietose, tokiose kaip juoko raukšlių (angl. *nasolabial*) srityje, tam, kad galėtų apmokyti aktyvųjį „wavelet“ tinklą (angl. *active wavelet network*) [33]. Tačiau šio metodo negalima pritaikyti kitoms sritims, pvz., lūpų kampučiams. Yi Tian savo moksliniuose darbuose naudojo raukšlių kraštus sudarančių pikselių skaičiaus raukšlėtoje veido srityje einamuoju metu ir pirmame kadre santykį, kad nuspręstų, ar yra raukšlių toje srityje. Šis metodas gali lokalizuoti raukšlės tik iš anksto nustatytoje ir išskirtoje srityje aproksimuojant į dvi linijas [34]. Zakarias Azazis naudojo genetinį algoritmą nustatyti trumpalaikėms raukšlėms tam tikrose veido srityse [10].

Kiekvienas iš anksčiau aprašytų metodų susideda iš kelių žingsnių. Kai kurie metodai aprašyti toliau esančioje 1.2 lentelėje.

1.2 lentelė. Raukšlių aptikimo eiga taikant skirtingus metodus ir jų įgyvendinamumas

Šaltinis	Eiga	Įgyvendinamumas
[35]	Sobelio filtro metodas 1. Kaip įėjimas naudojamas veido atvaizdas. 2. Aptinkama veido spalva. 3. Aptinkamos veido sritys. 4. Ieškoma antakių sritis. 5. Raukšlių (linijų) aptikimas.	Lengvas
[22]	Skaitmeninė šabloninė Hough transformacija 1. Aptinkama odos sritis pagal jos spalvą. 2. Ieškoma sritis, kurios spalvos vertė patenka tarp dviejų slenkstinių verčių 3. Sudaroma histograma ir naudojant histogramos išlyginimą, pabrėžiamos raukšlės. Jos išgaunamos iš padidinto kontrasto naudojant vaizdų apdorojimą, kurį sudaro triukšmo sumažinimas, briaunų ir kraštų aptikimas, ploninimas ir Hough transformacija.	Vidutinis

Šaltinis	Eiga	Igyvendinamumas
[19]	Hesiano linijos radimas 1. Iš Hesiano matricos briaunų zonos išgaunami „grūdeliai“ 2. Visiems „grūdeliams“ rekursyviai pritaikoma multi-skalės paieškos sistema. 3. Kiekvienas pikselis patikimumas yra apsvarstomas ir tada sukuriamas pradinis raukšlių „žemėlapis“. 4. Taikomas medianos filtravimas, kryptinis filtravimas ir zonos slenkstinių verčių nustatymas triukšmui sumažinti.	Sudėtingas
[36]	Gaboro filtras, vietinio binarinio modelio metodas 1. Nustatomi 68 taškai, kurie nurodo akių, nosies, lūpų, antakių, veido kontūro koordinatas. 2. Naudojantis abiejų akių centrų žyminčiais taškais atvaizdas yra pasukamas, kad taptų invariantišku sukimui. 3. Pagal anksčiau minėtus 68 taškus yra randamos 9 galimai raukšlių turinčios zonos. 4. Kiekvienoje zonoje vyraujančio kryptingumo raukšlėms yra parenkami atitinkami Gaboro filtro rinkiniai (pvz., tarpantakio sričiai tikrų vertikalios orientacijos rinkiniai). 5. Kad būtų nustatytos raukšlių savybės naudojami Gaboro filtro dydžio atsako vidurkis ir variacijos.	Vidutinis
[26]	Gaboro filtro ir SVM metodas 1. Briaunų (<i>edge</i>) metodu rastos linijos suporuojamos. 2. Raukšlių struktūros lokalizuojamos. 3. SVM pagalba raukšlės suklasifikuojamos.	Vidutinis

Norint išsirinkti tinkamiausią metodą, tenka atsižvelgti į privalumus ir trūkumus. Tai aprašyta 1.3 lentelėje.

1.3 lentelė. Raukšlių aptikimo metodai, jų privalumai ir trūkumai

Šaltinis	Metodas	Privalumai	Trūkumai
[36]	Gaboro filtras, vietinio binarinio modelio metodas	Atsparus tokiems „triukšmams“ kaip šešėliai, plaukai, ūsai	Rezultatas priklauso nuo AAM parinkimo
[32]	Pažymėtųjų taškų metodas, grįžtamojo šuolio Markovo grandinė, Monte Karlo pavyzdžių atrinkėjas	Raukšlių, kaip kreivių, reprezentavimas	Priklauso nuo pradinių sąlygų, suklysta vykdant sudėtingesnių raukšlių atpažinimą
[37]	Pažymėtųjų taškų procesas	Aptinka veido raukšles tiksliau, nei [32] aprašytas metodas	–

Šaltinis	Metodas	Privalumai	Trūkumai
[28]	Hibridinis Hesiano filtras	Padidina lokalizacijos tikslumą. Atmeta neteisingas teigiamas reikšmes, tokias kaip plaukai, šviesos efektai	Tinka šiurkščioms ir vidutinėms raukšlėms aptikti, tačiau smulkesnėms – netinka.
[19]	Hesiano linijų radimas	Raukšlės aptinkamos kreivės ir slėnio metodu	Labiausiai tinka kaktos raukšlių aptikimui, kitoms sritims – ne toks veiksmingas
[38]	Canny briaunų detektorius	Randa ribas, geras signalo ir triukšmo santykis, gera lokalizacija	Naudotas tik riboms aptikti, didelės laiko sąnaudos dėl sudėtingų skaičiavimų
[22]	Skaitmeninė šabloninė Hough transformacija	Tinka tiek ilgųjų, tiek trumpųjų veido raukšlių atpažinimui	Aptinka tik ribas, kraštus, bet ne pačias raukšles
[35]	Sobelio filtro metodas	Spartus, mažos laiko sąnaudos, atsparus apšvietimo pokyčiams, pasiektas bent 80 proc. tikslumas	Jautrus triukšmui
[26]	Gaboro filtro ir SVM metodas	Metodas tinka emocijų nustatymui, pasiektas bent 80 proc. tikslumas	Didesniam tikslumui pasiekti reikalinga didelė vaizdų biblioteka, gana sudėtingas įgyvendinimas

Kadangi sistema turės veikti esant įvairiems apšvietimams ir esant sudėtingam fonui, bene tinkamiausias iš anksčiau aprašytų būdų tarpantakio raukšlėms aptikti būtų Gaboro filtro ir SVM metodas. Tačiau paprastumo dėlei 1 ir 2 punktai bus praleisti ir iškart pereita prie SVM klasifikavimo, kadangi raukšlės bus nagrinėjamos tik vienoje mažoje srityje, kurią bus galima nesunkiai rasti atskaitos sistema pasirinkus akių sritį.

1.4. Skyriaus apibendrinimas

- Praktikoje yra svarbu realiojo laiko veido stebėsenoje aptikti ir įvertinti nuovargį.
- Pagal tokius kriterijus kaip populiarumas, patikimumas, efektyvumas nuovargiui aptikti pasirinkti šie veido bruožai: akys (sulėtėjęs mirksėjimas gali būti siejamas su mieguistumu, o ilgalaikis akių užmerkimas – su užmigimu) ir burna (žiovulys yra akivaizdus nuovargio požymis). Taip pat šiame darbe bus analizuojama tarpantakio sritis, nes esant akių nuovargiui kartais prisimerkiama šiek tiek suraukiant antakius, dėl ko tarp jų atsiranda raukšlių.
- Kadangi sistema turės veikti realiu laiku, pagrindinis kriterijus būtų sparta, todėl veidui, akims ir burnai aptikti bus naudojamas Viola-Joneso algoritmas [39], kuris yra net 15 kartų greitesnis nei iki tol pačiu greičiausiu laikytas dirbtinių neuronų tinklu pagrįstas

algoritmas [40]. Viola- Joneso algoritmas dar pasirinktas ir dėl savo paprasto įgyvendinimo bei didelio tikslumo.

- Akių, tarpantakio srities ir burnos būsenoms bei naujumui vaizde vertinti bus naudojami HOG bruožus analizuojantys *SVM* klasifikatoriai.

2. VEIDO BRUOŽŲ APTIKIMO IR NAUJUMO VERTINIMO METODŲ ANALIZĖ

Šiame skyriuje detaliau aptariami veido bruožams aptikti pasirinktas Viola-Joneso algoritmas ir veido sekimui pritaikytas Lucaso-Canadeo-Tomasio algoritmas. Skyriaus antroje pusėje aprašyti atraminių vektorių klasifikatoriai, kurie bus pritaikyti naujumui vertinti, aptartas sistemos struktūros sudarymas.

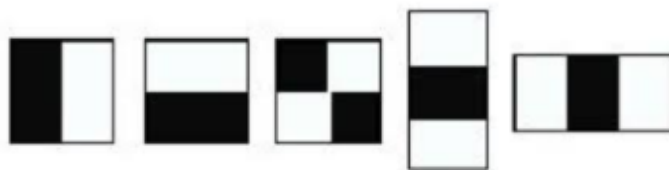
2.1. Veido bruožų aptikimas naudojant Viola-Joneso algoritmą

Šis algoritmas, kurį pirmieji pasiūlė P. Viola ir M. Jonesas, naudojamas veidui, akims ir burnai aptikti. Jis pasižymi itin dideliu veikimo greičiu bei tikslumu. Viola-Joneso algoritmas yra gana dažnai naudojamas realiojo laiko sistemose ir įvairiems kitiems objektams aptikti. Vienas iš pagrindinių algoritmo trūkumų – veidas negali būti pakreiptas ar pasuktas į šoną, o privalo būti atsuktas tiesiai į kamerą. Atrodytų, kad šis reikalavimas yra gana didelis ir tai rimtas iššūkis optimaliam sistemos veikimui, tačiau praktikoje tai didelių sunkumų nesukelia. Algoritmas susideda iš šių etapų:

1. Haaro bruožų parinkimas.
2. Naudojamas integralinis vaizdas.
3. Klasifikatoriai, kombinuojami į kaskadas, vienas po kito

2.1.1. Haaro bruožai

Bruožų paprastai ieškoma naudojant filtrą, sumuojantį visų taškų vertes pasirinktoje stačiakampio formos vaizdo dalyje. Šis būdas turi panašumą su Haaro pagrindinėmis funkcijomis, tačiau Viola-Joneso algoritmas yra paremtas daugiau negu vienu stačiakampiu plotu, todėl šie bruožai – daug sudėtingesni. Kiekvieno bruožo reikšmė yra suskaičiuojama iš šviesių stačiakampių vaizdo taškų intensyvumų sumos atimant vaizdo taškų sumą iš tamsių sričių. Nors tai gana primityvūs filtrai (žr. 2.1 pav.), tačiau jie yra pritaikomi veidams, akims, burnai, nosiai aptikti vaizde.



