

ŠIAULIŲ UNIVERSITETAS
TECHNOLOGIJOS FAKULTETAS
MECHANIKOS INŽINERIJOS KATEDRA

Artūras Nakvosas

GALVOS PADĖTIES NUSTATYMAS PANAUDOJANT
KOMPIUTERINĘ REGĄ

Magistro darbas

Vadovas

prof. dr. G. Daunys

ŠIAULIAI, 2012

ŠIAULIŲ UNIVERSITETAS
TECHNOLOGIJOS FAKULTETAS
MECHANIKOS INŽINERIJOS KATEDRA

TVIRTINU

Katedros vedėjas

prof. dr. G. Daunys

2012 06

GALVOS PADĖTIES NUSTATYMAS PANAUDOJANT
KOMPIUTERINĘ REGĄ

Magistro darbas

Vadovas

prof. dr. G. Daunys

2012 06

Atliko

RM10 gr. stud

A. Nakvosas

RECENZENTAS

ŠU Technologijos fakulteto

Elektronikos katedros

doc. dr. D. Dervinis

2012 06

ŠIAULIAI, 2012

Santrauka

Nakvosas A., Galvos padėties nustatymas panaudojant kompiuterinę regą. Signalų technologijos magistro darbas / mokslinis vadovas doc. dr. G. Daunys; Šiaulių universitetas, Technologijos fakultetas, Elektronikos katedra, -Šiauliai, 2012. – 43p.

Žmogaus galvos judesiai – viena iš neverbalinių komunikacijos formų. Bendraujant su kitu žmogumi, daug informacijos suteikia pašnekovų galvos gestai, tokie kaip linkčiojimas, purtymas ar žiūros kryptis, iš kurios galima spręsti, su kuo žmogus bando užmėgsti pokalbį ar kur yra nukreipęs žvilgsnį. Dabartinėse žmogus-kompiuteris sąveikų (angl. HCI Human Computer Interaction) sistemose tik pradedami žengti pirmieji žingsniai taikant žmogaus galvos mostų analizę, tobulinant pačias sistemas bei darant jas vis labiau „draugiškesnes“ vartotojui. Kiti galvos padėties nustatymo erdvėje taikymai yra naudojami trimačių veidų atpažinimo sistemose ir trimačio veido rekonstravimo sistemose. Galvos padėties erdvėje nustatymas yra vienas iš kertinių akmenų kuriant tokio pobūdžio sistemas.

Šito darbo tikslas yra, pasinaudojant kompiuterine regą, sukurti spartų galvos padėties nustatymo erdvėje algoritmą; ištirti pasiūlyto metodo efektyvumą; įvertinti triukšmo poveikį pasiūlytam metodui. Analizuojamas metodas yra paremtas veido požymiais, išskiriant reikalingą minimalų kiekį tiksliam galvos padėties nustatymui. Duomenų apdorojimui naudojamas daugiasluoksnis tiesioginio sklidimo neuronų tinklas (angl. Multilayer feed forward neural network).

Ištirus pasiūlytą metodą nustatyta, kad galvos erdvinės padėties nustatymo metodas panaudojant tris veido taškus suteikia pakankamai požymių nustatyti galvos erdvinę padėtį. Neuronų tinklas, kurio tikslo funkcijos reikšmė 0.0000235 yra nepermokintas ir gerai interpoliuoja reikšmes, gautas absoliutus standartinis nuokrypis lygus 0.0093. Be to tinklas gerai ekstrapoluoja reikšmes. Esant paveikslėlio dydžiui 245x135 pikseliu absoliutus standartinis nuokrypis lygus 1.6951. Taigi panaudotas tiesioginio sklidimo neurono tinklas yra tinkamas metodas šiam uždaviniui spręsti.

Summary

Nakvosas A, Head Pose Determination Using Computer Vision. Master thesis of Signal Technology / research advisor Associate Dr. G. Daunys; Siauliai University, Faculty of Technology, Electronic Department, Siauliai 2012 – 43p.

Human head movements are one of the nonverbal communication forms. Head gestures have an important meaning in the dialog between people. During the dialog people nod or shake their heads to show their agreement or to show the disagreement with the partner of conversation. Also human viewing direction gives a lot of information about what object is intending to be observed or about an attempt to communicate with other people. Current Human Computer Interaction systems are only beginning to use nonverbal head communication analysis. HCI Systems are improving in becoming more user-friendly. Other applications of the head pose determination are the face recognition and the face reconstruction. Head pose determination is one of the cornerstones of the development of such systems.

The main goal of this thesis is to create the head pose determination method algorithm using computer vision, to examine the effectiveness of the proposed method and to evaluate the white noise impact. The analyzed method is based on facial features, while distinguishing its required minimum amount to get accurate head pose determination. For data processing is used multilayer feed forward neural network.

After method analysis it is determined, that head pose determination method based on three points provides enough feature to determine head position. Neural network performance function value 0.00000235 is not over learned and it it good interpolates values with absolute deviation value 0.0093. Although neural network also good at value extrapolation with picture size 245x135 absolute deviation equals 1.6951. Therefore used feed forward neural network is appropriate method to solve this type of problem.

Turinys

IŽANGA	8
1. TEMOS ANALIZĖ.....	10
1.1 Įvadas	10
1.2 Veido išskyrimas.....	10
1.2.1 Tikslus veido atpažinimas realiu laiku (Robust Real-Time Face Detection)[3]	11
1.3 Veido požymių išskyrimas	15
1.4 Galvos padėties nustatymas	15
1.5 Objektų sekimas kadru sekoje.....	19
1.5.1 Optinės tėkmės metodas (angl. Optic Flow)	19
1.5.2 Kameros poslinkio metodas (angl. CamShift)	21
1.5 Skyriaus išvados.....	22
2 GALVOS PADĖTIES NUSTATYMAS	23
1.2 Supaprastintas galvos modelio taškų išsidėstymo modelis	26
3 GALVOS POZICIANAVIMO SISTEMOS TYRIMAI.....	28
3.1 Neuronų tinklui žinomų reikšmių tyrimas	29
3.2 Neuronų tinklui nežinomų reikšmių tyrimas.....	31
3.3 Neuronų tinklui interpoliuotų reikšmių su triukšmu tyrimas	35
3.4 Neuronų tinklo interpoliavimo tyrimas su triukšmu keičiant paveikslėlio dydį.	36
3.4 Neuronų tinklo ekstrapoliuotų reikšmių tyrimas keičiant paveikslėlio dydį.....	38
3.4 Neuronų tinklo ekstrapoliuotų kampų tyrimas.....	40
4. IŠVADOS SIŪLYMAI	42
LITERATŪRA.....	43

ILIUSTRACIJOS

1.1 pav. Keturi Haro tipo požymiai

1.2 pav. Kaupiamasis vaizdas taške (x,y) naudojamas greitai apskaičiuoti Haro tipo požymį.

1.3 pav. 1 ir 4 taškais apibrėžto stačiakampio D taškų suma $iu(4)+iu(1)-iu(2)-iu(3)$

1.4 pav. Neteisingų teigiamų / teisingai klasifikuotų 200 žymių klasifikatoriaus kreivė (taip vadinama ROC kreivė).

1.5 pav. AdaBoost algoritmu surasti pirmieji du geriausių veidų išskyrimo rezultata duodantys požymiai.

1.6 pav. Galvos nustatomi kampai: kampinis nukrypimas, išilginis pokrypis, posvyris.

1.7 pav Optinės tėkmės paveikslas.

2.1 pav. Apibendrintas galvos nustatymo algoritmo blokinė schema

2.2 pav. Bendrinė tiesioginio sklidimo neuronų tinklo schema, tinklo įėjimai veido požymių taškai. Tinklo išėjimas galvos posūkio kampai ir santykinis atstumas.

2.3 pav. Būdingų veido taškų vietos atvaizduotos bendriniame veido modelyje.

3.1 pav. Galvos posūkių ir santykinio atstumo paklaidų histograma, kai tinklui paduodamos žinomos reikšmės.

3.2 pav Posūkio kampų paklaidų pasiskirstymas pagal kampus, kai tinklui paduodamos tinklui žinomos reikšmės

3.3 pav. Galvos posūkių ir santykinio atstumo paklaidų histograma, kai tinklui paduodamos nežinomos reikšmės.

3.4 pav Galvos posūkių kampų bei santykinio atstumo paklaidų pasiskirstymas pagal kampus, kai tinklui paduodamos tinklui nežinomos reikšmės

3.5 pav. Galvos posūkių paklaidų pasiskirstymas kai paklaidos slenkstis lygus 0.04, kai tinklui paduodamos tinklui nežinomos reikšmės

3.6 pav. Galvos posūkio kampų ir santykinio atstumo paklaidų pasiskirstymas kai triukšmo standartinis, kai tinklui paduodamos tinklui nežinomos reikšmės

3.7 pav. . Galvos posūkių paklaidų pasiskirstymas kai triukšmo standartinis nuokrypis lygus 1, keičiant paveikslėlio dydį

3.8 pav. Gautų kampų standartinis nuokrypis kai triukšmo standartinis nuokrypis lygus 1, keičiant paveikslėlio dydį

3.9 pav. Gautų kampų standartinis nuokrypis ekstrapoliuojant paveikslėlio dydį.

3.10 pav. Gautų kampų standartinis nuokrypis ekstrapoliuojant paveikslėlio dydį, kai triukšmo standartinis nuokrypis lygus 1.

3.11 pav. Galvos posūkių kampų ir santykinio atstumo paklaidų pasiskirstymas kai triukšmo standartinis nuokrypis lygus 1,neurono tinklas ekstrapoliuoja kampus nuo [-60; 45)

3.12 pav Galvos posūkių kampų paklaidų pasiskirstymas, kai neurono tinklas ekstrapoliuoja kampus [-60; -45), kai triukšmo standartinis nuokrypis lygus 1.

IŽANGA

Galvos padėties nustatymas yra vienas iš svarbesnių uždavinių. Ypatingai svarbi žmogus-kompiuteris sąveikos dalis (HCI angl. Human Computer Interaction). Bendraujant su kitu žmogumi ar sąveikaujant su kompiuteriu galvos padėtis suteikia papildomos informacijos apie žmogų. Žiūros kryptis nusako į ką žmogaus yra sukoncentravęs dėmesį. Pokalbio metu tai gali būti kitas pašnekovas arba dėmesys gali būti sukoncentruotas į kokį kitą objektą. Taipogi papildomos informacijos mums suteikia galvos gestai, kurie yra viena iš neverbalinių žmogaus bendravimo formų. Pokalbio metu su kitu pašnekovu galvos linksėjimas leidžia spręsti, kad žmogus sutinka su pašnekovu arba priešingai, galvos purtymas rodo nesutikimą su pašnekovo išsakytais teiginiais. Be to iš galvos padėties kitimo galima nusakyti žmogaus fizinę būklę: ar žmogus yra išsiblaškęs, ar pavargęs, ar mieguistas. Panašios sistemos yra pradėtos taikyti automobiliuose, kur stebima ar žmogus žiūri į kelią vairuodamas: jei vairuotojas nebestebi kelio, sistema įspėja vairuotoją specialiu signalu, taip atkreipdama vairuotojo dėmesį.

Išplėstinė realybė (angl. augmented reality) – tiesioginiu ar netiesioginiu būdu kompiuteriu sugeneruotu vaizdiniu papildytas realus vaizdas – yra pastarųjų metų nauja technologija, kuri labai greitai skverbiasi į mūsų pasaulį. Išplėstinė realybė naudoja labai daug kompiuterinės regos metodų, galvos padėties nustatymas yra vienas iš jų. Išplėstinės realybės technologijos taikymas panaudojant galvos padėties nustatymo metodą yra įvairus: vienas iš pavyzdžių galėtų būti – tiesioginis veido savybių pakeitimas, kai filmuojamas veidas yra tiesiogiai modifikuojamas. Kitas taikymas yra ~~daugiau~~ globalesnis ir taikomas norint nustatyti žmogaus žiūros tašką: koks objektas yra stebimas, į ką yra sutelktas dėmesys. Panaudojus galvos padėties nustatymo metodą, išplėstinės realybės programos tampa vartotojui „draugiškesnės“. Tai yra vienas iš žmogus-kompiuteris sąveikos pavyzdžių.

Tikslus galvos padėties nustatymas erdvėje yra vienas iš svarbių algoritmo (algoritmuose kur reikalingas tikslus galvos nustatymo metodas) kūrimo žingsnių įvairiuose atpažinimo sistemose, tokiuose kaip veido atpažinimas ir trimatė veido rekonstrukcija. Taigi atpažinimo ar rekonstrukcijos algoritmus smarkiai įtakoja galvos padėties nustatymas ir nuo to priklauso pačių algoritmų efektyvumas bei tikslumas. Net ir šiandien tikslus galvos padėties nustatymas yra didžiulis iššūkis kompiuterinėje regoje.

Šio darbo tikslas – sukurti spartų galvos orientacijos nustatymo algoritmą.

Darbo uždaviniai:

- Galvos padėties ir galvos požymių išskyrimas panaudojant kompiuterinę regą;
- Galvos posūkio skaičiavimo būdo sukūrimas;
- Sukurto galvos posūkio skaičiavimo būdo ištyrimas.

1. TEMOS ANALIZĖ

1.1 Įvadas

Veido padėties nustatymas yra kompiuterinės regos uždavinys, sprendžiamas daugelio mokslininkų. Šis uždavinys, priklausomai nuo pasirinktų metodų, gali būti išskaidytas į keletą etapų. Apžvelgus kitų mokslininkų darbus, galvos padėties nustatymo uždavinį galima išskirstyti į šias pagrindines dalis:

- Veido išskyrimas kadre. Veido padėties nustatymas kadre, nurodant tiksliai veido buvimo koordinates;
- Išskirto veido atpažinimas. Veido atpažinimui lyginama su duomenų baze;
- Išskirto veido kadre sekimas. Veido padėties nustatymas kitame kadre;
- Veido požymių išskyrimas kadre. Pagrindinių veido požymių, tokių kaip akių ir nosies, išskyrimas nurodant tiksliai koordinates;
- Veido požymių išskirtų kadre sekimas. Veido požymių nustatymas sekančiame kadre;
- Galvos padėties orientacijos erdvėje nustatymas.

Priklausomai nuo sistemos sudėtingumo bei išsikerto tikslo galima naudoti skirtingus etapus ir žingsnius tikslui pasiekti. Jeigu pagrindinis sistemos uždavinys yra žmogaus veido kadre buvimo nustatymas, tai galima išspręsti veido išskyrimo kadre uždavinį, ir to pakaktų pagrindiniam tikslui pasiekti. Šio darbo tikslas yra galvos orientacijos erdvėje nustatymas. Šiame skyriuje bus apžvelgiami kitų mokslininkų pasiūlyti metodai.