2.1 pav. Haaro tipo filtrų pavyzdžiai [41]

Visų žmonių veidai turi tas pačias savybes:

- nosies sritis yra ryškesnė nei akių sritis;
- akių sritis yra tamsesnė nei skruostai.

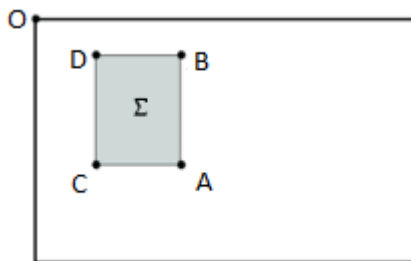
Todėl šie dėsningumai gali būti aprašomi Haaro bruožais. Įvairių savybių kompozicija leidžia sukurti atitinkamus bruožus:

- vieta ir dydis: akys, burna, nosis;
- įvertis: intensyvumo gradientas vaizde.

2.1.2. Integralinio vaizdo kūrimas

Viola-Joneso algoritme yra naudojami integraliniai vaizdai, kuriais labai nesudėtingai ir labai greitai galima apskaičiuoti intensyvumų sumą stačiakampio formos plote. Integralinis vaizdas apibrėžiamas visų pateikiamo vaizdo taškų suma. Gavus integralinį vaizdą (žr. 2.2 pav.) intensyvumų suma stačiakampio formos plote apskaičiuojama pagal formulę $\Sigma = A - B - C + D$.

Taigi norint apskaičiuoti stačiakampio intensyvumų sumą tereikia apskaičiuoti ketvirtos eilės matricą. Atitinkamai skirtumą tarp dviejų stačiakampių intensyvumų sumų galima rasti išsprendus aštuntos eilės matricą. Svarbiausia šio skaičiavimo metodo savybė yra ta, kad apskaičiavimo laikas nepriklauso nuo stačiakampio ploto dydžio. Tai yra ypač svarbu, naudojant didelio dydžio filtrus, nes nesvarbu kokio dydžio filtras bus naudojamas, skaičiavimas netrunka ilgai.



2.2 pav. Integralinio vaizdo panaudojimas, stačiakampio ploto intensyvumo sumai apskaičiuoti

Integralinis vaizdas taip pat gali būti išreiškiamas dvigubu vaizdo integralu (pirmos eilės integralas apibrėžiamas pagal eilutes, antrosios eilės integralas – pagal stulpelius). Antros eilės stačiakampio išvestinė (pirmosios eilės pagal eilutes, antrosios eilės pagal stulpelius) duoda keturias delta funkcijas, kurios atitinka keturis stačiakampio kampų taškus.

Dar vienas svarbus integralinių vaizdų panaudojimas – vaizdo polangio dispersijos skaičiavimas. Vaizdo polangis yra tam tikra lango, kuriame yra nagrinėjamas vaizdas, dalis. Polangiai yra naudojami bendrojo lango dispersijai normalizuoti, norint sumažinti skirtingo apšvietimo įtaką skaičiavimo rezultatams. Naudojant integralinių vaizdų porą galima labai greitai

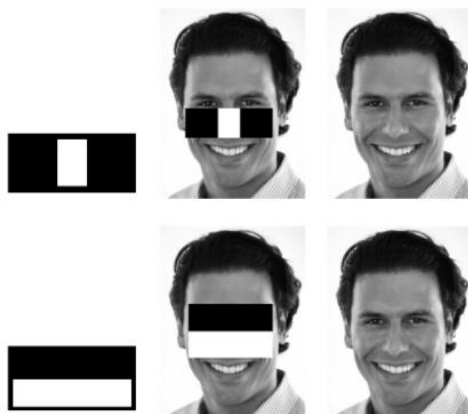
apskaičiuoti polangio dispersiją. Dar vienas labai svarbus polangio parametras yra jo vidurkis. Kad būtų tiksliai apskaičiuotas polangio vidurkis taip pat reikia panaudoti integralinį vaizdą.

2.1.3. Klasifikatorių kaskados

Visų pirma, klasifikatorių kaskada yra apmokoma dirbti su teigiamais ir neigiamais pavyzdžiais. Gautas rezultatas yra naudojamas objektams aptikti kituose vaizduose (pvz. aptikti veidams). Kaskada yra sudaryta iš daug paprastų klasifikatorių. Pats primityviausias klasifikatorius – tai vaizdo taškų suma po juodu stačiakampiu atimta iš verčių sumos po baltu stačiakampiu. Pavyzdžiui, vaizdas, kurio dydis yra 24×24 taškų, turi daugiau negu 160 000 galimų kombinacijų, kas reikalauja daug skaičiavimo resursų. Integraliniai vaizdai pagreitina taškų verčių sumavimą, o tai išsprendžia problemą.

Tačiau ne visi klasifikatoriai gali būti tinkamai pritaikomi. 2.3 pav. matyti, jog pirmas filtras teigia, kad skruostai yra tamsesni už nosį, o antras filtras – kad akių sritis yra tamsesnė už nosies ir skruostų sritį. Šie bruožai gali būti naudojami tik tams tikroms sritims, kitaip – bus gautas neigiamas atsakymas.

Tam, kad iš daugiau negu 160 000 bruožų būtų išrinktas geriausias, naudojamas „AdaBoost“ algoritmas. Paeiliui yra pritaikomi visi įmanomi filtrai, o po to – atrenkami turintys mažiausią paklaidą. Paprastieji klasifikatoriai (taip vadinami todėl, nes patys negali identifikuoti, ar vaizde yra ieškomas objektas) sudauginami su apskaičiuotais svoriniais koeficientais ir susumuojami. Taip gaunamas galutinis klasifikatorius. Kad atrinktų klasifikatorių pritaikymas būtų dar greitesnis jie yra suskirstomi į nedideles grupes, o šios – sudedamos į kaskadą. Iš pradžių patikrinama pirma grupė ir jei rezultatas gaunamas teigiamas, tai yra pritaikoma ir tikrinama antra grupė ir t. t. Tačiau jei rezultatas gaunamas neigiamas – procesas yra tuoj pat nutraukiamas ir pradedamas apdoroti kitas vaizdas [39].



2.3 pav. Haaro tipo filtrų pritaikymas veido aptikimui [42]

2.2. Veido sekimas

Naudojamos kameros raiška – VGA (640×480 vaizdo taškų). Tai gana nemažas dydis, todėl veido aptikimas užima daug laiko, kol išanalizuojamas visas vaizdas. Šį laiką galima sumažinti analizuojant tik tą kadro sritį, kurioje ankstesniame kadre buvo rastas veidas, o ne visą vaizdą iš naujo. Jei veido pozicija nesikeičia, tada toks algoritmas veikia gerai. Problemos atsiranda tada, kai veido pozicija keičiasi tarp kadro, jis juda. Tada atlikdami analizę toje vietoje, kur praeitame kadre buvo veidas, ten galime nieko nerasti. Tokiu atveju reiktų vėl iš naujo apdoroti visą vaizdą norint nustatyti tikrąją padėtį.

Čia gali padėti Kanadoe- Lucaso- Tomasio (KLT) algoritmas, kuris gali nuspėti, kur kitame kadre bus veidas ir kurioje vaizdo dalyje atlikti paiešką priklausomai nuo surinktų duomenų. Jis naudoja erdvinio intensyvumo informaciją, kad būtų gauta kryptis naujos pozicijos paieškai. Tai greitesnis būdas nei tradicinis, nes nagrinėja mažiau atitikčių tarp vaizdų.

KLT tikslas yra sulygiuoti šablono vaizdą $T(\mathbf{x})$ su įėjimo vaizdu $I(\mathbf{x})$, kur $\mathbf{x} = (x, y)^T$ yra vektorius, turintis savyje vaizdo taško koordinates arba, kitaip tariant, kiek įmanoma labiau sumažinti kvadratinių paklaidų sumą tarp dviejų vaizdų – šablono T ir originalo I transformuoto ant šablono koordinačių rėmo:

$$\sum_x [I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})) - T(\mathbf{x})]^2, \quad (2.1)$$

čia $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})$ žymi parametrizuotą leistinų transformacijų (angl. *warp*) rinkinį, kur $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_n)^T$ yra parametrų vektorius. Transformacija $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})$ „paima“ vaizdo tašką $\mathbf{x}$ iš šablono T koordinačių rėmelio ir patalpina jį į vaizdo I koordinačių rėmelį. Skaičiuojant optinį srautą transformacija $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})$ gali būti tokia transliacija:

$$\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p}) = \begin{pmatrix} x + p_1 \\ y + p_2 \end{pmatrix}, \quad (2.2)$$

čia $\mathbf{p} = (p_1, p_2)^T$ yra optinis srautas. Visa LKT algoritmo eiga:

- I transformavimas į $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})$ tam, kad būtų suskaičiuotas $I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p}))$;
- Paklaidos atvaizdo suskaičiavimas $T(\mathbf{x}) - I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p}))$;
- Gradiento ∇I transformacija naudojant $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \mathbf{p})$;
- Jakobiano $\frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}$ įvertinimas taške $(\mathbf{x}; \mathbf{p})$;
- Didžiausio nuolydžio $\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}}$ skaičiavimas;
- Hessiano (angl. *Hessian*) matricos skaičiavimas naudojant lygtį:

$$H = \sum_x \left[\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}} \right]^T \left[\nabla I \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \mathbf{p}} \right]; \quad (2.3)$$

- $\sum_x [\nabla I \frac{\partial W}{\partial p}]^T [T(x) - I(W(x; p))]$ skaičiavimas;
- Δp skaičiavimas naudojant lygtį:

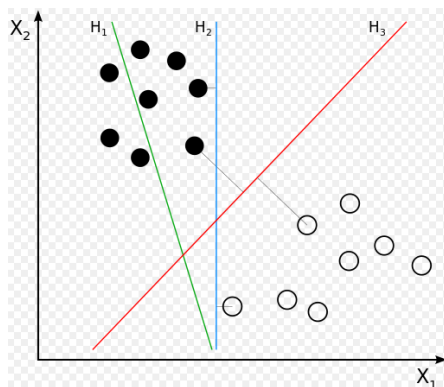
$$\Delta p = H^{-1} \sum_x [\nabla I \frac{\partial W}{\partial p}]^T [T(x) - I(W(x; p))]; \quad (2.4)$$

- Parametrų atnaujinimas: $p \leftarrow p + \Delta p$.

Visi anksčiau išvardinti punktai kartojami tol, kol parametro p vertė konverguoja, t. y. $\|\Delta p\| \leq \varepsilon$, čia ε yra slenkstinė vertė [43].

2.3. Naujumo vertinimas atraminių vektorių klasifikatoriais

Šiame darbe siekiant atskirti to paties objekto skirtingas būsenas (atmerktas akis nuo užmerktų, atvertą burną nuo užvertos ir t. t.) naudotas SVM (Atraminių vektorių klasifikatorius, angl. *support vector machine*). SVM – tai sistemos mokymosi algoritmas skirtas klasifikuoti skirtingų, iš anksto žinomų klasių, duomenis. Šis algoritmas siekia surasti tokią tiesę (sprendimo ribą), kad atstumas nuo jos iki dviejų taškų (tiesių einančių per juos), priklausančių skirtingoms klasėms būtų didžiausias, pavyzdys pateiktas 2.4 pav. (esant daugiau matmenų ši tiesė pavirsta hiperplokštuma). Šie ypatingi taškai nusako vektorius, vadinamus atraminiais vektoriais, nes jie vieninteliai daro įtaką sprendimo ribai.



2.4 pav. Dvi skirtingos klasės ir tiesės (H1 neatskiria klasių, H2 – nežymiai atskiria, H3 – atskiria optimaliai) [44]

Sprendimo riba paprastai yra aprašoma skaliaru b ir vektoriumi $\vec{\omega}$. Tada galima sudaryti šią nelygybę:

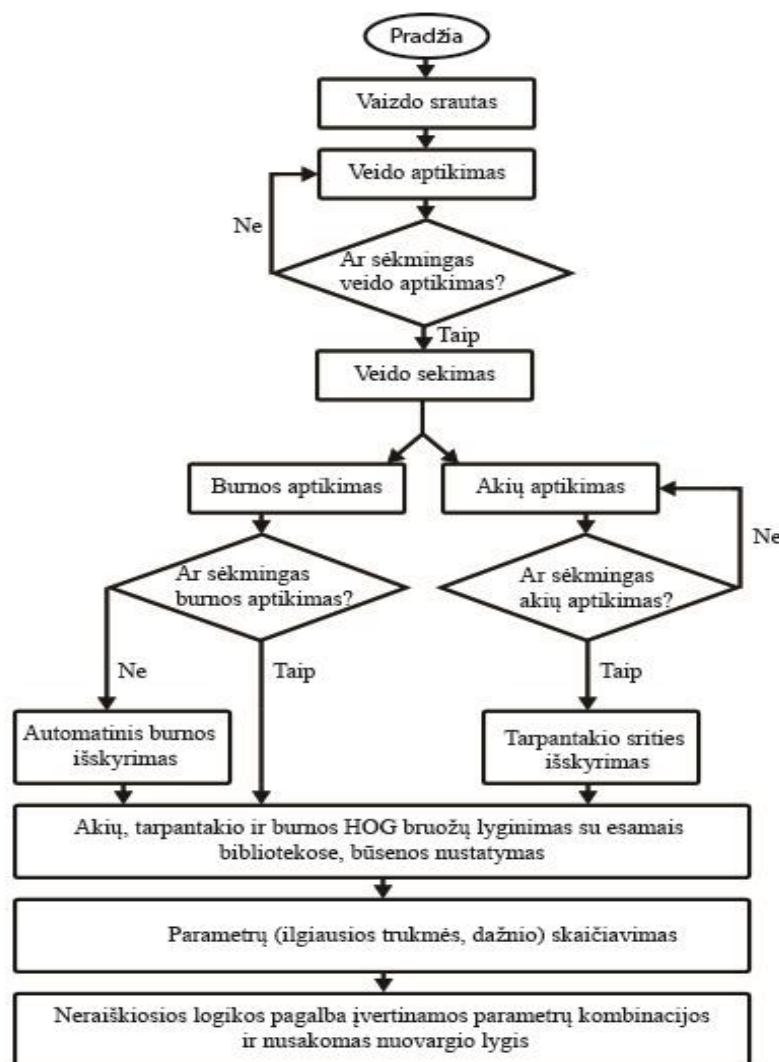
$$c_i(\vec{\omega} \cdot \vec{v}_i + b) > 1, \quad (2.5)$$

čia c_i yra i -ojo taško klasė, kuri gali būti $+1$ arba -1 , o $\vec{v}_i$ yra vektorius, kuris nukreiptas į i -ąjį tašką. Šitaip kiekvienas naujas taškas aprašomas vektoriumi $\vec{v}_i$ gali būti suklasifikuotas randant vektoriaus projekciją į $\vec{\omega}$ bei pridendant skaliarą b . Klasei -1 taškas bus priskiriamas tuo atveju, jeigu $(\vec{\omega} \cdot \vec{c} +$

$b) < 0$ ir atvirkščiai – jei ši suma didesnė už 0, taškas bus priskirtas +1 klasei. Tam, kad būtų galima taikyti SVM būtina nustatyti skaliaro b ir vektoriaus $\vec{\omega}$ reikšmes.

2.4. Sistemos struktūros sudarymas

Visų pirma vaizdo sraute naudojant Viola-Joneso algoritmą yra ieškoma žmogaus veido tol, kol randama. Tada ieškoma atskirų veido dalių – akių ir burnos. Kartais Viola-Joneso algoritmas susiduria su problemomis ieškant burnos kai ji būna plačiai praverta (pvz., žiovaujant). Tokiu atveju, ji automatiškai iškerpama iš veidą ribojančio stačiakampio apatinio trečdaliao. Aptikus akis tiesiai virš jų per vidurį iškerpamas stačiakampis, kuriame galimai esama tarpantakio raukšlių. Visų trijų sričių (akių, burnos, tarpantakio) HOG bruožai lyginami su esamais jau sudarytose bibliotekose, nustatoma, kuriai kategorijai priklauso kiekvienas atvaizdas. Suskaičiuojami tokie parametrai, kaip ilgiausia trukmė (daugiausia kadrų iš eilės tai pačiai kategorijai priskiriami atvaizdai), dažnis. Šie parametrai perduodami į neraiškiją logiką, kuri pagal sukurtas taisykles įvertiną nuovargio lygį. Visa sistemos struktūra pavaizduota 2.5 pav.



2.5 pav. Sistemos struktūros sudarymas

2.5. Skyriaus apibendrinimas

Veidui ir jo komponentams (akims ir burnai) aptikti dėl savo spartos, tikslumo ir itin lengvo įgyvendinimo pasirinktas Viola-Joneso algoritmas, kuris susideda iš kelių etapų: Haaro bruožų paieškos, integralinio vaizdo kūrimo ir klasifikatorių kaskadų pritaikymo. Taupant skaičiavimo resursus nuspręsta veido neieškoti kiekvieną kartą naujame kadre, o jo sekimui pritaikyti Lucaso-Kanadeo-Tomasio algoritmą, kuris naudoja šablonus lygindamas juos su originaliu vaizdu ir ieškodamas mažiausios neatitikties tarp jų. Naujumui vertinti nuspręsta taikyti SVM klasifikatorius. Tai ypač patogiu analizuojant tarpantakio sritį kadangi, kadangi SVM galima apmokyti atpažinti tarpantakio raukšles iš savo sukurtos vaizdų bibliotekos neieškant tokių bibliotekų kitur.

3. REALIOJO LAIKO VEIDO STEBĖSENOS IR NAUJUMO VERTINIMO SISTEMOS MOKYMAS

Šiame skyriuje aprašyta kokios naudotos priemonės, jų parametrai, kūrimo aplinka. Aptarta, kaip sudaryti veido bruožų rinkiniai, išmokyti atraminių vektorių klasifikatoriai. Skyriaus gale aprašytas neraiškiosios logikos taisyklių sukūrimas.

3.1. Priemonės ir sistemos kūrimo aplinka

Visa sistema realizuota naudojant naujausią „Matlab R2018a“ programinę įrangą. „Matlab“ (iš žodžių „MATrix LABoratory“) yra daugiaplatformė MathWorks, Inc. programinė įranga, skirta įvairių mokslo šakų užduotims bei problemoms spręsti, ypač matematinėms. Iš pavadinimo jau galima spręsti, kad turi galimybių manipuluoti su matricomis – būtent toks buvo pirminis šios programos tikslas. Dabar tai didžiulis galingas paketas, turintis savitą lengvai perprantamą programavimo kalbą. Šios įrangos pasirinkimą lėmė:

- jau turimi „Matlab“ programavimo žinių pagrindai;
- gausi bendruomenė;
- vaizdo pamokų įvairovė internete;
- daug kodo pavyzdžių ir
- patraukli programos aplinka, palyginti lengvas užduočių įgyvendinimas.

Vaizdų įrašymui naudota kompiuteryje integruota VGA (640 × 480 taškų) kamera.

Aparatinė ir kita programinė įranga:

- operacinė sistema „Windows 10 Pro, 64-bit“;
- procesorius Intel Core i5-5200U CPU @ 2,2 GHz;
- operatyvioji atmintis 8 GB.

3.2. Veido bruožų rinkinio sudarymas

Kaip jau minėta anksčiau, šiame darbe veidui aptikti buvo panaudotas Viola- Joneso algoritmas, kuris jau yra apmokytas atpažinti veidus ir tam tikras jų dalis. Šis detektorius veidui aptikti „Matlab“ programoje sukuriamas įrašius eilutę:

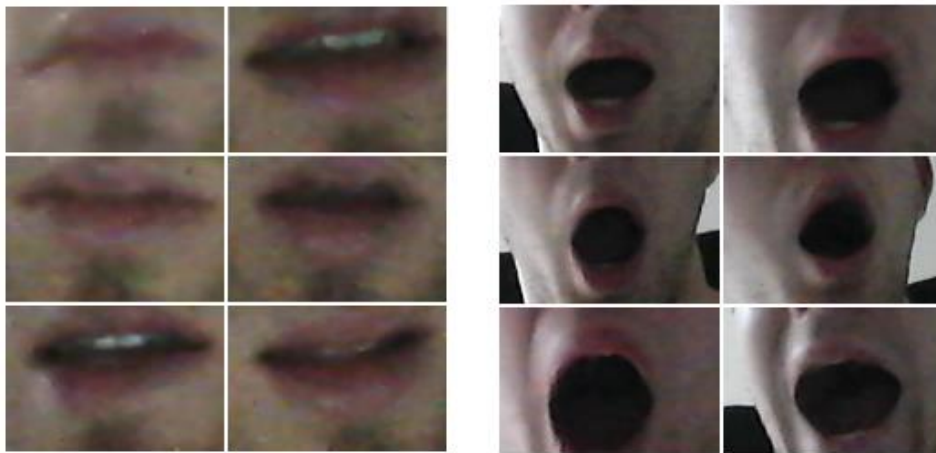
```
detector = vision.CascadeObjectDetector
```

Šiame darbe naudojami SVM klasifikatoriai. Tam, visų pirma, reiktų teigiamų ir neigiamų egzempliorių bibliotekos. Naudojant integruotą VGA (640 × 480 taškų) kamerą fotografuojant įvairiais kampais buvo surinkta 200 užmerktų akių nuotraukų, tiek pat ir atmerktų (žr. 3.1 pav.). Jos suskirstytos į atskirus katalogus.