1.2 Veido išskyrimas

Veido atpažinimas yra problematiškas procesas, nes susiduriama su kai kuriomis problemomis:

- Scenos apšvietimo kitimas;
- Veido padėties kitimas;
- Veido dydžio kitimas;
- Didelė duomenų bazė;
- Naudojamas procesorių laikas;
- Laiko reikalavimai.

Veido atpažinimas turi daug metodų. Apžvelgsime paprasčiausius metodus:

1. *Veidų atpažinimas pagal spalvą:*

Žmogus turi savitą odos spalvą, todėl ją galima panaudoti nustatant žmogaus veidą. Deja šiam metodui didelę įtaką turi apšvietimas, kuris yra ypatingai linkęs kisti. Ta pati odos spalva jau atrodo kitokia prie skirtingų apšvietimų, ar tai būtų natūrali saulės šviesa, ar dirbtinis apšvietimas. Net ir prie pastovaus apšvietimo odos spalva priklauso nuo žmogaus ir naudojamos kameros. Be to yra daug daiktų kurie turi panašią į žmogaus odos spalvą. [2]

2. *Veidų atpažinimas pagal judesį:*

Video sraute veidas dažniausiai juda, net jeigu scena yra stacionari. Tokiu atveju galime pašalinti foną ir matysime tik veidą, bet šis metodas nėra labai efektyvus. Sunkiau tai padaryti, jeigu scenoje yra daugiau judančių objektų arba filmuojama ne stacionaria kamera. Dar vienas minusas, kad žmogaus veidas, jeigu jis nejuda, rizikuoja būti pašalintas iš karto su fonu.

3. *Veidų atpažinimas naudojant hibridinius metodus:*

Pasitelkiant kelių metodų kombinuotus algoritmus, dažniausiai galima pašalinti jų trūkumus – apjungiant metodus klaidų skaičius sumažėja.

4. *Veidų atpažinimas be aplinkos apribojimo:*

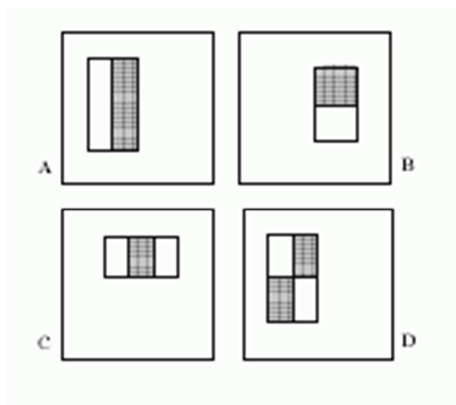
Sudėtingiausias, bet kartu ir universaliausias, veido atpažinimo atvejis. Metodas tinka spalvotoms ir nespaltvotoms scenoms. Pagrindiniai sukurti metodai:

- *Dirbtiniais neuroniniais tinklais pagrįsti metodai* [6]
- *Dirbtiniai neuroniniai tinklai naudojantys statistinius klasterizavimo metodus* [3]
- *Veido modelių pagrįsti metodai* [4]
- *Silpnų klasifikatorių kaskados* [5]

1.2.1 Tikslus veido atpažinimas realiu laiku (Robust Real-Time Face Detection)[3]

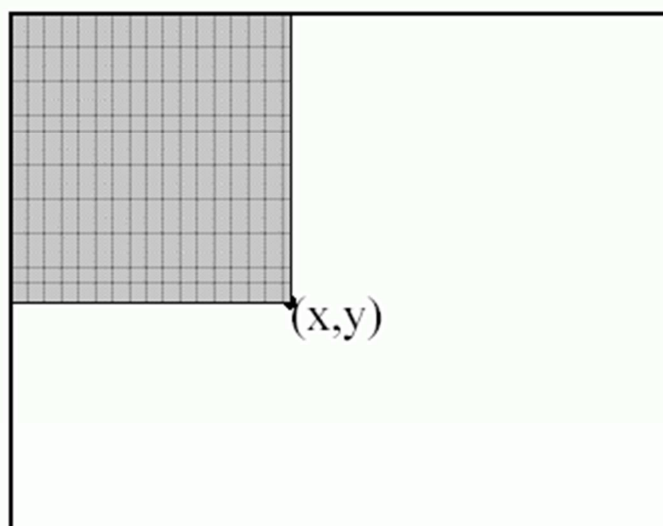
Šios metodo privalumai, kaip teigia autoriai, tai sparta ir patikimumas. Metodas labai greitai atpažįsta veidus. Atlikti bandymai su 384 prie 288 pikselių paveikslėliais, veidai atpažinti 15 kadru per sekundę greičiu. Testams atlikti buvo naudojamas procesorius 700Mhz Intel Pentium III. Be to šis metodas yra įgyvendintas OpenCV bibliotekoje. Viola ir Jones pasiūlė suskaičiuoti paprastus ir greitai randamus parametrus. 1.1 paveikslėlis atvaizduoja keturis pagrindinius požymių tipus.

Paveikslėlio šablonai balta spalva žymi pozicijas, kuriose esantys vaizdo taškeliai sumuojami su pliuso ženklu, o pilka spalva žymi pozicijas, kuriose esantys taškeliai sumuojami ir paimami su minuso ženklu. Požymiu yra laikomas baltoje (-ose) ir pilkoje (-ose) srityje (-se) esančių taškelių skirtumas.



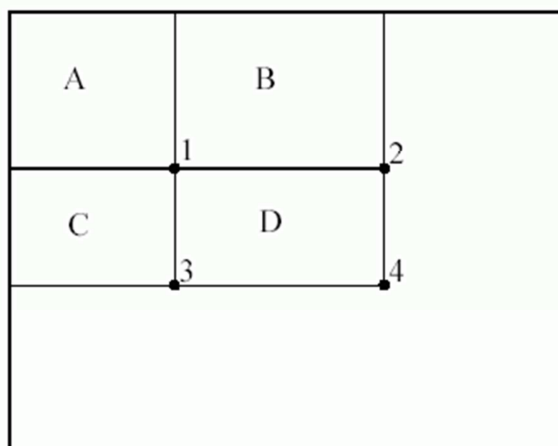
1.1 pav. Keturi Haro tipo požymiai

Savo darbe Viola ir Jones naudoja 24x24 taškelių vaizdus, kuriuose galima priskaičiuoti iki 45396 Haro tipo požymių. Greitam požymio reikšmės radimui buvo naudojamas "kaupiamasis vaizdas". 1.2 paveikslėlis atvaizduoja požymio reikšmę taške (x, y) , gaunamą sumuojant vaizdo reikšmes pilkame stačiakampyje, kurio viršutinis kairysis taškas sutampa su tuo pačiu vaizdo kampiniu tašku, o apatinis dešinysis yra taške (x, y) . Aišku, kad kaupiamąją sumą kompiuteryje galima efektyviai apskaičiuoti ir išsaugoti masyve, kurio matmenys bus tokie patys kaip ir pradinio vaizdo.



1.2 pav. Kaupiamasis vaizdas taške (x, y) naudojamas greitai apskaičiuoti Haro tipo požymį.

Norint gauti vaizdo taškelių sumą stačiakampyje D su kampiniais taškais 1 ir 4 (žiūr. 1.3 paveikslą), tai pažymėjus kaupiamojo vaizdo reikšmes $iu = iu(x,y)$ (i - žymi angl. Integral), pakaks keturių veiksmų: $iu(4)+iu(1)-iu(2)-iu(3)$



1.3 pav. 1 ir 4 taškais apibrėžto stačiakampio D taškų suma $iu(4)+iu(1)-iu(2)-iu(3)$

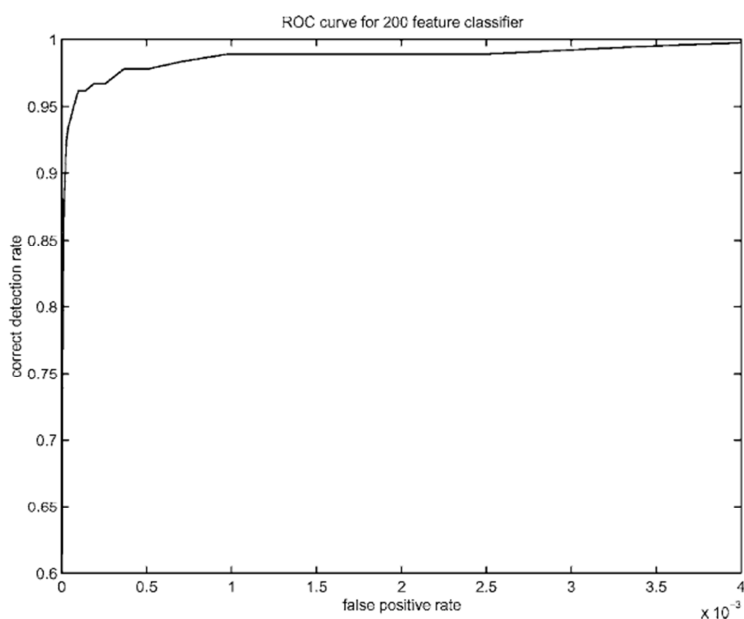
Haro tipo požymiai yra apskaičiuojami analogiškai sudedant ir atimant atitinkamuose taškuose gautas reikšmes. Nežiūrint į greitą elementarių požymių apskaičiavimą, vis vieną naudoti visus požymius atpažinimui netikslinga. Labiausiai tinkamų požymių klasifikacijai autoriai panaudojo *Adaboost* apmokymo algoritmą. Šio algoritmo principas yra toks: tarp didelės požymių parametrų aibės ieškomas nedidelis skaičius požymių, kurie sumuojami su svoriais ir duoda geriausius atpažinimo rezultatus. Kraštutiniu atveju galima išrinkti vienintelį požymį, kuris darys mažiausiai klaidų, yra klasifikuojamas pagal taisyklę:

$$\begin{aligned} h_j(x) &= 1, \text{ jei } p_j f_j(x) < p_j T_j, \\ h_j(x) &= 0, \text{ priešingu atveju,} \end{aligned} \quad (1.1)$$

Čia x žymi 24×24 vaizdo fragmentą, f_j - j -ąjį požymį, T_j - klasifikavimo slenkstį, o p_j - ženklą. Toliau pateiktas požymių, svorių ir klasifikavimo schemą naudojant *AdaBoost* metodiką. Pagal šią metodiką silpni $h_j(x)$ yra apjungiami į vieną su svoriais. Čia T žymi naudojamų atpažinimui požymių skaičių.

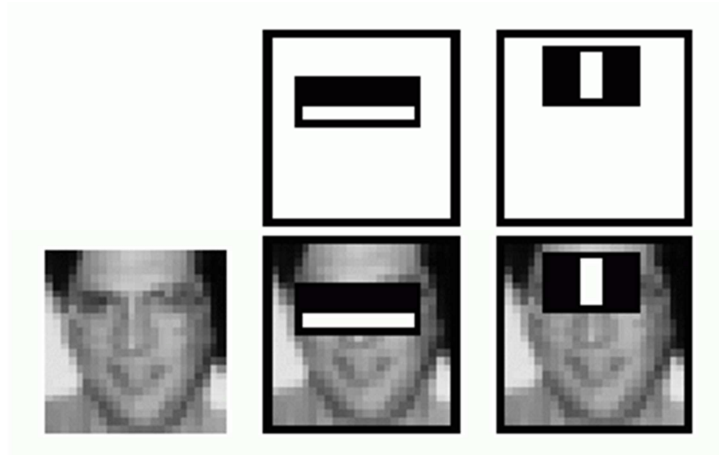
Viola ir Jones atlikdami sistemos apmokymą eksperimentiniu būdu išskyrė 200 požymių ($T=200$), kuriuos panaudojant buvo gauti geri atpažinimo rezultatai. 384×288 taškelių vaizdui apdoroti užtenka apytiksliai 1 sekundės. Tokia duomenų apdorojimo sparta tuo metu, kai buvo paskelbti darbo rezultatai, buvo rekordinė.

1.4 paveikslėlis iliustruoja 200 žymių klasifikatorių. Pavyzdžiui, išskiriant veidus, 14084 testavimui skirtų vaizdų imtyje, algoritmas padarė vieną klaidingą teigiamą veido išskyrimą ir teisingai atpažino 95 procentus veidų. Trumpai objektų išskyrimo ir atpažinimo kreivės vadinamos ROC kreivėmis (angl. *Receiver Operating Curves*). Kuo ROC kreivė ribojamas plotas arčiau vieneto, tuo algoritmas geresnis. Taip pat svarbūs ROC kreivės ribiniai taškai, kurie atspindi kraštutinius atvejus: kokią dalį veidų algoritmas gali teisingai atpažinti, nedarydamas nei vieno klaidingo teigiamo išskyrimo ir atvirkščiai, kokia bus dalis klaidingų teigiamų veidų išskyrimų, išskiriant visus tikrus veidus teisingai. Sprendžiant iš 1.4 paveikslėlio grafiko, pirmasis skaičius yra apie 0.6.



1.4 pav. Neteisingų teigiamų / teisingai klasifikuotų 200 žymių klasifikatoriaus kreivė (taip vadinama ROC kreivė).

Algoritmo aprašymo pabaigai pateikiama *AdaBoost* algoritmu [5] rastų pirmųjų dviejų požymių iliustracija. Su šiais požymiais gaunama mažiausiai veidų išskyrimo klaidų (tiksliau gaunamas maksimalus ROC kreivė ribojamos figūros plotas).



1.5 pav. AdaBoost algoritmu surasti pirmieji du geriausių veidų išskyrimo rezultata duodantys požymiai.

1.3 Veido požymių išskyrimas

Veido pozicijos erdvėje nustatymui yra labai svarbu pasirinkti sekamų taškų skaičių bei jų vietą. Mano pasiūlytam metodui reikia išskirti minimalų taškų skaičių ir juos sekti. Standartiškai turi būti išskirti pagrindiniai veido elementai tai akys, nosis, burna bei veido forma. Yra keletas metodų, kurie išskiria veido sekamus taškus.

Dabartiniai metodai gali būti sugrupuoti į dvi kategorijas: lokalius ir globalius metodus. Globalūs metodai gali aptikti daugiau tikslų veido sekamų taškų nei lokalūs metodai.

Daugiausia globalūs metodai remiasi ASM (angl. Active Shape Models)[8] arba AAM (angl. Active Appearance Model)[7]. ASM atveju algoritmas ieško geriausio atitikimo naudojant formos modelį, o AAM atveju algoritmo tikslas yra surasti geriausią atitikimą, kombinuojant formos modelį ir tekstūrą.