3.1 pav. Atmerktų (kairėje) ir užmerktų (dešinėje) akių pavyzdžiai

Tada lygiai tas pats atlikta su burnos sritimi. Kamera padaryta po 300 užvertos ir 300 plačiai atvertos burnos nuotraukų (3.2 pav.).



3.2 pav. Užvertų (kairėje) ir plačiai atvertų (dešinėje) burnų pavyzdžiai

Vėliau tas pats pakartota su tarpantakio sritimi – vėl padaryta po 200 nuotraukų stebimajam esant neutralios būsenos ir kai antakiai yra suraukti (3.3 pav.).



3.3 pav. Tarpantakio sritis esant neutraliai būsenai (kairėje) ir esant surauktiems antakiams (dešinėje)

Visi šie vaizdai naudoti *SVM* klasifikatoriams apmokyti atpažinti veido bruožų būsenas (t. y., pasakyti, kuriai klasei priklauso vienas ar kitas vaizdas).

3.3. Atraminių vektorių mašinų mokymas nuovargio požymiams identifikuoti

Kai vaizdų bibliotekos sukurtos, galima apmokyti *SVM* klasifikatorius. Eilute

```
img = imresize(videoFrameEyes, [20 88]);
```

akių atvaizdai sunormuojami į 20×88 taškų dydžio paveikslukus, iš kurių po to ištraukiami HOG bruožai:

```
testFeatures = extractHOGFeatures(img, 'CellSize', cellSize);
```

čia celės dydis „cellSize“ pasirenkamas 4×4 . Tai yra mažiau nei numatytoji (angl. *default*) vertė – 8×8 . Nors tai kainuos papildomų skaičiavimo resursų (dėl to gali sumažėti sistemos veikimo sparta), tačiau šis sprendimas turėtų padidinti tikslumą, kadangi nagrinėjamas vaizdas bus padalintas į daugiau smulkių dalių HOG bruožams ištraukti.

SVM klasifikatorius apmokomas iš turimų duomenų šia eilute, panaudojus komandą „fitcsvm“:

```
svmModel = fitcsvm(trainingFeatures, trainingLabels);
```

3.4. Nuovargį charakterizuojančių parametrų analizė ir nustatymas nuovargio lygiui vertinti

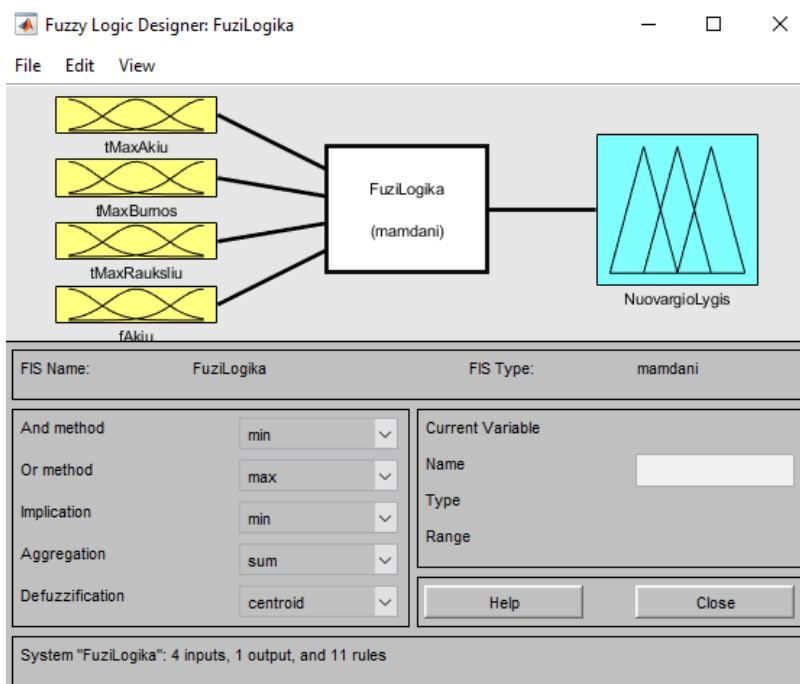
Pagrindiniai parametrai, kurie gali būti pritaikomi nuovargio nustatymui ir jo lygio įvertinimui, bus naudojami šie:

- Ilgiausio akies mirksnio trukmė. Nors normalaus akies mirksnio trukmė – apie 310 ms [45], tačiau esant nuovargiui ši literatūroje randama vertė gali padidėti iki 3–4 s, o tokią ribą jau galima laikyti užmigimu [46]. Vėliau bus naudojamos 3 mirksėjimo trukmių kategorijos – trumpų mirksnių (iki 0,4 s), vidutinių (0,4–3 s) ir ilgų (daugiau kaip 3 s).
- Mirksėjimo dažnis. Normalios būsenos žmogus mirksi vidutiniškai 10–20 kartų per minutę. Tačiau nuovargio būsenoje šis dažnis sumažėja iki 4–6 kartų per minutę [47].
- Didžiausia žiovulio trukmė. Vidutinis žiovulys trunka 5 s [48]. Žiovavimą nuo kitų veiksmų (rėkimas, dainavimas, kalbėjimas) atskirti gan sudėtinga, tad tikslumui padidinti daroma prielaida, kad platų burnos pravėrimą galima laikyti žiovuliu, jei jo trukmė yra kiek daugiau nei pusę vidutinės vertės (3 s).
- Tarpantakio srityje atsiradusių raukšlių didžiausia gyvavimo trukmė. Kadangi testavimo metu išsiaiškinta programos veikimo sparta (apie 6 kadrai/s), tai padaryta prielaida, jog gautą vaizdą galima laikyti raukšlėmis, jei vaizdas kartojasi bent 2 kadrus iš eilės. Tam parinkta slenkstinė vertė – 0,2 s.

3.5. Neraiškosios logikos klasifikatoriaus nuovargio lygiui vertinti sudarymas

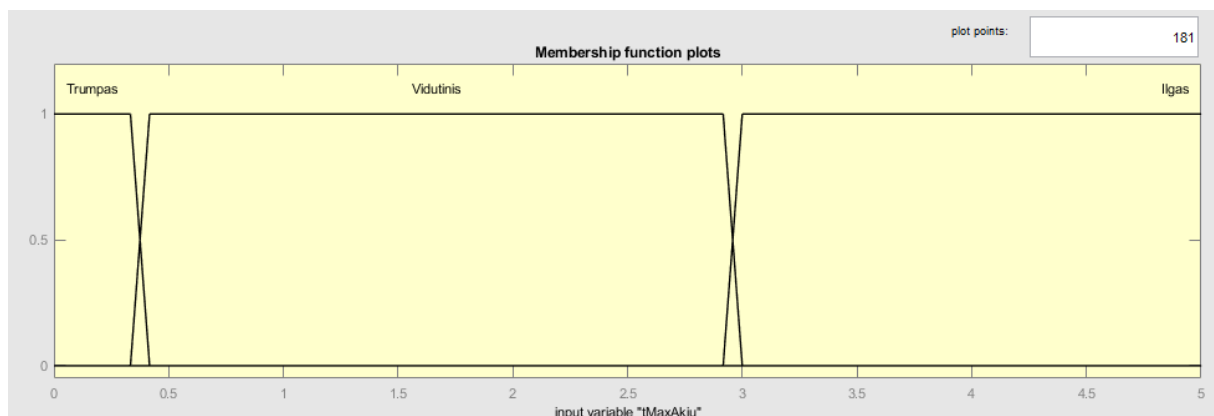
Neraiškioji logika (angl. *Fuzzy Logic*) – tai kelių įėjimų sistema, kurios išėjimo vertė gali būti bet kokia vertė nuo 0 iki 1. Visas procesas susideda iš įėjimų funkcijų sukūrimo, taisyklių rinkinio sukūrimo ir defuzifikacijos, t. y. išėjimo vertės paskaičiavimo.

Visų pirma „Matlab“ programos „Fuzzy Logic Designer“ lange buvo sukurti keturi įėjimai: maksimalios užmerktų akių, žiovalio, susiraukimo trukmių ir akių užmerkimo dažnio (3.4 pav.).



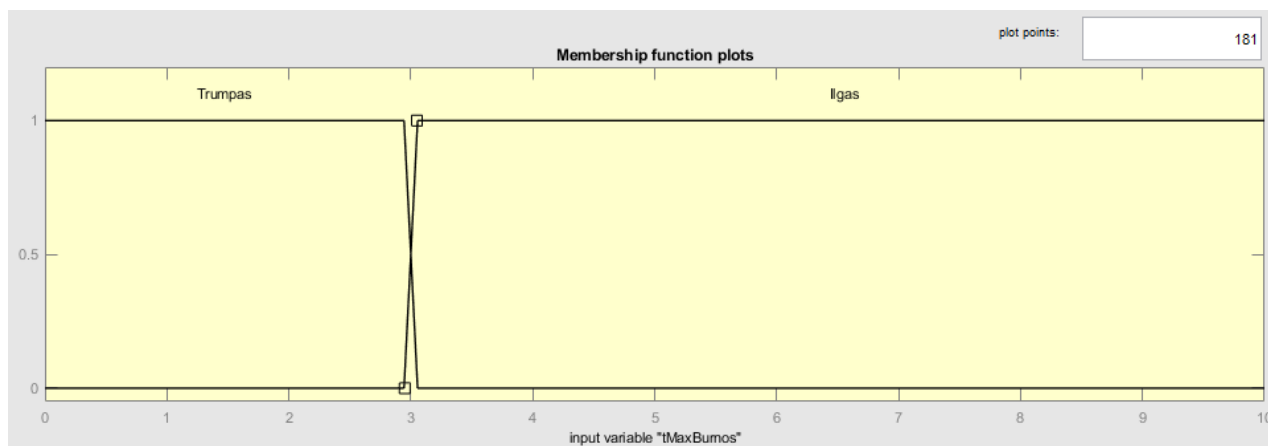
3.4 pav. „Matlab“ programos „Fuzzy Logic Designer“ langas

Maksimalios akių užmerkimo trukmės funkcija sudaryta iš trijų atskirų *trapmf* tipo funkcijų (3.5 pav.), kurių parametrai yra [0 0 0.35 0.4] (trumpiems akių užmerkimams), [0.35 0.4 2.95 3] (vidutiniams akių užmerkimams) ir [2.95 3 15 15] (ilgiems akių užmerkimams). Galimų verčių intervalas – nuo 0 iki 15.