Lokaliuose metoduose algoritmai aptinka veido žymes, tokias kaip akių kampus arba nosies galiuką, nenaudojant papildomos informacijos apie kitas veido dalis. Galime rasti lokalių metodų pavyzdžių [9], kur naudojamos kaskados, atrinkti Gabor filtrų išskirtiems veido sekamiems taškams ir veido žymių išskyrimui naudojami Haaro filtrai ir paspartintų klasifikatorių kaskados[10]. Tai tas pats anksčiau minėtas tikslaus realaus laiko veido atpažinimo (Robust Real-Time Face Detection)[3] metodas, panaudojant kitas veido požymių kaskadas veido požymių išskyrimui.

1.4 Galvos padėties nustatymas

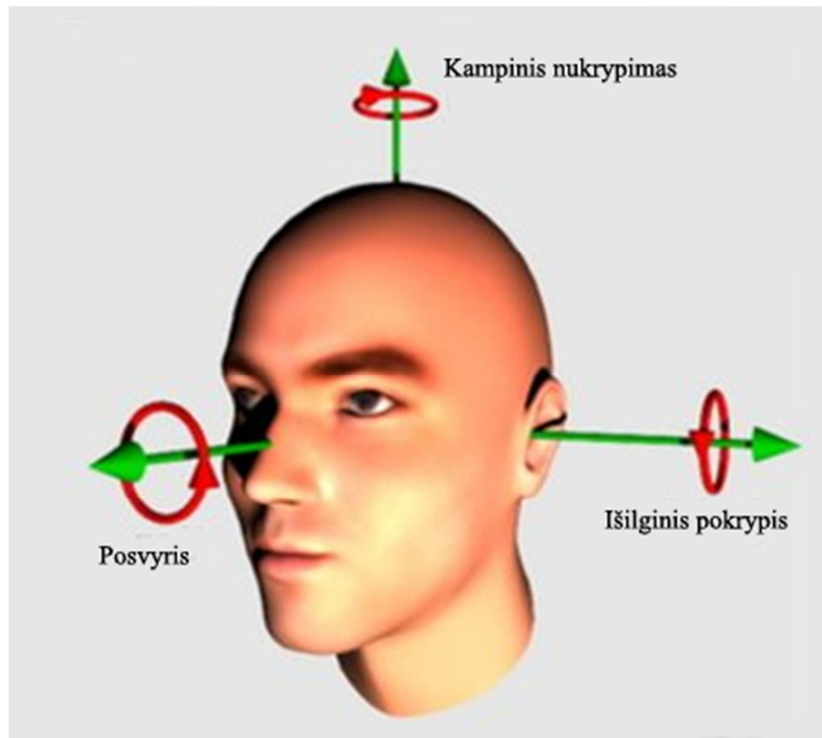
Galvos orientaciją žmonės naudoja perteikiant informaciją, pavyzdžiui, žmogus nukreipia galvą į kitą asmenį su kuriuo bendrauja. Galvos padėtis yra neverbalinis bendravimas. Pašnekovui

suteikiama papildoma informacija, kada pasikeisti rolėmis, kada pradėti šnekėti. Labai svarbus galvos judinimo vaidmuo, gestų forma kaip pokalbio dalis. Žmonės linksi galva, kad praneštų pašnekovui, jog supranta apie ką eina kalba ir naudoja papildomus gestus parodyti prieštaravimui, sutrikimui, sprendimui ar sutikimui.

Be to informacija kuri yra gauta iš sąmoningų galvos gestu, suteikia papildomos informacijos. Pavyzdžiui staigūs galvos judesiai gali būti nustebimo ar pavojaus ženklai. Žmonėms tai dažniausiai iššaukia refleksines reakcijas. Kitas pastebėjimas gali būti padarytas nustatant vizualinį dėmesio sutelkimą: jei du žmonės sutelkia dėmesį vienas į kitą, tai dažniausiai rodo, kad du žmonės bendrauja tarpusavyje. Stebint žmogaus galvos kryptį taipogi galima gauti informacijos apie aplinką. Jei žmogus pasuka galvą kuria nors kryptimi, tai yra didelė tikimybė, kad ta kryptimi yra svarbus objektas.

Galvos padėties nustatymas tampa vis svarbesnė žmogus-kompiuteris sąveikos dalimi (HCI - angl. Human Computer Interaction). Šiuolaikiniuose sistemose žmogaus galvos padėtis yra svarbi informacija kompiuteriui, atvaizduojant vartotojui draugiškas kompiuterines sąsajas (angl. user friendly). Vien tik nustačius žmogaus žiūros kryptį, kompiuteriui suteikiamas didelis informacijos kiekis. Pritaikymas yra labai platus tokiuose projektuose kaip išplėstinė realybė (angl. augmented reality), kompiuteriui nustačius vartotoją ir identifikavus žiūros kryptį. Kompiuteris gali projektuoti vaizdinį konkrečiam vartotojui, taip sistema tampa labiau draugiška. Taipogi galvos padėties nustatymas yra svarbus veidų analizei. 3D veidų atpažinimo sistema ar 3D veido modelio rekonstravimas.

Pagrindinis sistemos uždavinys yra nustatyti tris galvos kampus: kampinį nukrypimą (angl. yaw), posvirį (angl. roll), išilginį nukrypimą (angl. pitch) (pavaizduota 1.6 paveiksle).



1.6 pav. Galvos nustatomi kampai: kampinis nukrypimas, išilginis pokrypis, posvyris.

Pagrinde galvos padėties nustatymo metodai skirstomi į:

- **Galvos šablonų metodai (Appearance Template Methods)** naudoja galvos nuotrauką ar kadrą yra lyginamas su turimais duomenų egzemplioriais (kiekvienas pažymėtas su konkrečia galvos padėtimi), norint surasti artimiausią galvos padėtį. Paprasčiausioje realizacijoje ieškomoje nuotraukoje priskiriama tokia pat padėtis, kuri buvo surasta artimiausiame šablone. Kai kurie charakteristiniai pavyzdžiai naudoja normalizuotą kryžminę koreliaciją (angl. normalized cross-correlation) įvairios rezoliucijos nuotraukoms[19] ir vidutine kvadratine paklaida (MSE) per slenkanti langą.
- **Detektorių masyvų metodas (Detector Array Methods)** apmokamos galvos detektorių masyvas kiekvienas iš jų atitiktų konkrečia galvos padėtį. Binarinių klasifikatorių masyvai sėkmingai atpažinę veidą kadre ar nuotraukoje turi nurodyti galvos padėtį. Priimant, kad nėra vienas kitam prieštaraujančių klasifikatorių, detektoriams su nuolatiniu išėjimu, galvos padėtis gali būti išskaičiuota detektoriaus su didžiausia reikšme. Vietoj kadro lyginimo su didele šablonų duomenų baze, nuotrauka yra apdorojama detektoriaus apmokyto daugeliu nuotraukų su mokytoju.

- **Netiesiniai regresiniai metodai (angl. Nonlinear Regression Methods)** naudojami netiesinės regresijos įrankiai skirti realizuoti funkcinį galvos padėties atvaizdavimą iš kadro ar veido požymių duomenų. Šio metodo ypatybė yra tokia, kad su sužymėtu duomenų masyvu skirtu mokymui galima sukurti modelį, kuris išskaičiuos diskretinius ir nuoseklius galvos posūkius kiekvienam naujam duomenų pavyzdžiui. Rizika naudojant šio tipo metodus yra tokia, kad nėra aišku kaip gerai specifinis regresijos metodas gali išmokti atkurti galvos poziciją duotiems duomenims.
- **Lanksčių modelių metodas (angl. Flexible Models)** ankstesni metodai galvos padėties nustatymą nagrinėjo kaip signalo aptikimo problemą, perdengiant tam tikrą kadro pikselių regioną, skirtą specifiniam galvos posūkiui. Lankstūs modeliai remiasi kitokia metodika. Su šia technika nestandus modelis pritaikomas nuotraukai taip, kad atitiktų bendrinę, pritakomą kiekvienam individui. Be to pozicijos išskaičiavimui šiems metodams reikia sužymėtų veido požymių mokymo duomenų, taip leidžiant metodui atlikti palyginimą veido požymio lygiu, o ne viso veido lygiu. Galvos padėtis nustatoma iš įskirtų veido požymių arba iš momentinių modelio parametrų, esančių kadre.
- **Geometriniai metodai (angl. Geometric Methods)** yra labai didelis susiskaidymas galvos pozicijos nustatyme, tarp kompiuterinės regos metodų ir psichofizinių eksperimentų. Ankstesni metodai daugiausia buvo paremti veido išvaizda, pastarasis metodas galvos padėtį nustato remdamasis užuominomis, tokiomis kaip nosies kampo pasvyrimas ir galvos pasvyrimas nuo abipusės simetrijos. Šitie reiškiniai ir kiti faktoriai, tokie kaip galvos padėtis santykiu su galvos kontūru, stipriai įtakoja galvos pozicijos percepciją, pasiūlydami tai, jog šitie požymiai yra esminiai nustatant galvos padėtį. Geometriniai metodai apskaičiuojant galvos padėtį naudoja tikslų lokalių veido požymių išsidėstymą. Šie metodai yra įdomus tuo, kad tiesiogiai gali išnaudoti savybes, kurios yra žinomos darant įtaka galvos padėties nustatymui.
- **Sekimo metodai (angl. Tracking Methods)** veikia video sraute nuosekliai keičiantis kadrams, kuriuose atvaizduojamas reliatyvus galvos judėjimas. Laiko tęstinumas ir sklandaus judesio apribojimai yra apdorojami pateikiant vizualiai patrauklų galvos padėties nustatymą laiko tėkmėje. Šio tipo sistemos dažniausiai parodo dideli tikslumą, bet inicializacija yra reikalinga nustatyti pradinę galvos padėtį. Tipiškai žmogus turi išbūti tiesiai prieš kamerą, kol sistema inicializuos jo veido padėtį, taipogi „pametus“ veidą sistema pakartotinai turi inicializuoti veido padėtį. Dėl to, metodai dažnai yra priklausomi nuo rankinio inicializavimo ar kameros vaizdo, kurioje žmogus žiūri tiesiai į kamerą ir yra neutralioje galvos padėtyje.

- **Hibridiniai metodai (angl. Hybrid Methods)** tai dviejų ir daugiau anksčiau paminėtų metodų kombinavimas. Šios sistemos kuriamos norint įveikti kurios nors sistemos apribojimus. Bendras įkūnijimas yra papildyti statinį galvos padėties nustatymo metodą su sekimo sistema. Statinė sistema atsakinga už inicializavimą, o sekimo sistema atsakinga už galvos padėties nustatymą bei išlaikymą bėgant laikui. Jeigu sekimo sistema pradeda krypti, statinė sistema gali iš naujo inializuoti sekimą. Šis metodas suteikia didelį sekimo tikslumą be inicializacijos ir nuokrypių apribojimo. Daug sėkmingų metodų buvo pristatyta sujungiant automatinį geometrini metodą su taškų sekimu [18, 19].

Hibridinės sistemos gali naudoti du ar daugiau nepriklausomų metodų ir sujungti gautus rezultatus į vieną rezultatą. Šiuo atveju sistema gauna skaičiavimus iš daugelio metodų, kurie kartu didina skaičiavimo tikslumą. Tai yra tokie metodai kaip išvaizdos šablonų sutapatinimas su geometriniais parametrais (taipogi su dalelių filtru) [20].

1.5 Objektų sekimas kadru sekoje

Objektų sekimas yra viena iš greičiausiai besivystančių sričių kompiuterinėje regoje. Objektų sekimas turi daug pritaikymo galimybių, kaip vienas iš pavyzdžių būtų objekto sekimas vaizdo sraute. Pavyzdžiui, jeigu žiūrite krepšinio varžybas ir norite sekti konkretų krepšininką: pažymėtas krepšininkas būtų sekamas visų varžybų metu.

Sekimo metodų yra daug, bet trumpai aprašysime tik kelis.

1.5.1 Optinės tėkmės metodas (angl. Optic Flow)

Optinės tėkmės metodas remiasi primityviu sekamo objekto regionu. Optinės tėkmės metodas naudojamas sugeneruoti tankiu srautus apskaičiuojant kiekvieno pikselio tėkmės vektorių. Vieną iš populiariausių optinės tėkmės algoritmų pasiūlė Lucas Canade. Viena iš paprasčiausių lygčių yra aprašyta [16], kuri atrodo taip:

$$E(d) = E(d_x, d_y) = \sum_{x=u_x-w_x}^{u_x+w_x} \sum_{y=u_y-w_y}^{u_y+w_y} (I(x, y) - J(x + d_x, y + d_y))^2 \quad (1.2)$$

Požymių sekimo tikslas yra duotam taškui u kadre I , surasti atitinkama vietą $v = u + d$ sekančiame kadre J taip kad $I(u)$ ir $J(v)$ būtų panašūs. Poslinkio vektorius d yra kadro greitis. Panašumo funkcija yra matuojama kadro kaimyne, kurios dydis $(2w_x + 1) \times (2w_y + 1)$. Ši kaimynystė vadinama integracijos langu.

Pagrindinė Lucas-Kanade algoritmo esmė yra pagrįsta trimis prielaidomis [17]:

- Ryškumo pastovumas. Objekto pikselis nepasikeičia jeigu jis galimai juda kadru sekoje. Nespalvotoj nuotraukoje tai reiškia, kad yra priimta, jog pikselio šviesumas nepasikeičia sekant jį kadru sekoje.
- Nežymus judėjimas. Sekamas objekto judėjimas kadre keičiasi lėtai.
- Erdvinis nuoseklumas. Sekamo objekto kaimyniniai taškai priklauso tam pačiam paviršiui ir turi panašų judėjimą



1.7 pav Optinės tėkmės paveikslas.

Pagrindinis metodo trūkumas tai esant mažam paieškos langui prie didelio objekto greičio metodas gali pamesti sekamą objektą.

1.5.2 Kameros poslinkio metodas (angl. CamShift)

Kameros poslinkio metodas yra patobulinimas žymaus vidurkio poslinkio metodo (angl. Mean-Shift), kur spalvų pasiskirstymas kiekviename kadre prisitaiko prie pokyčių. Metodo širdis yra vidurkio poslinkio metodas, iš kurio paveldėjo keturkampio centrą. Kameros poslinkio metodas suteikia objekto pozicijos informaciją, bet duoda papildomą informaciją, tokią kaip objekto dydis ir orientacija. [17] Metodo tikslas sukurti realaus laiko suvokiama vartotojo sąsaja, šiuo atveju metodo taikymas būtų sekti žmogaus veidus.

Kameros poslinkio algoritmas gali būti apibendrintas šiais žingsniais:

- Norimo sekti objekto regiono pasirinkimas;
- Sukuriama norimo sekti objekto spalvinė histograma;
- Sukuriamas kadro tikimybinis pasiskirstymas panaudojant spalvinę histogramą. (Pastaba: metodo realizacijose naudojamas histogramos back projection metodas);
- Pasinaudojant tikimybinio kadro pasiskirstymu, surandamas paieškos lango masės centras, pasitelkiant vidurkio poslinkio metodą;
- Išcentruoti paieškos lango iki taško paimto iš 4 žingsnio ir kartoti 4 žingsnį tol kol įvyks konvergacija;
- Pradėti kito kadro apdorojimą su paieškos lango pozicija, paimta iš 5 žingsnio.

1.5 Skyriaus išvados

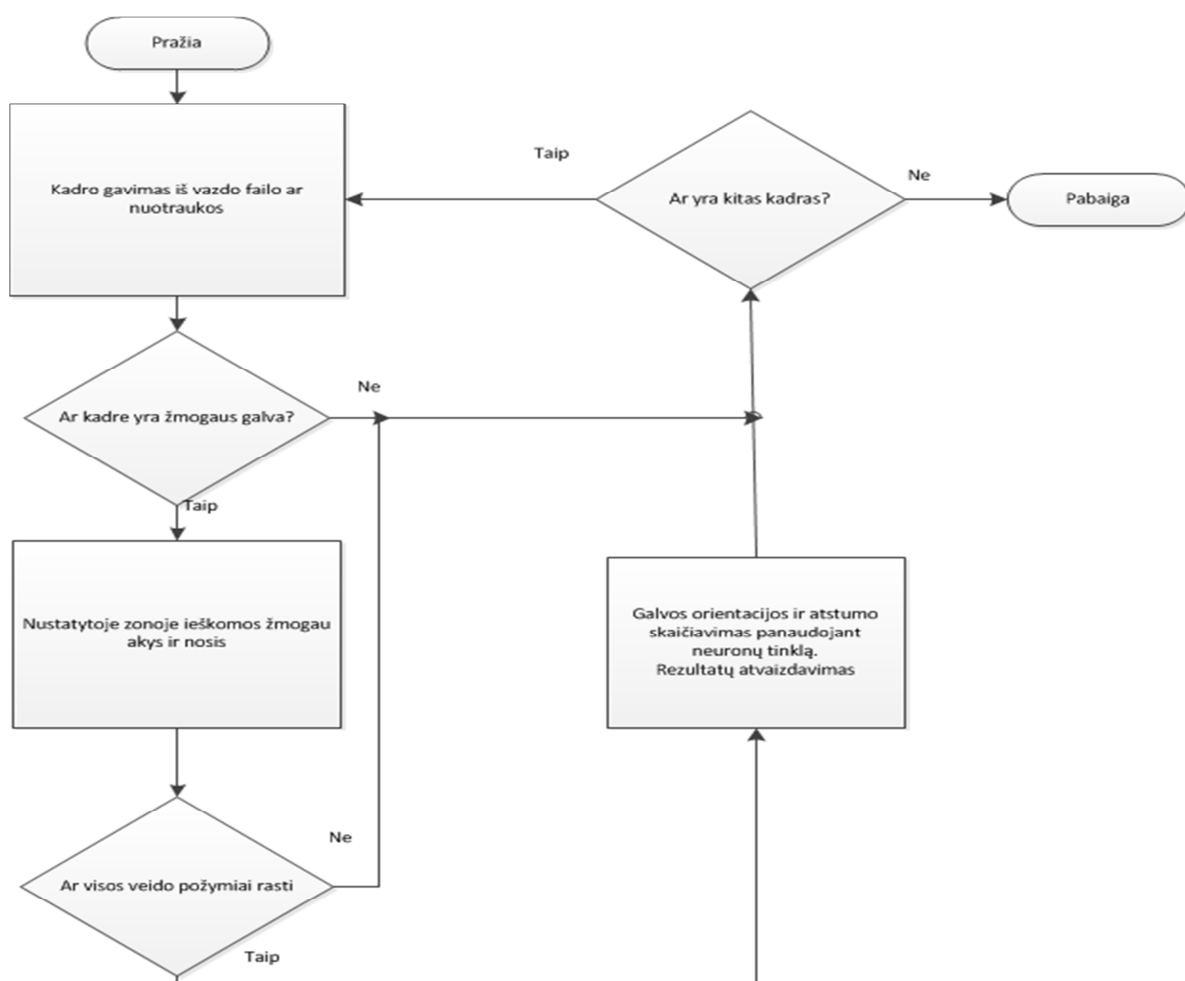
1. Galvos kadre nustatymui naudosime Haro tipo kaskadas, kurios suranda būdingus veido taškus. Detektavimas vykdomas pakankamai ilgai, aišku priklauso nuo paveikslėlio dydžio, bet tiksliai nustato galvos padėtį. Kadangi metodas ieško būdingų veido taškų, veido požymių išskyrimui naudosime tą patį metodą.
2. Surastos galvos sekimui naudosime kameros poslinkio metodą, kuris yra pagrįstas sekamo objekto spalva. Metodas yra labai greitas ir lengvai seka išskirtą objektą. (Cam Shift)
3. Išskirtų veido požymių sekimui naudosime optinės tėkmės metodą. (angl Optic flow)
4. Visi išvardinti metodai yra įgyvendinti nemokamoje OpenCV bibliotekoje.
5. Galvos padėties nustatymui naudosime veido požymiais grįstą metodą. Kadangi nustatomo objekto vaizdo parametrai neturi didelės įtakos pasirinktai metodikai, pasirinktas metodas yra tinkamas.

2 GALVOS PADĖTIES NUSTATYMAS

Tikslus galvos posūkių nustatymas dar ir šiandien yra rimtas uždavinys. Metodo reikšmingumas paminėtas ankstesniuose skyriuose. Šio uždavinio sprendimas yra gan sudėtingas, jeigu pasirinktos priemonės yra netinkamos.

- Žmogaus galvos forma gali skirtis priklausomai nuo individų. Pasirinkus veido požymiu grįstu galvos padėties nustatymo metodiką, yra labai svarbu pasirinkti veido taškus, kurie neįtakotu galvos padėties.
- Kai kuriuose metoduose naudojami įvairūs davikliai, kurie montuojami ant galvos. Jie gali pasirodyti efektyvus, bet yra nepatogus, be to gali būti apribotas žmogaus judėjimo plotas.

Pasiūlytas metodas būtų kaip veido požymiais grįstas metodas. Metodas naudoja minimalų veido požymių skaičių, kuris palengvina uždavinį, požymių radimui ir jų sekimui. Apibendrintas galvos pozicijos nustatymo algoritmas pavaizduotas 2.1 paveiksle.



2.1 pav. Apibendrinto galvos nustatymo algoritmo blokinė schema

Galvos padėtį erdvėje aprašo trys kampai: kampiniu nukrypimu (angl. yaw), išilginiu pokrypiu (angl. pitch) ir posvyriu (angl. roll). Pavienius posūkių pokrypius galima aprašyti trimis posūkių matricomis.

Kampinio nukrypimo kampas gaunamas sukant kampu α apie y ašį:

$$R_{y,\alpha} = \begin{bmatrix} \cos \alpha & 0 & \sin \alpha \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \alpha & 0 & \cos \alpha \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Išilginio pokrypio kampas gaunamas sukant β kampu apie x ašį:

$$R_{x,\beta} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \beta & -\sin \beta \\ 0 & \sin \beta & \cos \beta \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Posvyrio kampas gaunamas sukant γ apie z ašį:

$$R_{z,\gamma} = \begin{bmatrix} \cos \gamma & -\sin \gamma & 0 \\ \sin \gamma & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Pilna koordinatinių transformacija yra išreiškiama matrica R. sudauginus posūkių matricas

$$R = R_{y,\alpha} R_{x,\beta} R_{z,\gamma} \quad (2.4)$$

Išskirkime tris veido požymius, kurie bus naudojami galvos padėties nustatymui:

$\{X_{le}, Y_{le}, Z_{le}\}$ – kairės akies koordinatės

$\{X_{re}, Y_{re}, Z_{re}\}$ – dešinės akies koordinatės

$\{X_n, Y_n, Z_n\}$ – nosies koordinatės

Kaip atskaitos tašką visų išskirtų veido požymių nauduosime tašką tarp akių.

$\{X_0, Y_0, Z_0\}$ – taškas tarp akių.

Sudaroma apibendrinta matrica veido požymių taškų M matrica

$$M = \begin{bmatrix} X_{le} & Y_{le} & Z_{le} \\ X_{re} & Y_{re} & Z_{re} \\ X_n & Y_n & Z_n \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Perskaičiavimas iš pradinių koordinačių atliekamos posūkių matricos R pagalba

$$R * M_p = M_g \quad (2.6)$$

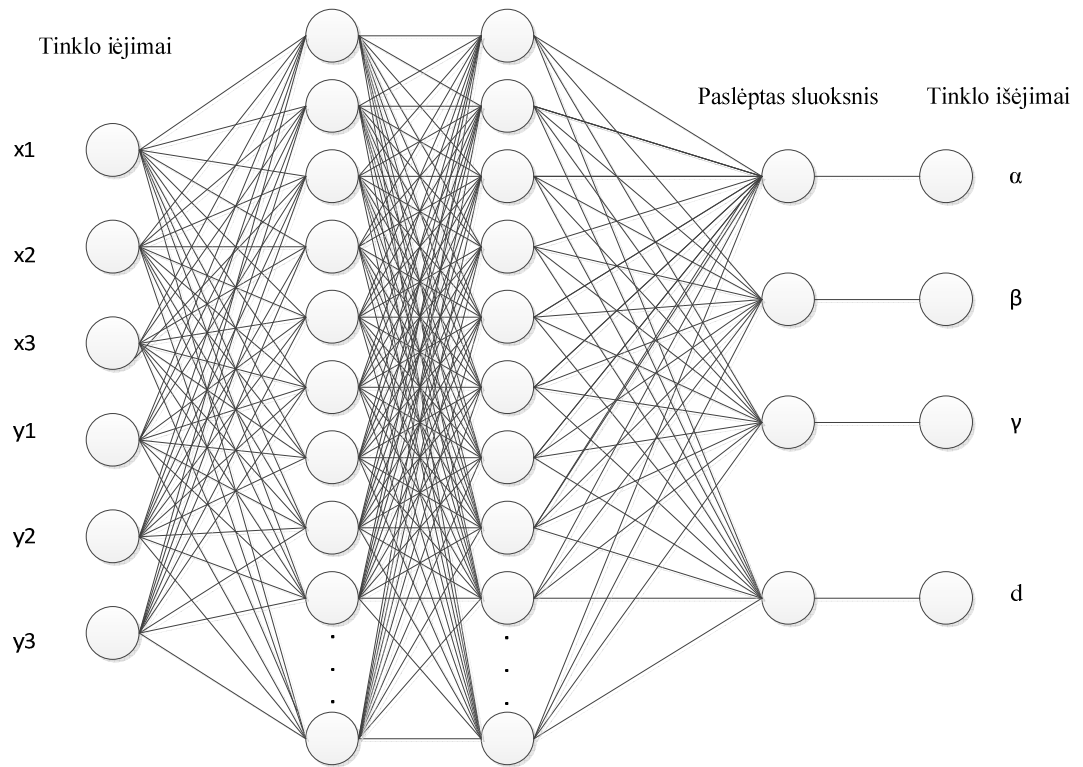
Kadangi atstumas tarp kameros keičiasi reikia įvesti papildomą daugiklį kuris įvertina atstumą iki kameros. Tai pilnas Koordinačių perskaičiavimas būtų toks:

$$R * M_p * d = M_g \quad (2.7)$$

Modeliuojant matematinį modelį ir imituojant iš kameros gautus rezultatus atliekamos perskaičiuotos matricos projekcija į dvimatę koordinačių sistemą.

$$M_g \sim \begin{bmatrix} x_{le} & y_{le} \\ x_{re} & y_{re} \\ x_n & y_n \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Duomenų apdorojimui pasirinktas tiesioginio sklidimo neuronų tinklas (angl. feedforward neural network). Tinklo įėjimui paduodamos veido požymių taškų projekcijos. Tinklo mokymui naudojami posūkio kampai bei santykinis atstumas. Bendrinė tiesioginio neuronų tinklo schema, pavaizduota 2.2 paveiksle.

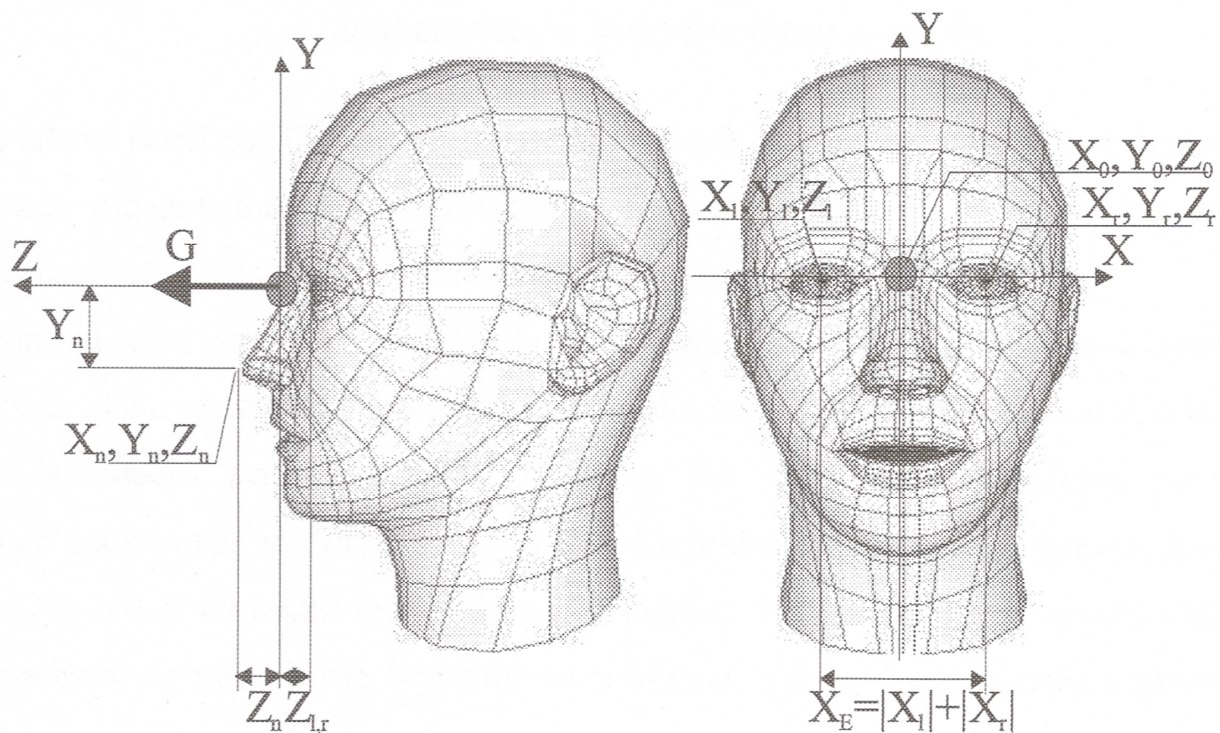


2.2 pav. Bendrinė tiesioginio sklidimo neuronų tinklo schema, tinklo įėjimai veido požymių taškai. Tinklo išėjimas galvos posūkio kampai ir santykinis atstumas.