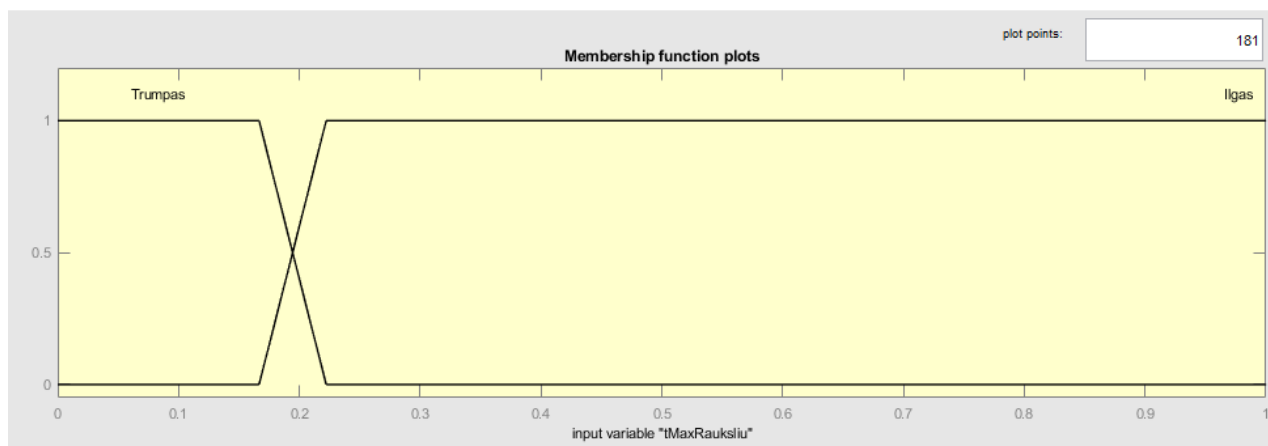
3.5 pav. Maksimalios akių užmerkimo trukmės „Membership“ funkcija

Žiovalio funkcija (3.6 pav.) sudarytą iš dviejų dalių su parametrais: [2.95 3.05], [2.95 3.05].



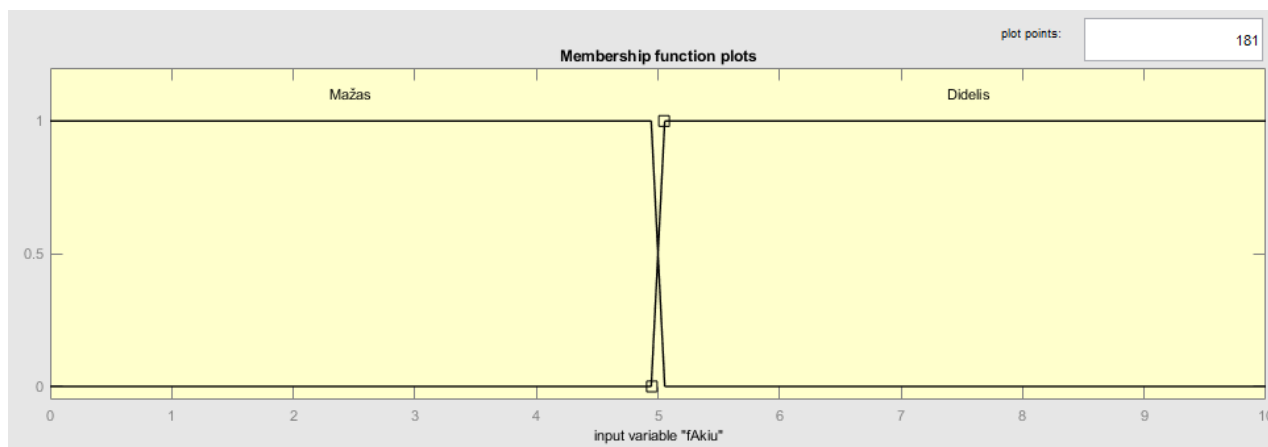
3.6 pav. Žiovalio „Membership“ funkcija

Tarpantakio srities funkcijos parametrai: [0 0 0.19 0.21], [0.19 0.21 10 10]. Naudota taip pat dvi *trapmf* tipo funkcijos (žr. 3.7 pav.).



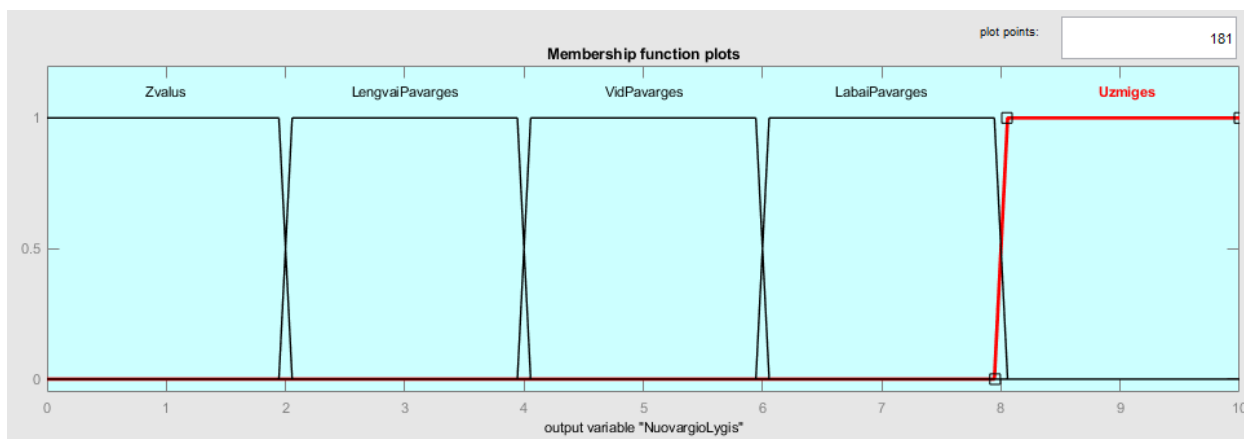
3.7 pav. Tarpantakio srities „Membership funkcija“

Akių mirksėjimo dažnio funkcijų (3.8 pav.) parametrai parinkti taip: [4.95 5.05], [4.95 5.05].



3.8 pav. Akių mirksėjimo dažnio „Membership“ funkcija

Išėjimo funkcijų grafikai „Matlab“ programos lange pavaizduoti 3.9 pav.



3.9 pav. Išėjimo funkcijų grafikai

Rezultatams gauti parinktas centroido tipo defuzifikatorius, o nuovargio lygiui nustatyti sukurtos 9 taisyklės (3.10 pav.). Lengviausia buvo sukurti taisyklės kraštinėms būsenoms: jei akys užmerktos ganėtinai ilgai (bent 3 s), numatoma būseną – „užmigęs“, o jei nė vienas parametras nesiejamas su nuovargiu (trumpa užmerktų akių, žiovilio ir suraukto tarpantakio trumė) – būseną įvertinama kaip „žvalus“. Akių užmerkimo trukmė (tMax) – svarbiausias faktorius vertinant nuovargio lygį. Todėl tarpinėms būsenoms sukurtos taisyklės vadovaujantis šia logika:

- maža akių užmerkimo trukmė + bent 1 kitas nuovargio požymis = „Lengvai pavargęs“;
- vidutinė akių užmerkimo trukmė + jokių kitų nuovargio požymių = „Vidutiniškai pavargęs“;
- vidutinė akių užmerkimo trukmė + bent 1 kitas nuovargio požymis = „Labai pavargęs“.

```

1. If (tMaxAkiu is Trumpas) and (tMaxBurnos is Trumpas) and (tMaxRauksliu is Trumpas) and (fAkiu is Didelis) then (NuovargioLygis is Zvalus) (1)
2. If (tMaxAkiu is Ilgas) then (NuovargioLygis is Uzmiges) (1)
3. If (tMaxAkiu is Trumpas) and (tMaxBurnos is Ilgas) then (NuovargioLygis is LengvaiPavarges) (1)
4. If (tMaxAkiu is Trumpas) and (tMaxRauksliu is Ilgas) then (NuovargioLygis is LengvaiPavarges) (1)
5. If (tMaxAkiu is Trumpas) and (fAkiu is Mažas) then (NuovargioLygis is LengvaiPavarges) (1)
6. If (tMaxAkiu is Vidutinis) and (tMaxBurnos is Trumpas) and (tMaxRauksliu is Trumpas) and (fAkiu is Didelis) then (NuovargioLygis is VidPavarges) (1)
7. If (tMaxAkiu is Vidutinis) and (tMaxBurnos is Ilgas) then (NuovargioLygis is LabaiPavarges) (1)
8. If (tMaxAkiu is Vidutinis) and (tMaxRauksliu is Ilgas) then (NuovargioLygis is LabaiPavarges) (1)
9. If (tMaxAkiu is Vidutinis) and (fAkiu is Mažas) then (NuovargioLygis is LabaiPavarges) (1)

```

3.10 pav. Taisyklių sąrašas „Matlab“ programos lange nuovargio lygiui vertinti

3.6. Skyriaus apibendrinimas

Sistemą, gebančią realiuoju laiku aptikti veidą, suklasifikuoti jo komponentus (akis, burną, tarpantakio sritį) ir įvertinti nuovargio lygį, nuspręsta kurti „Matlab“ programa. Kiekvienam iš pasirinktų veido bruožų sudarytos bibliotekos, turinčios po 200–300 teigiamų ir tiek pat neigiamų vaizdų. Tada su turimais vaizdais apmokomi SVM klasifikatoriai. Gauti atsakymai – „1“ ir „0“ (priklausomai nuo to, kuriai klasei priskirtas vaizdas) paduodami į neraiškiają logiką, kuri, pagal aprašytas taisykles, generuoja išėjimą – nuovargio lygio įvertį, kuris išreiškiamas 1 – 5 skalėje.

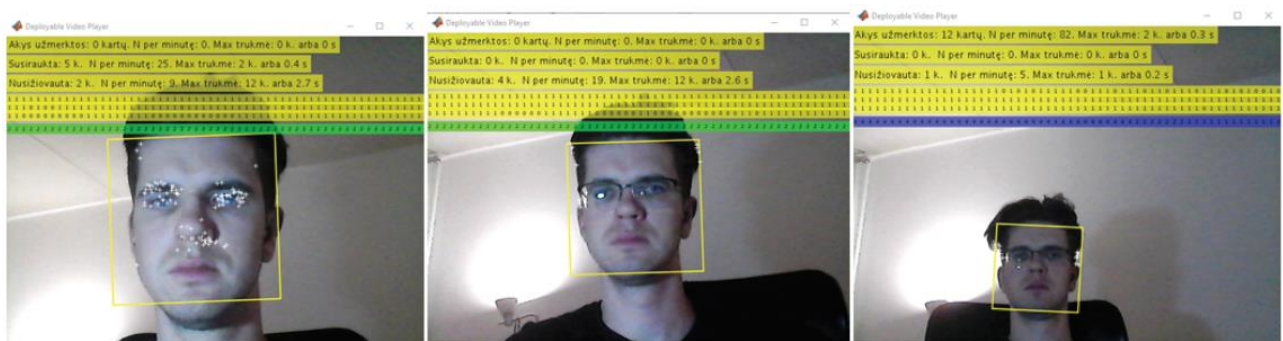
4. REALIOJO LAIKO VEIDO STEBĖSENOS IR NAUJUMO VERTINIMO SISTEMOS TYRIMO REZULTATAI

Šiame skyriuje detaliau aptarta, kaip testuota sistema, kaip ji geba įvertinti veido būsenas esant įvairioms sąlygoms – keičiant atstumą nuo veido iki kameros ir keičiant apšvietos dydį. Ištirtas sistemos našumas. Rezultatai palyginti su kitų autorių darbais.