1.2 Supaprastintas galvos modelio taškų išsidėstymo modelis

Kad sėkmingai pritaikytume pasiūlytą metodą, reikia rasti bendrinį veido modelį. Modelyje reikia atvaizduoti reikiamus veido taškus bei priklausomybę nuo pasirinkto bendrinio taško: šiuo atveju, tašku tarp akių. (x_0, y_0, z_0) . Šitas taškas ir bus galvos sukimosi centras.

Matematinio modelio sudarymui naudosime veido požymių parametrus, kurie buvo išskirti ir apskaičiuoti statistiškai[12]. Būdingi veido taškai pavaizduoti 2.3 paveiksle.



2.3 pav. Būdingų veido taškų vietos atvaizduotos bendriniame veido modelyje.

$$Z_n = 21 \text{ mm}, Y_n = 41, Z_l = Z_r = -19.5 \text{ mm}, X_e = 70$$

Sudaroma matematinio modelio matrica, kuri atvaizduoja bendrinio modelio sekamų taškų padėtį erdvėje kai visi posūkių kampai lygus nuliui. Atskaitos taškas yra taškas tarp akių:

$$M = \begin{bmatrix} -35 & 0 & -19.5 \\ 35 & 0 & -19.5 \\ 0 & 41 & 21 \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

Supaprastintas galvos modelio veido parametro atstumai ir bus naudojamos galvos padėties nustatymo metodikai patikrinti.

3 GALVOS POZICIANAVIMO SISTEMOS TYRIMAI

Visiems tyrimams atlikti buvo naudojamas daugiasluoksnis tiesioginio sklidimo neuronų tinklas. Neuronų tinklo struktūra [40 35 15] ir vienas paslėptas išėjimo sluoksnis

Neuronų tinklo aktyvacijos funkcija pasirinkta logaritminė sigmoidė.

Neuronų tinklo mokymui buvo sugeneruoti tokie duomenys:

- Kampinis nukrypimas α (angl. yaw) kinta [-45; 45]
- Išilginis pokrypis β (angl. pitch) kinta [-45; 45]
- Posvyris γ (angl. roll) kinta [-45; 45]
- Santykinis atstumas d keičiamas nuo [0,5; 2.5]

Visi posūkių kampai kito 5 laipsniu žingsnių, o santykinis dydis kito 0,5 žingsniu

Apibendrinta veido požymių matrica:

$$M = \begin{bmatrix} -35 & 0 & -19.5 \\ 35 & 0 & -19.5 \\ 0 & 41 & 21 \end{bmatrix}$$

$$R_{\alpha,\beta,\gamma} * M * d = M_p \quad (3.1)$$

Tinklo įėjimui naudojama M_p projekcija dvimatėje plokštumoje, Tinklo mokymui posūkio kampai α, β, γ ir santykinis atstumas d .

Neuronų tinklo mokymui buvo pasirinktas Levenberg-Marquardt metodas.

Apmokyto tinklo tikslumas yra $2,35e^{-5}$, sprendžiant pagal tinklo tikslumą galime teigti, kad tinklas yra gerai apmokytas.

3.1 Neuronų tinklui žinomų reikšmių tyrimas

Kadangi tiesioginio sklidimo neuronų tinklas yra apmokytas, o jo tikslo funkcija ir maža tai galima teigti kad, apmokytas tinklas turi gerai apdoroti tinklui žinomas duomenis. Apmokytam neuronų tinklui buvo paduotos žinomos tinklui reikšmės, su kuriomis tinklas buvo apmokintas. Visi posūkių kampai kito $[-45; 45]$ laipsniais. Penkių laipsnių žingsniu taipogi santykinis atstumas d keitėsi nuo 0.5 iki 2.5. 0.5 žingsniu.

Kampinio nuokrypio matematinė viltis bei standartinis nuokrypis:

- $EX = -6.3e-05$ $\sigma = 0.0069$

Išilginio pokrypio matematinė viltis bei standartinis nuokrypis:

$$EX = -2.5e-05 \quad \sigma = 0.0049$$

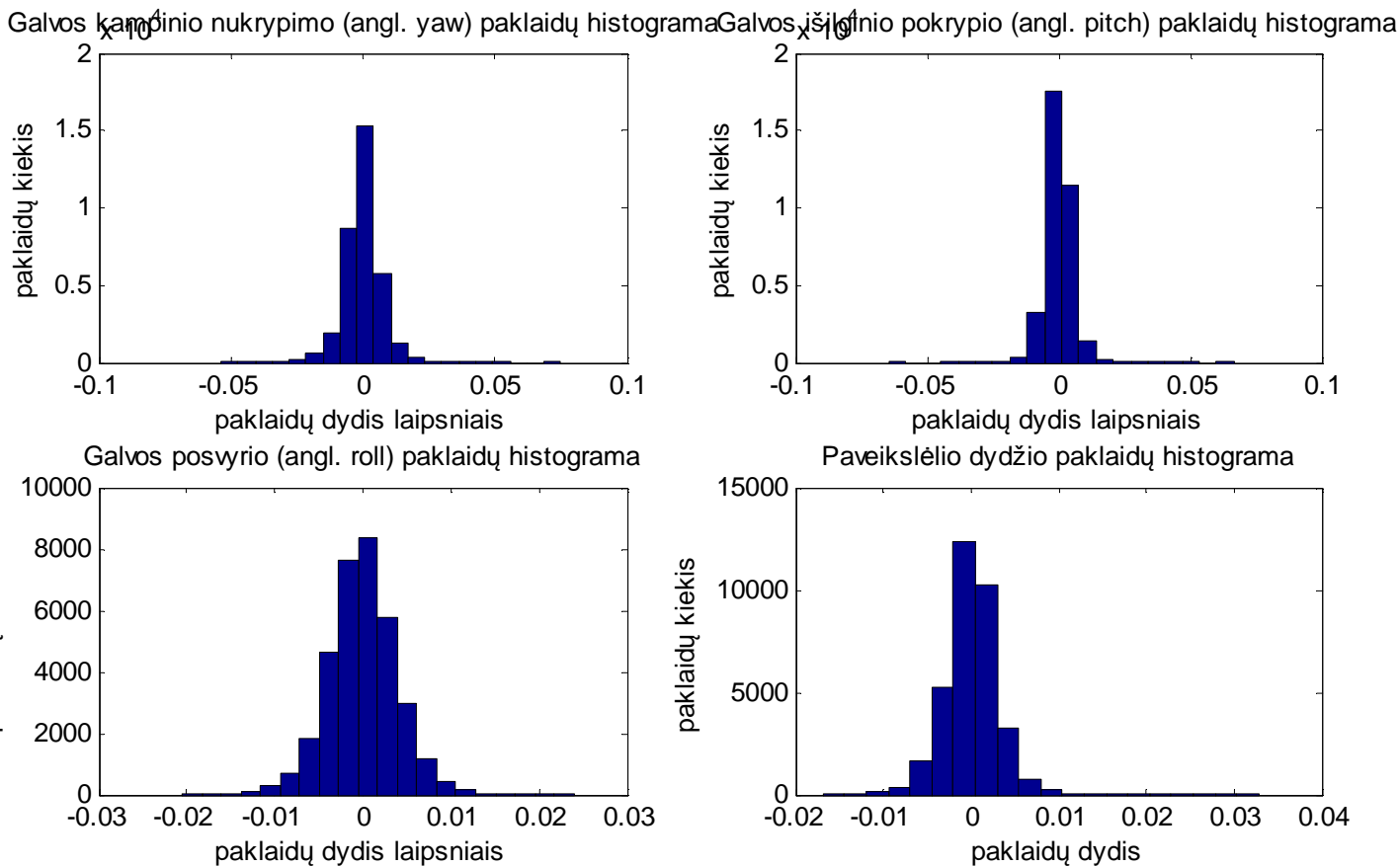
Posvyrio matematinė viltis bei standartinis nuokrypis:

- $EX = 1.1e-05$ $\sigma = 0.0040$

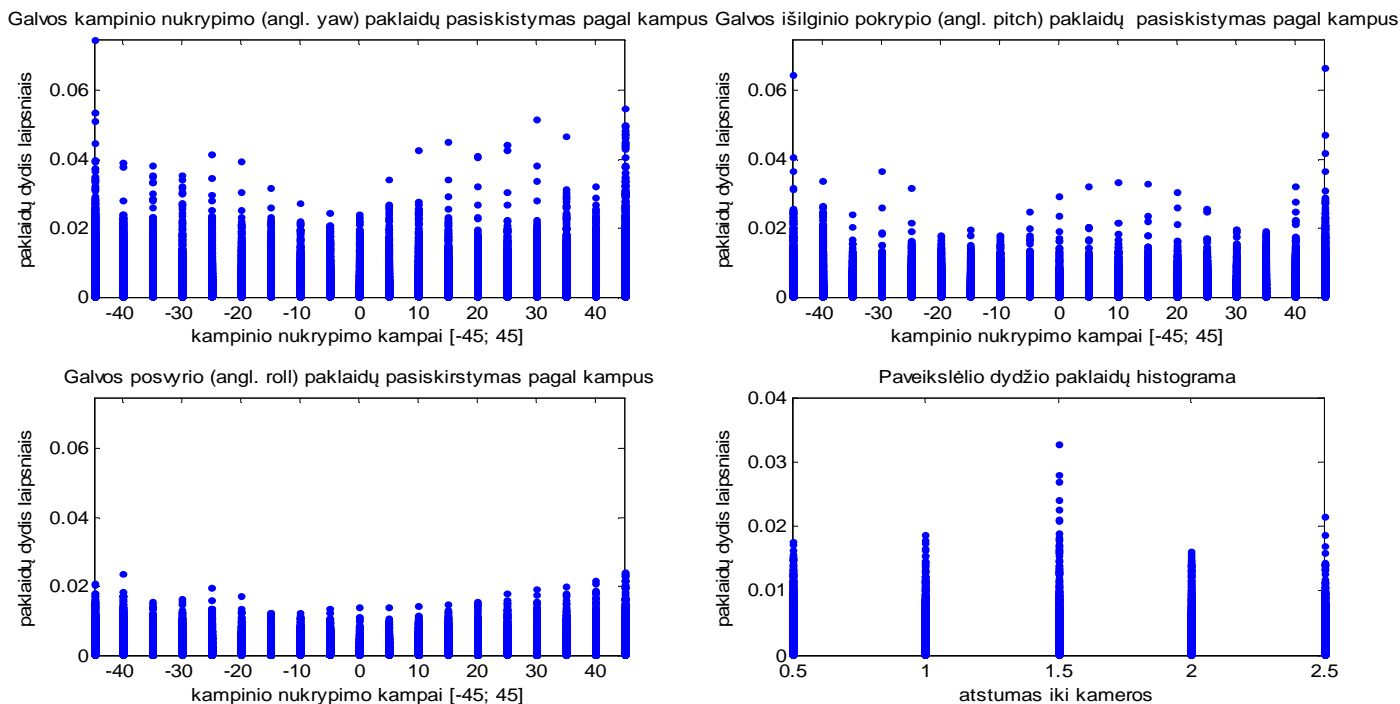
Santykinio atstumo matematinė viltis bei standartinis nuokrypis:

- $EX = -1.6e-05$ $\sigma = 0.0030$

Iš gautų posūkių standartinių nuokrypiu galime teigti kad posūkių standartiniai nuokrypiai yra maži, o tinklas gerai apsimokęs. Gautų paklaidų histograma pavaizduota 3.1 paveiksle



3.1 pav. Galvos posūkių ir santykinio atstumo paklaidų histograma, kai tinklui paduodamos žinomos reikšmės



3.2 pav. Posūkių kampų paklaidų pasiskirstymas pagal kampus, kai tinklui paduodamos tinklui žinomos reikšmės

3.2 Neuronų tinklui nežinomų reikšmių tyrimas

Iš ankstesnio tyrimo matome, kad neuronų tinklas gerai susitvarko su jam žinomomis reikšmėmis. Paklaidos yra mažos, bet svarbu išsiaiškinti kaip neuronų tinklas susidoroja su jam nežinomomis reikšmėmis.

Buvo sugeneruotos neuronų tinklui nežinomos reikšmės.

Posūkio kampai keitėsi nuo $[-45; 45]$, vieno laipsnio žingsniu pasirinktas santykinis atstumas $d = 1.2$. Iš duomenų imties buvo išimtos reikšmės, kuriomis tinklas buvo mokomas. Gautų tinklo paklaidų pasiskirstymas pagal kampus pavaizduotas 3.3 paveiksle.