4.1. Veido bruožų būsenos įvertinimo tikslumo priklausomybė nuo veido atstumo iki kameros

Naujumo vertinimo tikslumui turi įtakos daugybė veiksnių ir parametrų – veido bruožų, tokių, kaip akys, burna, aptikimo tikslumas, apšvietimo sąlygos, vibracija, atstumas iki kameros. Todėl visų pirma išsiaiškinta, kaip priklauso veido bruožų būsenos įvertinimo tikslumas nuo atstumo iki kameros. Tiksliai nusakyti, akys yra atmerktos, ar užmerktos, stebimasis žiovauja ar ne, yra gana svarbu, kadangi tai tiesiogiai lemia neraiškiosios logikos išėjimą.

Pirmas eksperimentas atliktas testuojant žiovalio aptikimą veidui esant skirtingiems atstumams iki kameros. Parinktas geras dirbtinis foninis apšvietimas, atsukta stalinė lempa į veidą, kad būtų matomas smulkiausias detalės (4.1 pav.).



4.1 pav. Trys situacijos esant skirtingiems atstumams nuo veido iki kameros (iš kairės į dešinę atitinkamai: 40 cm, 70 cm ir 110 cm)

Nesukiojant galvos į šonus buvo žiovuojama 100 kartų ir stebimas sistemos išėjimas. Po to buvo tikrinama, kaip sistema geba atpažinti akių mirksėjimą ir raukšlių atsiradimą tarpantakio srityje. Tikslumas procentais suskaičiuojamas pagal:

$$T = (TT + TN) \cdot (TT + TN + KT + KN)^{-1}, \quad (4.1)$$

čia T yra tikslumas, TT (angl. *true positive*) – teisingai nustatytų teigiamų įvykių skaičius (pvz., sistema teigia, kad kadre akis yra užmerкта, o taip ir yra iš tikrųjų), TN (angl. *true negative*) – teisingai nustatytų neigiamų įvykių skaičius (pvz., kai akis yra atmerкта, sistema atspėjo, kad akis – atmerкта), KT – (angl. *FP, false positive*) – klaidingai numatytų teigiamų įvykių skaičius (pvz.,

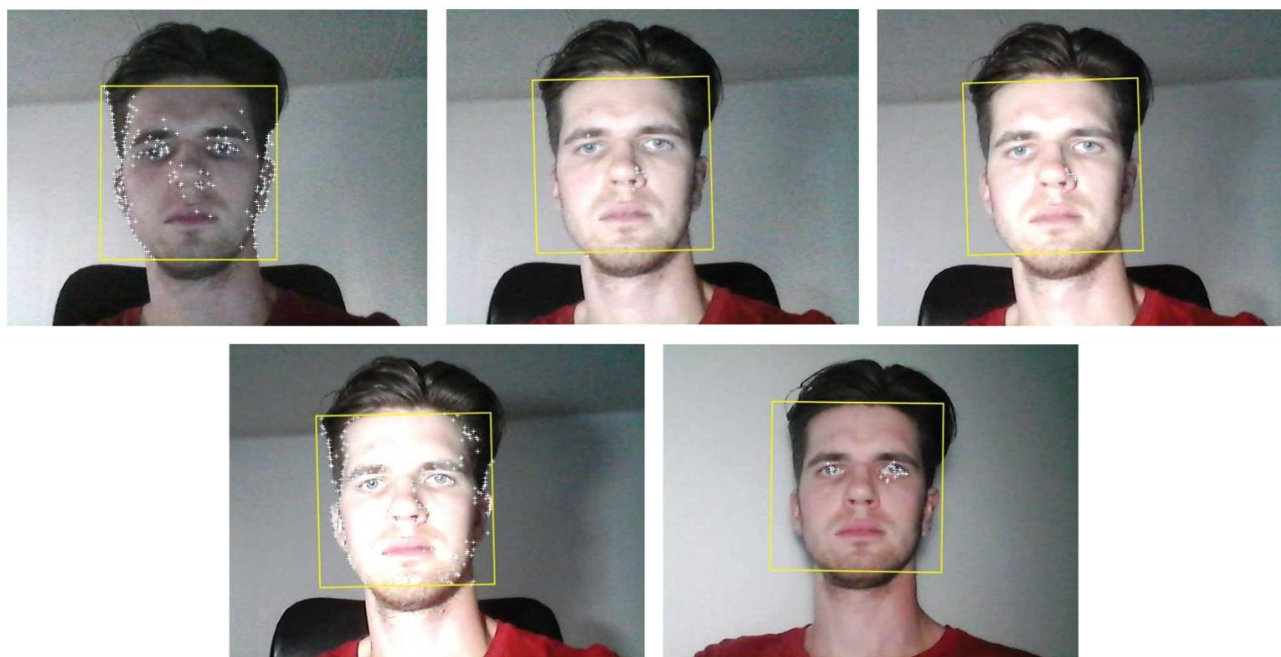
spėta, kad akis užmerkta, nors iš tikrųjų ji yra atmerkta), *KN* (angl. *FN*, *false negative*) – klaidingai numatytų neigiamų įvykių skaičius (pvz., kai sistema spėja, jog akis yra atmerkta, nors iš tikrųjų ji – užmerkta). Rezultatai pateikti 4.1 lentelėje.

4.1 lentelė. Veido bruožų būsenų įvertinimo tikslumo priklausomybė nuo veido atstumo iki kameros

Atstumas, cm	Žiovulys	Akių mirksėjimai	Tarpantakio sritis
40	84 %	72 %	97 %
70	96 %	76 %	53 %
110	51 %	38 %	10 %

4.2. Veido bruožų būsenos įvertinimo tikslumo priklausomybė nuo apšvietimo

Atliktas eksperimentas, kuriuo siekta išsiaiškinti, kaip tiksliai sistema geba įvertinti kiekvieno veido komponento būseną esant skirtingoms apšvietoms, kai pasirinktas vidutinis atstumas (60 cm) nuo veido iki kameros (4.2 pav.).



4.2 pav. Vaizdo sraute aptiktas veidas esant skirtingoms apšvietoms.

Iš kairės į dešinę: 38 lx, 60 lx, 76 lx, 128 lx, 256 lx

Apšvietai išmatuoti į mobilųjį telefoną buvo parsisūsta programėlė „Galactica Luxmeter“ (4.3 pav.).



4.3 pav. „Galactica Luxmeter“ programa matuojama apšvieta

Per kiekvieną iš 3 bandymų buvo sumirksima po 100 kartų lėtai sukiojant galvą nedaugiau kaip $\pm 20^\circ$ į dešinę, kairę ir viršų. Vėliau tas pats atlikta su burna (žiovaujant po 100 kartų) ir su tarpantakio sritimi (susiraukiant po 100 kartų). Rezultatai pateikti 4.2 lentelėje.

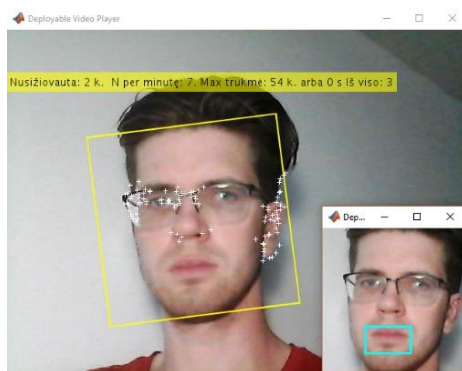
4.2 lentelė. Veido bruožų būsenos nustatymo tikslumas esant skirtingai apšvietai

Apšvieta E, lx	Akys Tikslumas, %		Burna Tikslumas, %		Tarpantakio sritis Tikslumas, %	
		Vid.		Vid.		Vid.
38	88; 90; 89	89	86; 95; 85;	89	84; 86; 90	87
60	90; 97; 98	95	95; 86; 94	92	85; 73; 78	79
76	100; 98; 100	99	100; 99; 90	96	81; 84; 83	83
128	72; 58; 76	69	92; 95; 80	89	89; 81; 68	79
256	89; 94; 93	92	88; 94; 90	91	84; 91; 94	90

4.3. Sistemos tikslumo lyginimas su kitais darbais

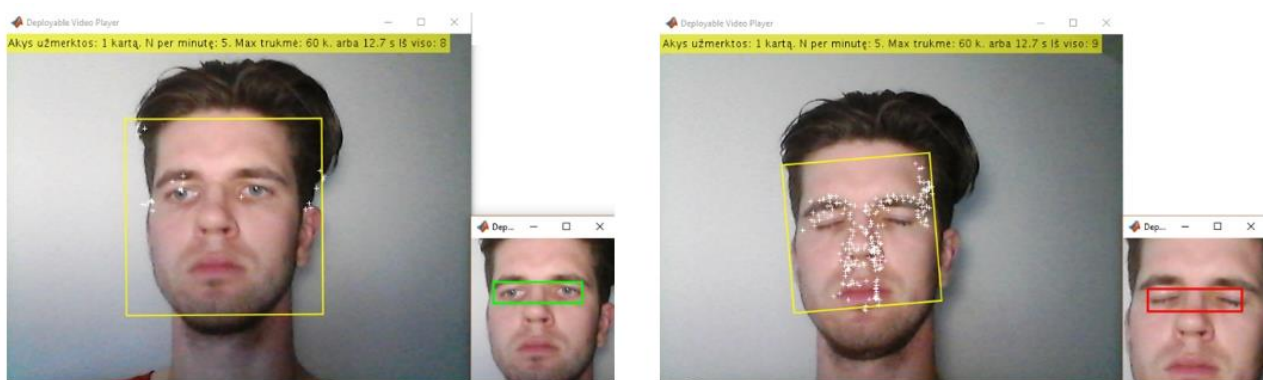
Kadangi sistema pagal sukurtas taisykles nuovargį gali įvertinti skalėje nuo 1 iki 5, tai galutinį rezultatą lyginti su kitais darbais gana sudėtinga. Objektyviau būtų palyginti veido komponentų būsenų nustatymo tikslumą.

Eksperimentas buvo daromas daugmaž idealiomis sąlygomis – parinktas geras apšvietimas ($E = 256 \text{ lx}$), atstumas iki kameros – 60 cm, fonas – neutralus, galva nekratoma, sukinėjama nedaugiau kaip $\pm 20^\circ$ į dešinę ir kairę. Pirma siekta išsiaiškinti sistemos tikslumą nustatant žiovulį (4.4 pav.). Tam buvo atlikti 3 bandymai, kurių metu buvo nusižiovauta maždaug po 100 kartų.



4.4 pav. Eksperimento metu lokalizuota burnos sritis

Po to buvo testuojama sistema, kaip gerai įvertina akių būseną, t. y. pasako, ar akys yra atmerktos, ar užmerktos (žr. 4.5 pav.). Sąlygos sudarytos tokios pat, kaip ir praeitame eksperimente.



4.5 pav. Eksperimento metu aptiktos akys – atmerktos (kairėje) ir užmerktos (dešinėje)

Iš gautų rezultatų suskaičiuoti vidurkiai ir palyginti su kitų autorių darbais (4.3 lentelė).

4.3 lentelė. Sistemų tikslumo ir spartos palyginimas

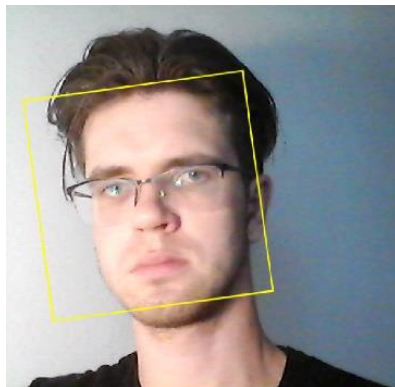
	Sukurta sistema	[49]	[50]	[51]	[52]	[45]
Akių būsenos nustatymas	92 %	—	—	97 %	71–97 %	94 %
Burnos būsenos nustatymas	91 %	72 % (geometrinių bruožų metodu); 95 % (Gaboro bruožų metodu)	92 %	—	—	—
Visos sistemos sparta	0,21 s	—	—	0,04 s	—	—

4.4. Sistemos našumo tyrimas

Sistemos veikimą sudaro keletas etapų – veido aptikimas, veido sekimas, veido bruožų aptikimas, jų būsenų įvertinimas ir galiausiai – nuovargio lygio nustatymas. Kiekvienam iš šių

skaičiavimų reikalingi laiko resursai. Todėl siekta išsiaiškinti, kiek kiekvienas žingsnis prisideda prie gaunamo rezultato vėlavimo.

Eksperimentas atliktas naudojant „Matlab“ funkciją *tic toc*, kuri paskaičiuoja, kiek laiko sekundėmis trunka ciklas. Buvo išjungtos pašalinės programos, galinčios daryti įtaką rezultatams. Matavimai atlikti optimaliomis sąlygoms – tarp veido ir kameros esant 60 cm atstumui, o apšvietai – 256 lx (žr. 4.2 pav.)



4.5 pav. Užfiksuotas veidas eksperimento metu, kai $E = 256$ lx

Kiekvieno bandymo metu buvo pereita per 100-500 ciklų (veido sekimui – per 1000), atmestas pirmasis duomuo (kadangi programai pasileisti iš naujo reikia gerokai daugiau laiko, lyginant su ciklų trukmėmis) ir iš likusių duomenų apskaičiuotas vidurkis. Tada bandymai pakartoti dar du kartus ir galiausiai suskaičiuotas visų 3 bandymų vidurkis. Visa tai atlikta tiriant atskirus sistemos žingsnius. Rezultatai pateikti 4.4 lentelėje.

4.4 lentelė. Įvairių sistemos etapų – aptikimo, sekimo, būsenų nustatymo – trukmės

Veido aptikimas (VA)	$0,46 \pm 0,2$ s	VA + veido sekimas (VS)	$0,05 \pm 0,01$ s	VA + VS + akių aptikimas (AA)	VA + VS + AA + akių būsenos nustatymas (AB)	VA + VS + AA + BA + TSI + AB + BB + TSB + nuovargio lygio įvertinimas	$0,21 \pm 0,03$ s
				$0,08 \pm 0,01$ s	$0,08 \pm 0,01$ s		
				VA + VS + burnos aptikimas (BA)	VA + VS + BA + burnos būsenos nustatymas (BB)		
				$0,11 \pm 0,02$ s	$0,14 \pm 0,02$ s		
				VA + VS + tarpantakio srities išskyrimas (TSI)	VA + VS + TSI + tarpantakio srities būsenos nustatymas (TSB)		
				$0,08 \pm 0,01$ s	$0,12 \pm 0,02$ s		

Kaip matyti iš pateiktos 4.4 lentelės, Kanadeo-Lucaso-Tomasio algoritmas net apie 10 kartų pagreitino sistemos veikimą sekdamas jau aptiktus veido taškus vietoje to, kad kiekvieno ciklo metu

jo ieškotų iš naujo. Visa sistema galutinį rezultatą paskaičiuoja per 0,21 s. Prie to labiausiai prisideda burnos paieška ir jos būsenos nustatymas.

4.5. Skyriaus apibendrinimas

Atlikti eksperimentai siekiant nustatyti sukurtos sistemos tikslumą ir našumą. Ištirta, kaip veido bruožų būsenų nustatymo tikslumui daro įtaką pasirinktas atstumas nuo veido iki kameros, nustatytas optimalus atstumas – 60-70 cm. Po to tirta, kaip šis tikslumas priklauso nuo apšvietos lygio. Pastebėta, kad blogiausi rezultatai gauti esant prieblandai. Optimalus apšvietos lygis – 76 lx (pasiektas 99 % ir 96 % tikslumas atitinkamai akims ir burnai). Gauti rezultatai yra panašūs su kitų autorių darbų rezultatais.

Sistemos našumui nustatyti naudota „Matlab“ funkcija „tic toc“. Tirta, kiek laiko trunka kadro apdorojimas priklausomai nuo etapų ir jų skaičiaus. Pastebėta, kad pritaikius KLT veido sekimą sparta padidėjo apie 10 kartų. Sistema, visiems etapams praeiti ir įvertinti nuovargio lygiui sugaišta apie 0,21 s.

APIBENDRINIMAS. IŠVADOS

Šiame darbe atlikta realiojo laiko veido stebėsenos technologijų analitinė literatūros apžvalga siekiant apibūdinti naujumą praktikoje svarbiomis charakteristikomis, atrinkti tinkami naujumui aptikti ir įvertinti metodai. Taip pat „Matlab“ programa suprojektuota realiuoju laiku veikianti sistema, gebanti stebėti žmogaus veidą ir įvertinti naujumą. Naujumu buvo pasirinkta laikyti atsiradusius nuovargio požymius – ilgai užmerktas akis, žiovulį, sumažėjusį akių mirksnių dažnį. Sistema veikia keliais etapais: pirma aptinka veidą, tada jį ima sekti, aptinka akis, burną, išskiria tarpantakio sritį, įvertina jų būsenas ir paskutiniame etape nustato nuovargio lygį. Siekiant aptikti veidą ir jo komponentus naudotas Viola-Joneso algoritmas, veidui sekti – Kanadeo-Lucasio-Tomasio algoritmas, veido komponentų būsenoms nustatyti pritaikyti SVM klasifikatoriai, nuovargio lygiui įvertinti atsižvelgta į paskutinių 60-ies kadrų veido komponentų būsenų kombinacijas ir panaudota neraiškioji logika.

Magistro baigiamojo darbo metu gauti rezultatai:

1. Sudarytas sudėtinis algoritmas, gebantis nuovargį suklasifikuoti į penkias klases priklausomai nuo veido komponentų charakteristikų.
2. Sistema geba įvertinti akių ir burnos būsenas panašiu tikslumu (atitinkamai 92 % ir 91 %) kaip ir kitų autorių sukurtos sistemos (atitinkamai 71–97 % ir 72–92 %).
3. Sistemos tikslumas priklauso nuo atstumo. Didžiausias tikslumas vertinant akių ir burnos būsenas pasiektas esant 70 cm atstumui nuo veido iki kameros – atitinkamai 76 % ir 96 %. Tarpantakio sričiai optimalus atstumas yra mažesnis – 40 cm.
4. Sistemai veikti įtaką darė apšvietimas. Nustatyta, kad sistema blogiausiai veikia esant prieblandai, o geriausi rezultatai pasiekti esant 76 lx dirbtiniam apšvietimui (99 % ir 96 % atitinkamai akims ir burnai). Pastebėta, kad sistemos darbą neigiamai veikia pernelyg ryški šviesa, ypač staigūs jos blyksniai.
5. Įvertintas sistemos našumas, t. y. kokia sparta atliekami žingsniai. Pastebėta, kad pritaikius veido sekimą kadro apdorojimo trukmė sumažėjo apie 10 kartų – nuo 0,46 s iki 0,05 s. Daugiausia laiko resursų sunaudojo burnos paieška (0,06 s) ir burnos būsenos nustatymas (0,03 s). Visos sistemos veikimo sparta – apie 5 kadrų per sekundę.

Remiantis atliktais tyrimais galima būtų rekomenduoti šiuos darbus tęsti taip:

1. Sistemos veikimo tikslumą būtų galima padidinti gerinant atskirų veido dalių aptikimo tikslumą. Blogai aptikus arba visai neaptikus objekto tolimesnė analizė nebetenka prasmės.

2. *SVM* klasifikatorių tikslumui pagerinti, verta pabandyti kitą HOG celės dydį – pavyzdžiui 2×2 . Būtų sunaudojama daugiau skaičiavimo resursų, todėl, norint išlaikyti bent panašią sistemos veikimo spartą, tai reiktų atlikti galingesniu kompiuteriu.
3. Kitas būdas pagerinti *SVM* klasifikatoriams– sukurti ir apmokyti su daugiau vaizdų turinčia biblioteka. Taip pat reiktų atmesti netinkamus vaizdus, kurie tik pablogintų klasifikatoriaus veikimą (pvz., tokius, kuriuose nesimato vienos akies, nes prieš tai buvo netiksliai nustatyta veido orientacija).
4. Norint padidinti sistemos našumą būtų galima pritaikyti sekimą ne tik veidui, tačiau ir veido komponentams, ypač burnai, kurios paieška kiekviename kadre sunaudoja gana daug laiko resursų.