Kampinio nuokrypio matematinė viltis ir standartinis nuokrypis:

$$EX = 0.0018 \quad \sigma = 0.0105$$

Išilginio pokrypio matematinė viltis ir standartinis nuokrypis:

$$EX = 0.0010 \quad \sigma = 0.0069$$

Posvirio matematinė viltis ir standartinis nuokrypis:

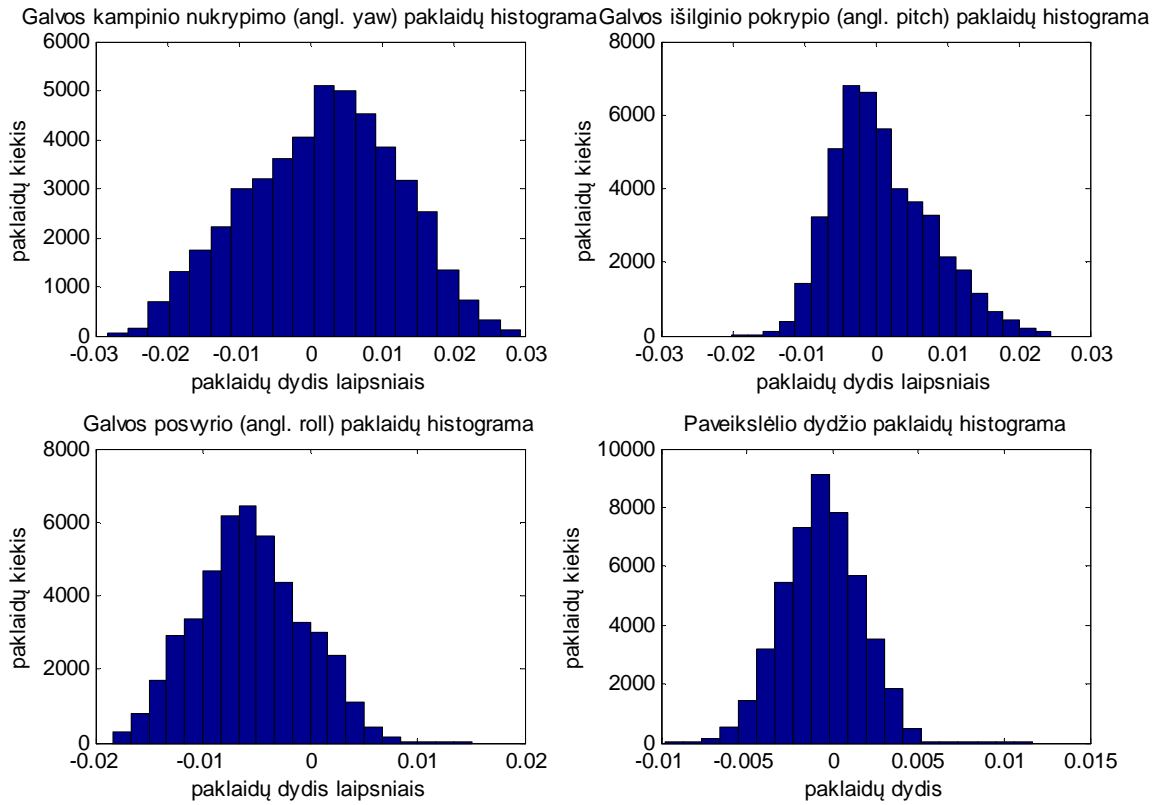
$$EX = -0.0056 \quad \sigma = 0.0050$$

Atstumo matematinė viltis ir standartinis nuokrypis:

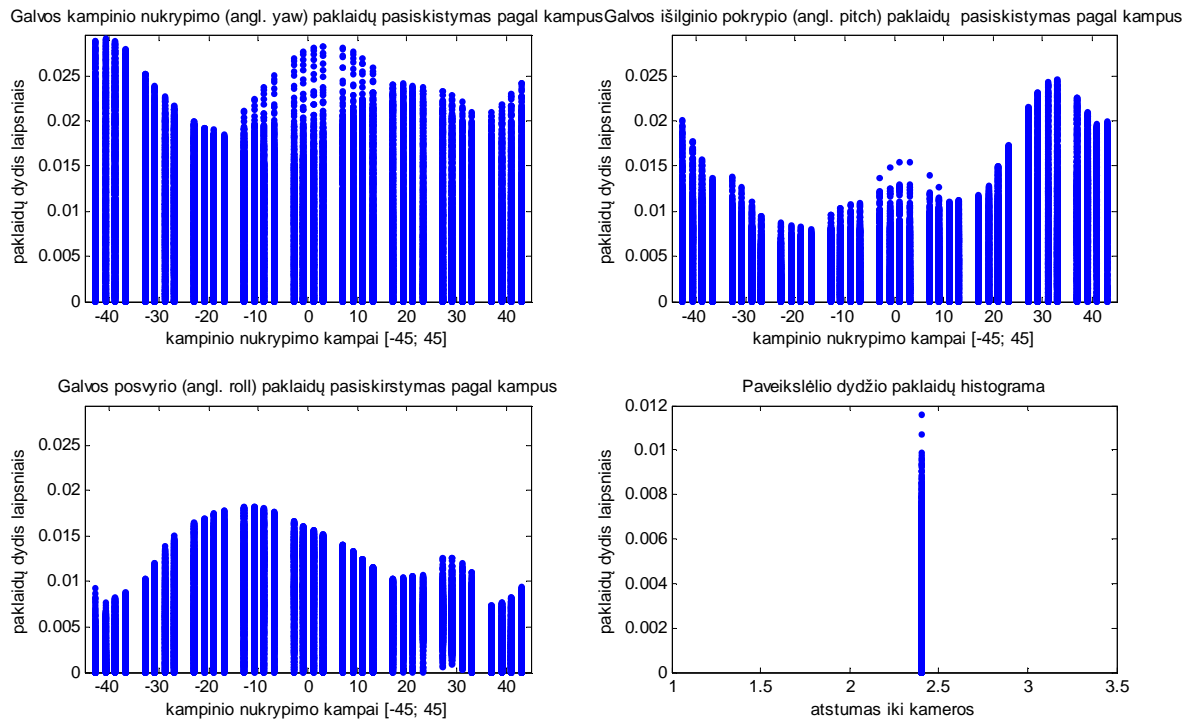
$$EX = -6.0e-04 \quad \sigma = 0.0023$$

Galime pastebėti 3.2 paveiksle, kad paklaidų standartinis nuokrypis bei pasiskirstymas mažas. Didžiausias nuokrypis – 0.03 laipsnio. 3.3 paveiksle pavaizduotas paklaidų pasiskirstymas pagal kampus. Kadangi paklaidos yra mažos, negalime daryti išvados, kad paklaidos turi tiesinę priklausomybę. 3.5 paveiksle atvaizduotas erdvinis paklaidų pasiskirstymas su paklaidų slenksčiu 0.04. Iš paveikslo matome, kad didžiausios paklaidos nėra kraštuose ir nėra jokio sistemiškumo. Didžiausia paklaida 0,0574 - skirtumas tarp paklaidų slenksčio nėra didelis.

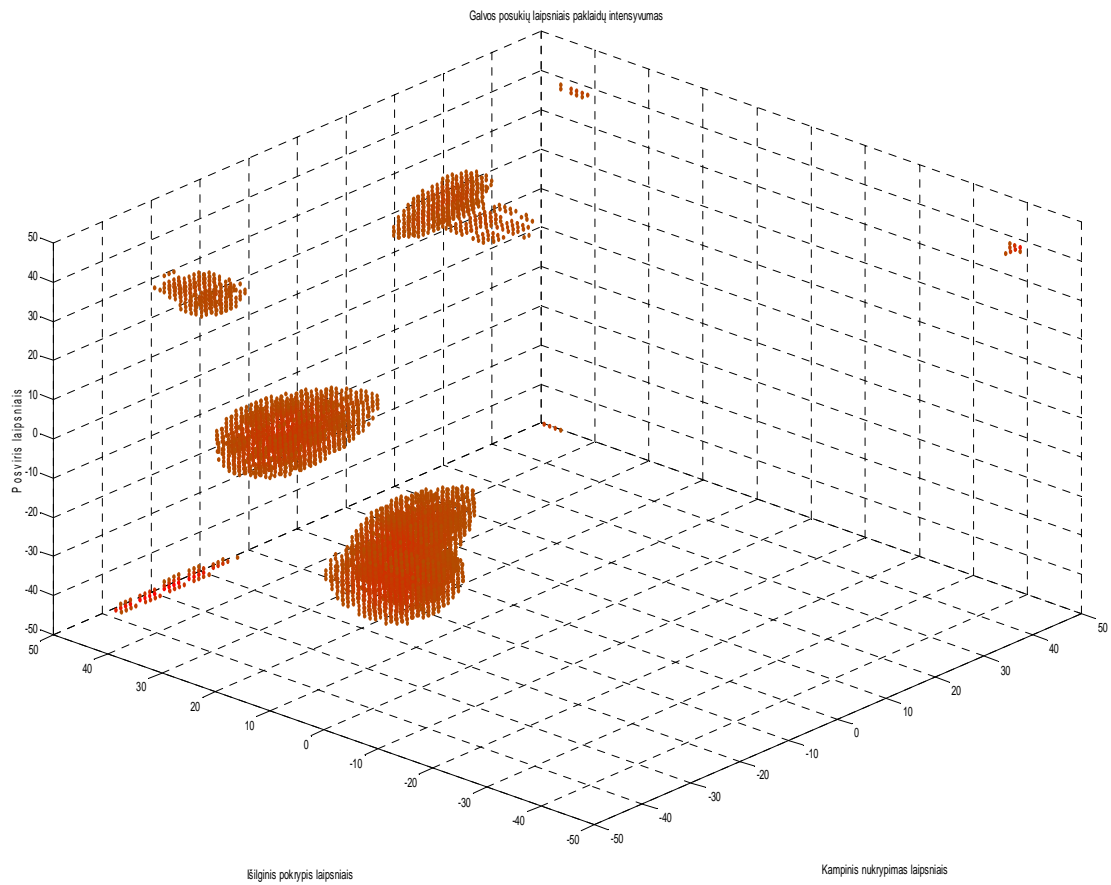
Apibendrinant galime teigti, kad tinklas yra gerai apmokytas ir su pakankamai dideliu tinklo mokymo tikslumu bei gerai susidoroja su tinklui nežinomais duomenimis.



3.3 pav. Galvos posūkių ir santykinio atstumo paklaidų histograma, kai tinklui paduodamos nežinomos reikšmės.



3.4 pav Galvos posūkių kampų bei santykinio atstumo paklaidų pasiskirstymas pagal kampus, kai tinklui paduodamos tinklui nežinomos reikšmės



3.5 pav. Galvos posūkių paklaidų pasiskirstymas kai paklaidos slenkstis lygus 0.04, kai tinklui paduodamos tinklui nežinomos reikšmės

3.3 Neuronų tinklui interpoliuotų reikšmių su triukšmu tyrimas

Tyrimo tikslas išmatuoti tinklo jautrumą baltajam triukšmui. Neuronų tinklui buvo paduoti nežinomi duomenys su standartiniu nuokrypiu $\sigma = 1$. Matematinis modelis atitiko kameros raiška 360X480 realios kameros raiškos. Iš tinklo gautos reikšmės atimamos iš tikslų reikšmių. Gautas paklaidų pasiskirstymas pavaizduotas 3.6 paveiksle.

Kampinio nuokrypio matematinė viltis bei standartinis nuokrypis:

$$EX = 5.0e-4 \quad \sigma = 1.0676$$

Išilginio pokrypio matematinė viltis bei standartinis nuokrypis:

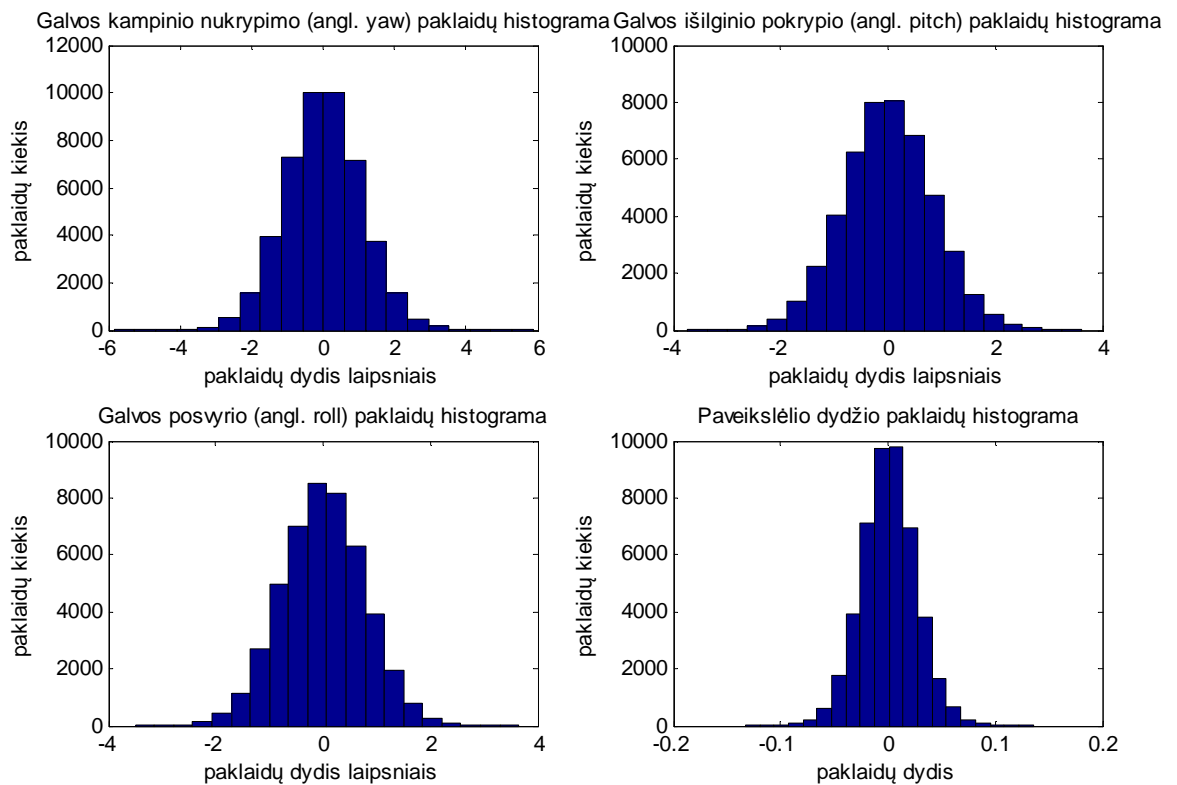
$$EX = -0.0026 \quad \sigma = 0.8398$$

Posvyrio matematinė viltis bei standartinis nuokrypis:

$$EX = 0.0033 \quad \sigma = 0.7790$$

Santykinio atstumo matematinė viltis bei standartinis nuokrypis:

$$EX = 0.0010 \quad \sigma = 0.0258$$

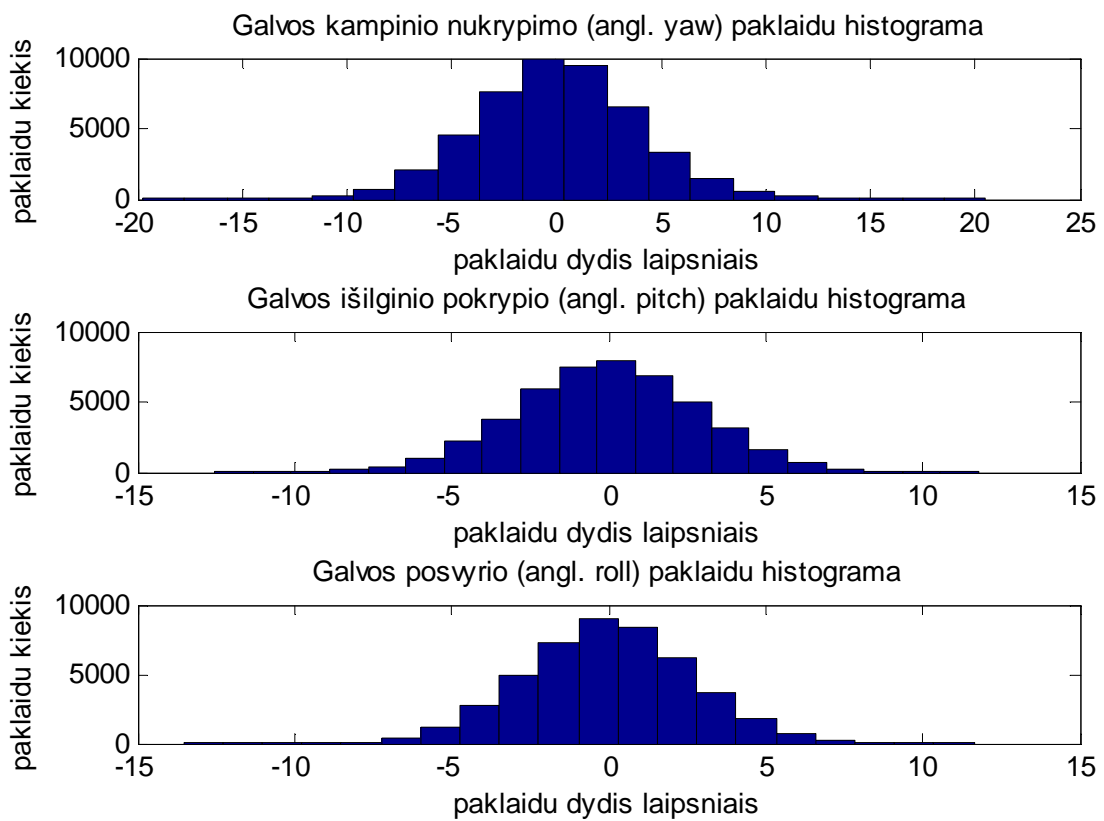


3.6 pav. Galvos posūkių kampų ir santykinio atstumo paklaidų pasiskirstymas, kai triukšmo standartinis nuokrypis lygus 1, tinklui paduodamos tinklui nežinomos reikšmės

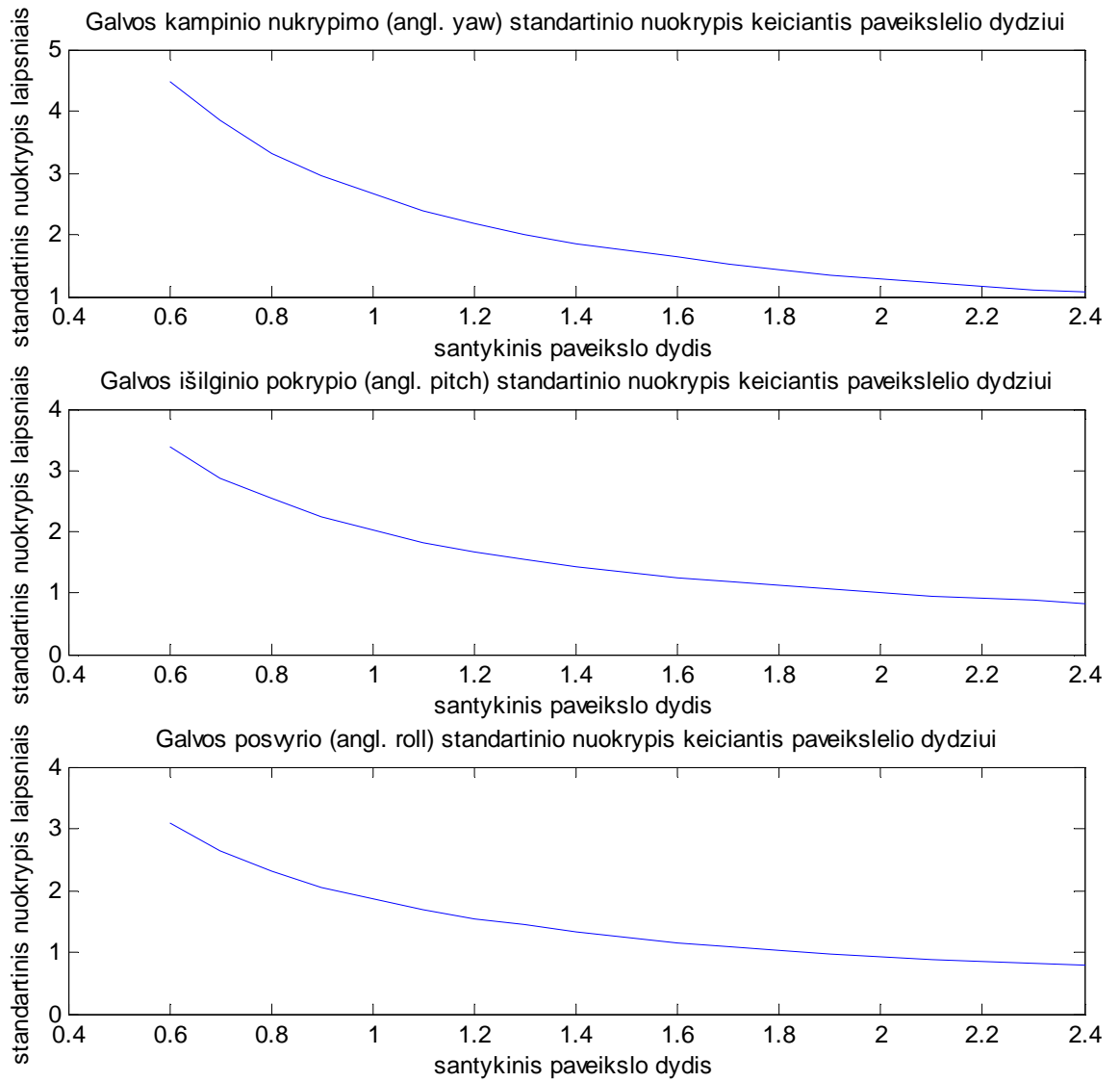
Iš gautų rezultatų matome kad kad neuronų tinklas gerai intrerpoliuoja reikšmes

3.4 Neuronų tinklo interpoliavimo tyrimas su triukšmu keičiant paveikslėlio dydį.

Tyrimo tikslas ištirti neuronų tinklo jautrumą triukšmui, keičiant paveikslėlio dydį. Triukšmo standartinis nuokrypis $\sigma = 1$. Gauti rezultatai pavaizduoti 3.7 ir 3.8 paveiksluose. Iš gautų rezultatų galime teigti, kad esant mažam paveikslėliui triukšmo įtaka rezultatams yra didelė, standartinis atskirų kampų nuokrypis siekia iki 5 laipsnių. Triukšmo įtaka keičiantis paveikslėlio dydžiui yra netiesinė: esant dideliame paveikslėlio dydžiui, atskirų kampų paklaidos nesiekia 1 laipsnio.



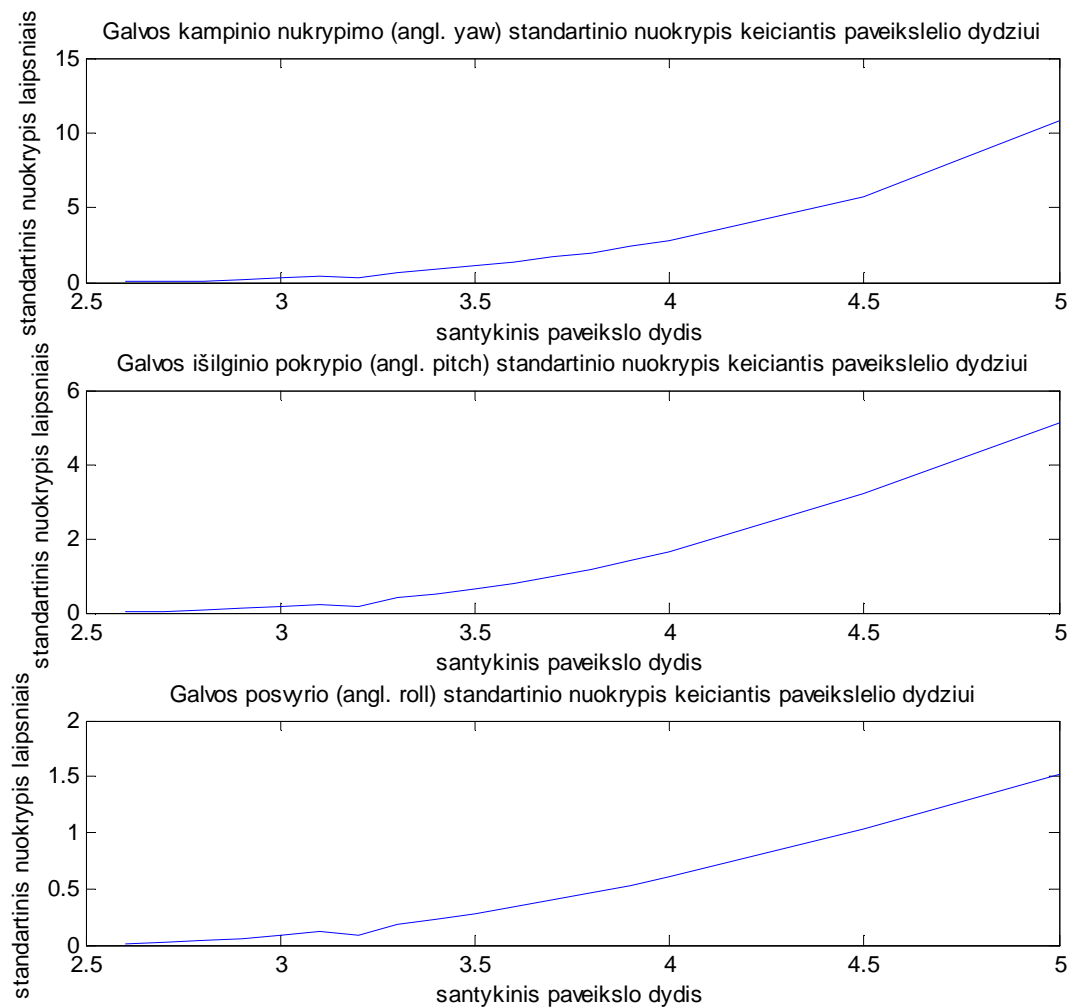
3.7 pav. . Galvos posūkių paklaidų pasiskirstymas kai triukšmo standartinis nuokrypis lygus 1, keičiant paveikslėlio dydį



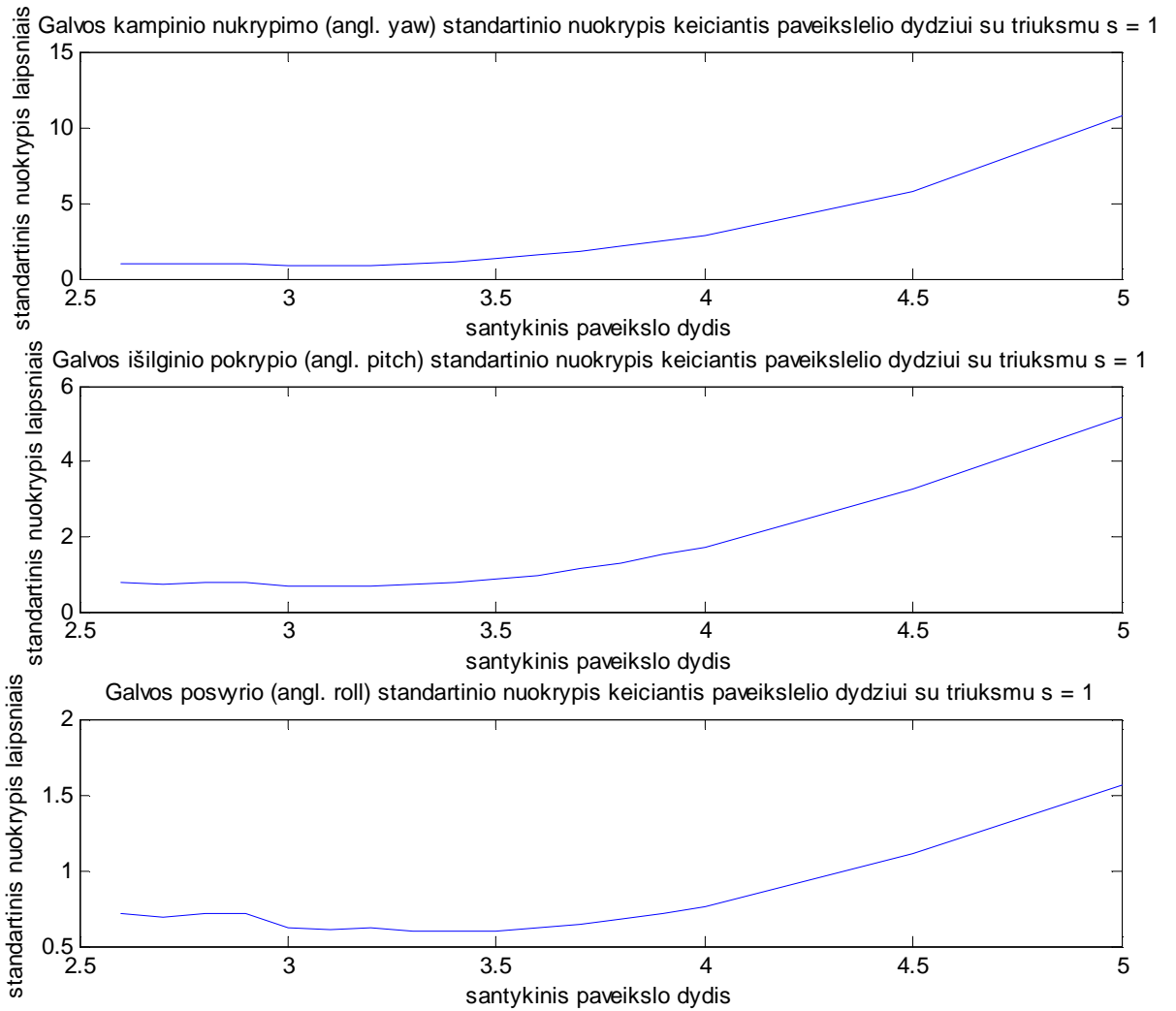
3.8 pav. Gautų kampų standartinis nuokrypis kai triukšmo standartinis nuokrypis lygus 1, keičiant paveikslėlio dydį

3.4 Neuronų tinklo ekstrapoliuotų reikšmių tyrimas keičiant paveikslėlio dydį

Tyrimo tikslas ištirti, kaip tiksliai tinklas ekstrapoliuoja tinklo reikšmes keičiant paveikslėlio dydį. Tyrimas atliktas su reikšmėmis be triukšmo ir su triukšmu. Triukšmo standartinis nuokrypis $\sigma = 1$, Gauti rezultatai pavaizduoti paveikslėliuose 3.9 ir .4.0. Iš gautų rezultatų matome, kad ekstrapoliuojant paveikslėlio dydį nėra tiesinės priklausomybės. Esant mažam paveikslėliui neuronų tinklas gerai ekstrapoliuoja reikšmes esant santykiniam dydžiui 3.5, visų kampų standartinis nuokrypis nesiekia 1 laipsnio. Tinklui žinomos santykinio dydžio reikšmės iki 2.5. Esant duomenim su triukšmu, triukšmas didesnės reikšmės neturi. Taipogi, kaip ir be triukšmo, esant santykiniam dydžiui 3.5 visų kampų standartinis nuokrypis nesiekia 1 laipsnio.