LITERATŪRA

1. Klare, B.; Jain., A. K. 2010. On a Taxonomy of Facial Features. Conference: Biometrics: Theory Applications and Systems (BTAS), *Fourth IEEE International Conference on*: 1–8.
2. Ming-Hsuan, Y.; Kriegman, D. J.; Ahuja, N. 2002. Detecting faces in images: a survey, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 24(1): 34–58.
3. Peng, K., *et al.* 2005. A robust and efficient algorithm for eye detection on gray intensity face, in *Pattern Recognition and Image Analysis. Pt 2, Proceedings, S. Singh, et al., Editors*. Springer-Verlag Berlin: Berlin. 302–308.
4. Zhu, Z. W.; Ji. Q. 2005. Robust real-time eye detection and tracking under variable lighting conditions and various face orientations, *Computer Vision and Image Understanding*. 98(1): 124–154.
5. Vukadinovic, D.; Pantic, M.. 2005. Fully automatic facial feature point detection using Gabor feature based boosted classifiers, *International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Vol 1–4, Proceedings*. IEEE: New York. 1692–1698.
6. Bevilacqua, V., *et al.* 2008. Automatic Facial Feature Points Detection. *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications, Proceedings: With Aspects of Artificial Intelligence. D.S. Huang, et al., Editors*. Springer-Verlag Berlin: Berlin. p. 1142–1149.
7. Quinones, M. R.; Masip, D.; Vitria, J. 2011. Automatic Detection of Facial Feature Points via HOGs and Geometric Prior Models. *Pattern Recognition and Image Analysis: 5th Iberian Conference, Ibpria J. Vitria, J.M. Sanches, and M. Hernandez, Editors*. Springer-Verlag Berlin: Berlin. 371–378 p.
8. Sohail, A. S. M.; Bhattacharya, P. 2008. Detection of facial feature points using anthropometric face model. *Signal Processing for Image Enhancement and Multimedia Processing, ed. E. Damiani, et al. New York: Springer*. 189–200.
9. Wu, H., *et al.* 2001. Automatic Facial Feature Points Detection with SUSAN Operator. *Proceedings of the Scandinavian Conference on Image Analysis*: 257–263 p.
10. El Kaddouhi, S.; Saaidi, A. 2017. Eye detection based on the Viola-Jones method and corners points, *Multimedia Tools and Applications*. 76(21): 23077–23097 p.
11. Vikram, K.; Padmavathi, S. 2017. Facial parts detection using Viola Jones algorithm. *2017 4th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*.
12. Azazi, A., *et al.* 2015. Towards a robust affect recognition: Automatic facial expression recognition in 3D faces. *Expert Systems with Applications*. 42(6): p. 3056–3066.
13. Hautamaki, V.; Karkkainen, I.; Franti, P. 2004. Outlier detection using k-nearest neighbour graph. *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. ICPR 2004*.
14. Srivastava, A. N.; Zane-Ulman, B. 2005. Discovering recurring anomalies in text reports regarding complex space systems. *2005 IEEE Aerospace Conference*.
15. Srivastava, A. N. 2006. Enabling the discovery of recurring anomalies in aerospace problem reports using high-dimensional clustering techniques. *2006 IEEE Aerospace Conference*.

16. Schölkopf, B., Williamson, R.; Smola, A., *et al.* 2000. Support vector method for novelty detection. *Adv. Neural Inf. Process. Syst.* 12 (3): p. 582–588.
17. Tax, D., *et al.* 1999. Support vector domain description, *Pattern Recognit. Lett.* 20 (11): p. 1191–1199.
18. Manevitz, L.; Yousef, M. 2002. One-class SVMs for document classification, *J. Mach. Learn. Res.* 2: p. 139–154.
19. Ng, C. C., *et al.* 2015. Wrinkle Detection Using Hessian Line Tracking. *Ieee Access.* 3: p. 1079–1088.
20. Hammal, Z.; Kunz, M. 2012. Pain monitoring: A dynamic and context-sensitive system. *Pattern Recognition.* 45(4): p. 1265–1280.
21. Shu-Chiang Chung, *et al.* 2014. Frowning Expression Detection Based on Sobel Filter for Negative Emotion Recognition. *IEEE Access*, 2014: p. 173–176.
22. Hayashi, J., *et al.* 2002. Age and gender estimation based on wrinkle texture and color of facial images. *16th International Conference on Pattern Recognition, Vol I, Proceedings*, R. Kasturi, D. Laurendeau, and C. Suen, Editors. Ieee Computer Soc: Los Alamitos. p. 405–408.
23. Ibrahim, M. M.; Soroghan, J.S.; Petropoulakis, L 2013. Mouth covered detection for yawn. *2013 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications.*
24. "Beautyfy SA" [interaktyvus], [žiūrėta 2017-11-19]. Prieiga per internetą: <<https://beautifysa.com.au/beauty-concerns/frown-lines/>>.
25. Mawale, A.; Chaugule, A. 2016. Facial Wrinkles Detection Techniques and its Application. *International Journal of Computer Applications* (0975 – 8887). 134 – No.7: p. 5–8.
26. Xie, W.C.; Shen, L. L; Jiang, J. M. 2017. A Novel Transient Wrinkle Detection Algorithm and Its Application for Expression Synthesis. *Ieee Transactions on Multimedia.* 19(2): p. 279–292.
27. Ng, C. C., *et al.* 2015. Wrinkle Detection Using Hessian Line Tracking. *IEEE Access.* 3: p. 1079–1088.
28. Ng, C. C., *et al.* 2015. Automatic Wrinkle Detection Using Hybrid Hessian Filter. *Computer Vision - Accv 2014, Pt Iii*, D. Cremers, *et al.*, Editors. Springer-Verlag Berlin: Berlin. p. 609–622.
29. Batool, N.; Chellappa, R. 2015. Fast detection of facial wrinkles based on Gabor features using image morphology and geometric constraints. *Pattern Recognition.* 48(3): p. 642–658.
30. Kwon, Y. H.; N.D. Lobo, *et al.* 1994. Age classification from facial images. *1994 Ieee Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Proceedings. Los Alamitos: IEEE, Computer Soc Press.* 762–767.
31. Cula, G. O., *et al.* 2013. Assessing facial wrinkles: automatic detection and quantification. *Skin Research and Technology.* 19(1): p. E243–E251.
32. Batool, N.; Chellappa, R. 2012. Modeling and Detection of Wrinkles in Aging Human Faces Using Marked Point Processes. *Computer Vision - Eccv 2012, Pt Ii*, A. Fusiello, V. Murino, and R. Cucchiara, Editors. 2012, Springer-Verlag Berlin: Berlin. p. 178–188.
33. Huang, Y. Z.; Li, Y.; Fan, N. 2010. Robust Symbolic Dual-View Facial Expression Recognition With Skin Wrinkles: Local Versus Global Approach. *Ieee Transactions on Multimedia.* 12(6): p. 536–543.
34. Tian, Y. I.; Kanade, T.; Cohn, J. F. 2001. Recognizing action units for facial expression analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.* 23(2): p. 97–115.

35. Chung, S. C., *et al.* 2014. Frowning Expression Detection Based on Sobel Filter for Negative Emotion Recognition. *IEEE Access*: 173–176 p.
36. Choi, S. E., *et al.* 2011. Age estimation using a hierarchical classifier based on global and local facial features. *Pattern Recognition*. 44(6): 1262–1281 p.
37. Batool, N. R.; Chellappa, *et al.* 2012. A Markov point process model for wrinkles in human faces. *2012 Ieee International Conference on Image Processing*. IEEE: New York. 1809–1812 p.
38. Rong, W., *et al.* 2014. An improved Canny edge detection algorithm. *2014 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*.
39. Viola, P.; Jones, M. J. 2004. Robust Real-Time Face Detection. *International Journal of Computer Vision* 57(2): 197–154 p.
40. Henry A., *et al.* 1998. *Neural Network-Based Face Detection*. IEEE.
41. Researchgate [interaktyvus], [žiūrėta 2017-03-05]. Prieiga per internetą: <https://www.researchgate.net/publication/225367816_AdaBoost_Face_Detection_on_the_GPU_Using_Haar-Like_Features/figures?lo=1>.
42. OpenC [interaktyvus], [žiūrėta 2018-01-09]. Prieiga per internetą: <<http://www.benkriq.com/opencv-haar-edge-detection/>>.
43. Baker, S.; Matthews, I. 2004. Lucas-Kanade 20 Years On: A Unifying Framework. Part 1: The Quantity Approximated, the Warp Update Rule, and the Gradient Descent Approximation. *International Journal of Computer Vision*.
44. Wikipedia <https://en.wikipedia.org/wiki/Support_vector_machine> (žiūrėta 2017-04-21).
45. Danisman, T., *et al.* 2010. Drowsy driver detection system using eye blink patterns. *2010 International Conference on Machine and Web Intelligence*.
46. Devi, M. S.; P. R. Bajaj. 2010. Fuzzy based driver fatigue detection. *2010 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*.
47. Haq, Z.A.; Hasan, Z. 2016. Eye-blink rate detection for fatigue determination. *2016 1st India International Conference on Information Processing (IICIP)*.
48. Gupta, S.; S. Mittal. Yawning and its physiological significance [interaktyvus], [žiūrėta 2018-04-08]. Prieiga per internetą: <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3678674/>>.
49. Fan, X.; Yin, B. C.; Sun, Y. F. 2007. Yawning Detection for Monitoring Driver Fatigue. *2007 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*.
50. Weiwei, Z., *et al.* 2015. Driver yawning detection based on deep convolutional neural learning and robust nose tracking. *2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*.
51. Tang, X., *et al.* 2016. Real-time image-based driver fatigue detection and monitoring system for monitoring driver vigilance. *2016 35th Chinese Control Conference (CCC)*.
52. Malik, K.; Smolka, B. 2014. Eye blink detection using Local Binary Patterns. *2014 International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS)*.

PRIEDAI

Priedas A. Programos kodo CD

Priedas B. Pranešimo 21-oje Lietuvos jaunųjų mokslininkų konferencijoje pažymos kopija



VILNIAUS GEDIMINO
TECHNIKOS UNIVERSITETAS
ELEKTRONIKOS FAKULTETAS

XXI-toji Lietuvos jaunųjų mokslininkų konferencija
„MOKSLAS – LIETUVOS ATEITIS“
ELEKTRONIKA IR ELEKTROTECHNIKA

PAŽYMA
Egidijus Šatkauskas

Vaizdų technologijų (T111) sekcijoje perskaitė pranešimą

**VEIDO STEBĖSENA IR NAUJUMO VAIZDE
VERTINIMAS**

Mokslo komiteto pirmininkas

prof. habil. dr. Romanas Martavičius

Sekcijos pirmininkas

dr. Tomyslav Sledevič

2018 m. kovo 16 d.
Vilnius

Priedas C. 21-osios Lietuvos jaunųjų mokslininkų konferencijos geriausio pranešėjo diplomo kopija