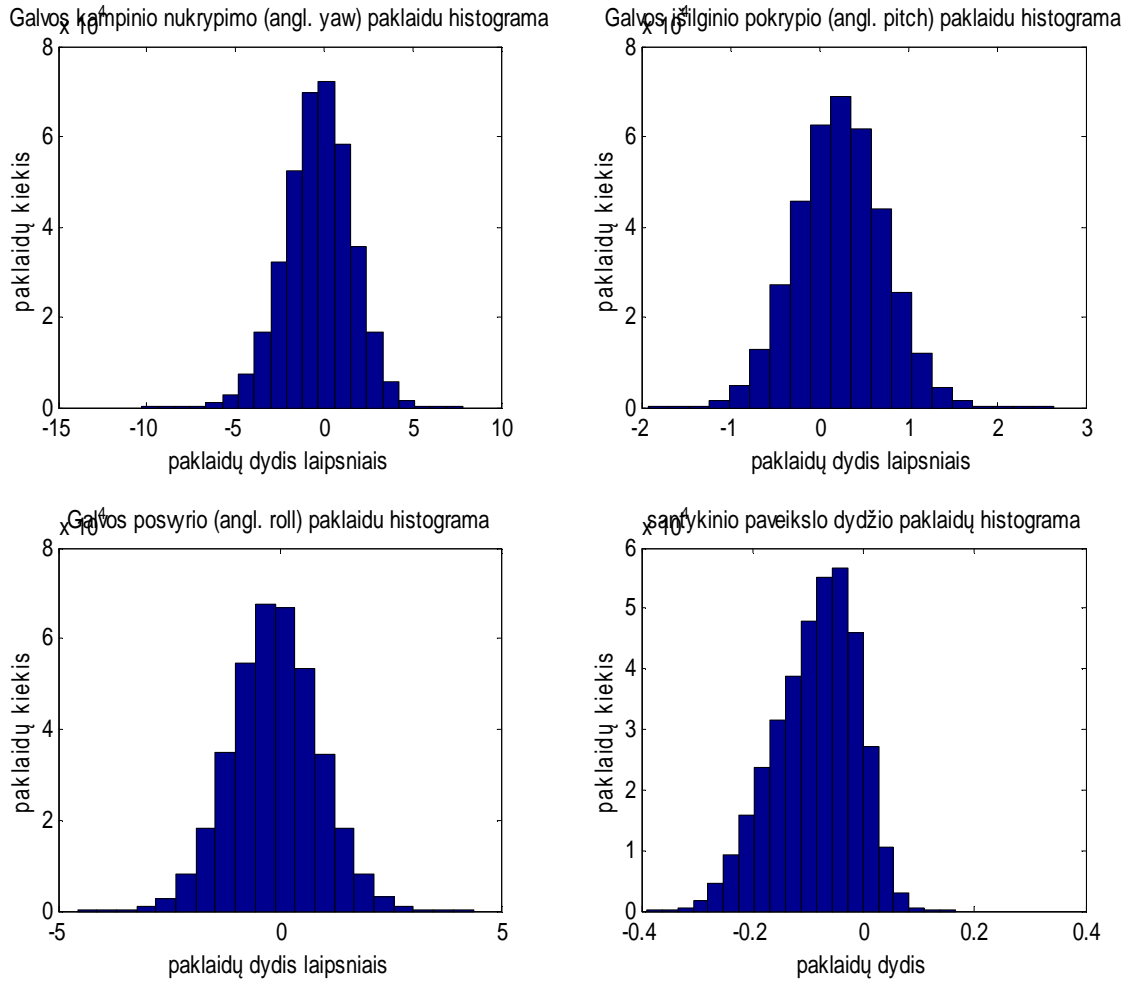
3.9 pav. Gautų kampų standartinis nuokrypis ekstrapoliuojant paveikslėlio dydį.



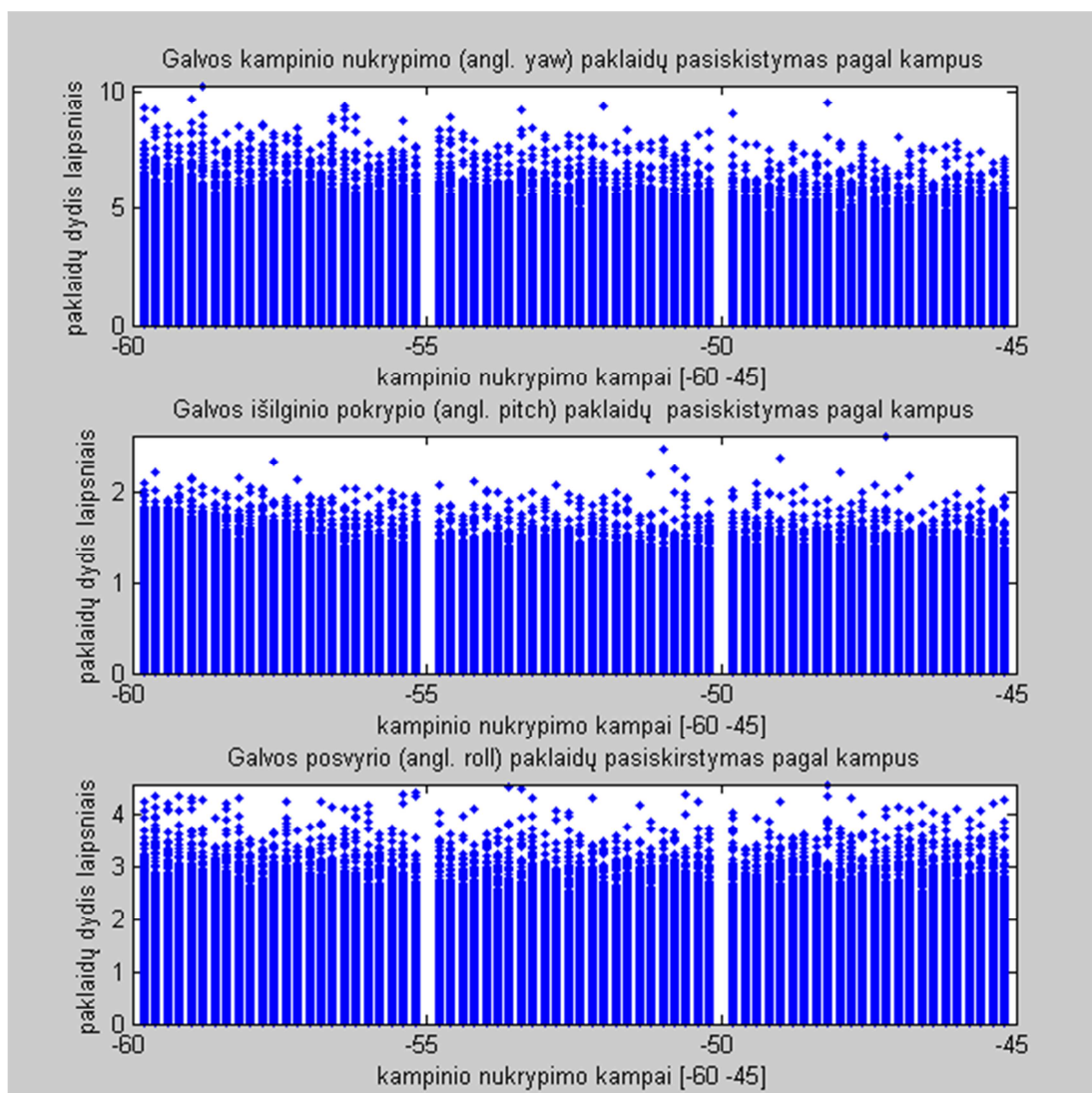
3.10 pav. Gautų kampų standartinis nuokrypis ekstrapoliuojant paveikslėlio dydį, kai triukšmo standartinis nuokrypis lygus 1.

3.4 Neuronų tinklo ekstrapoliuotų kampų tyrimas.

Tyrimo tikslas išsiaiškinti kaip neuronų tinklas ekstrapoliuoja nežinomus kampus; tinklui paduodamos reikšmės su triukšmu. Triukšmo standartinis nuokrypis $\sigma = 1$. Gauti rezultatai pavaizduoti 3.11 ir 3.12 paveiksluose. Standartinis nuokrypis pavienių kampų siekia nuo 0.4856 iki 1.8635 laipsnių. Didžiausią standartinį nuokrypį turi kampinio nukrypimo kampas. Ekstrapoliuojami kampai neturi didesnės priklausomybės nuo kampų (žiūrėti 3.12 paveikslėlį, kad paklaidos pasiskirsčiusios tolygiai ir nėra priklausomybės nuo kampo dydžio).



3.11 pav. Galvos posūkių kampų ir santykinio atstumo paklaidų pasiskirstymas kai triukšmo standartinis nuokrypis lygus 1,neurono tinklas ekstrapoliuoja kampus nuo [-60; 45)



3.12 pav Galvos posūkių kampų paklaidų pasiskirstymas, kai neuronų tinklas ekstrapoliuoja kampus $[-60; -45]$, kai triukšmo standartinis nuokrypis lygus 1.

4. IŠVADOS SIŪLYMAI

- Haro tipo požymiai yra naudingi pradiniam vaizdo apdorojimui galvos bei veido požymių išskyrimui, bet tai reikalauja kompiuterio resursų. Tolimesniam išskirtų veido taškų sekimui naudojamas optinės tēkmės metodas. Galvos sekimui naudojamas poslinkio metodas.
- Galvos erdvinės padėties nustatymo metodas panaudojant tris veido taškus suteikia pakankamai požymių nustatyti galvos erdvinę padėtį neuronų tinklu.
- Pasirinktas duomenų apdorojimo metodas, daugiasluoksnis tiesioginio sklidimo neuronų tinklas, yra tinkamas galvos padėties skaičiavimo metodas.
- Pasirinktas eksperimentiniu būdu nustatytas neurono tinklas, kurio dydis yra [40 30 15]. Su tikslo 0,0000235 funkcijos reikšme yra nepermokintas. Neurono tinklui padavus nežinomus duomenis gautas absoliutus standartinis nuokrypis lygus 0.0093. Labai nedidelės paklaidos.
- Tinklas yra stabilus, padavus tinklui duomenys su triukšmu kai $\sigma = 1$ absoliutus standartinis nuokrypis lygus 3.1987.
- Neurono tinklas gerai ekstrapoluoja reikšmes esant santykiniai pavekslelio dydžiui 245x135 tinklo absoliutus standartinis nuokrypis lygus 1.6951

LITERATŪRA

1. [Paul Viola and Michael J. Jones](#), Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. IEEE CVPR, 2001
2. Moritz Storing Computer Vision and Human Skin Colour, Computer Vision & Media Technology Laboratory Ph.D. Dissertation 2004 P. 4-5
3. Henry A. Rowley, Shumeet Baluja, and Takeo Kanade, [Neural Network-Based Face Detection](#) 1998 IEEE
4. Oliver Jesorsky, Klaus J. Kirchberg, and Robert W. Frischholz „Robust Face Detection Using the Hausdorff Distance“ 2001
5. [Robust Real-Time Face Detection](#),
6. [Face Detection using Neural Networks](#), Meng Electronic Engineering School of Electronics and Physical Sciences
7. T.F. Cootes, G.J. Edwards, and C.J [Active Appearance Models](#), Department of Medical Biophysics, University of Manchester 1998
8. T.F. Cootes and C.J. Taylor [Active Shape Models - 'Smart Snakes'](#), Department of Medical Biophysics University of Manchester
9. [Yukadinovic, D. Fully Automatic Facial Feature Point Detection Using Gabor Feature based on boosted classifiers](#) Systems, Man and Cybernetics, 2005 IEEE International Conference on
10. Josef Sivic, Mark Everingham and Andrew Zisserman [“Who are you?” – Learning person specific classifiers from video](#), INRIA, WILLOW Project
11. T.F. Cootes, K. Walker, C.J. Taylor View-Based Active Appearance Models, Division Imaging, Science and Biomedical Engineering, University of Manchester 1998
12. Donatas Dervinis Veido Išraiškos nustatymas nustatant galvos erdvinę padėtį vaizdų analizės metodu. Daktaro disertacija, Technologijos mokslai, elektros ir elektronikos inžinerija, Kaunas 2007.
13. Erik Murphy-Chutorian and Mohan Manubhai Trivedi, Head Pose Estimation in Computer Vision: A Survey
14. L.Kakadiaris, G. Passalis, G.Toderici, N. Murtuza, T. Theocharis, 3D Face Recognition, Informatics, University of Athens
15. Priyanto Hidayatullah, Object Tracking: State of The Art CAMSHIFT Improvement Using Multi-dominant Colors Tracking University of Jean Monnet Saint-Etienne, France, 2010

16. Jean-Yves Bouguet. Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Feature Tracker, escription of the algorithm. Intel Corporation Microprocessor Research Labs
17. Bradski, G., and Kaehler, A. 2008. Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library. O'Reilly Media, Inc.
18. J. Heinzmann and A. Zelinsky, “3-D facial pose and gaze point estimation using a robust real-time tracking paradigm,” in Proc. IEEE Int’l. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition,
19. R. Newman, Y. Matsumoto, S. Rougeaux, and A. Zelinsky, “Real-time stereo tracking for head pose and gaze estimation,” in Proc. IEEE Int’l. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition,
20. J. Sherrah and S. Gong, “Fusion of perceptual cues for robust tracking of head pose and position,” *Pattern Recognition*, vol. 34, no. 8, pp. 1565–1572, 2001.