



VILNIAUS UNIVERSITETAS
MATEMATIKOS IR INFORMATIKOS FAKULTETAS
STUDIJŲ PROGRAMA: INFORMATIKA

**Pilvo aortos identifikavimo kompiuterinės tomografijos nuotraukoje
problemos**
**Problems of abdominal aortic segmentation in computed tomography
imaging**

Baigiamasis magistro darbas

Atliko: Vladyslav Palkevič

VU el. p.: vladyslav.palkevic@mif.stud.vu.lt

Vadovas: habil. dr., prof. Gintautas Dzemyda

Recenzentas: lekt. Irmantas Radavičius

Vilnius

2023

Turinys

Santrauka.....	4
Summary	5
Įvadas.....	6
1. Literatūros apžvalga.....	8
1.1. Darbo srities analizė ir šaltinių atranka.....	8
1.2. Bendrosios pilvo aortos savybės.....	8
1.3. Aneurizma	10
1.4. Pilvo aortos aptikimo ir segmentavimo metodai, taikyti tyrimo metu analizuotuose literatūros šaltiniuose.....	11
1.4.1. Duomenų aibės generavimas.....	11
1.4.2. Pradinis vaizdų apdorojimas.....	12
1.4.3. Segmentavimo metodai.....	12
1.4.3.1. Neuroniniais tinklais paremtas segmentavimas	12
1.4.3.2. Klasterizavimu paremtas segmentavimas.....	13
1.4.3.3. Aktyvaus kontūro algoritmais paremtas segmentavimas	14
1.5. Literatūros apžvalgos apibendrinimas	15
2. Turimos vaizdų aibės analizė.....	17
2.1. CT nuotraukų specifikacija.....	17
2.1.1. CT nuotraukų failų formatas.....	19
2.1.2. Nuotraukos analizuojamų vaizdų intervalas.....	19
2.1.3. Aneurizmų vaizdų sekos identifikavimas	21
2.1.4. Aneurizmų formų specifika.....	22
2.1.5. Kalcifikacijos ir sąlytis su kitais organais.....	23
2.2. Turimos vaizdų aibės apibendrinimas.....	24
3. Metodai.....	26
3.1. Pradinis vaizdo apdorojimas.....	26
3.2. Automatizuotas pilvo aortos identifikavimas pirmajame vaizde	27
3.3. Atsišakojimų paieška naudojant klasterizavimo algoritmą	29
3.4. Ribų aptikimo algoritmai.....	31
3.4.1. Pradžios taškų aibės generavimas.....	31
3.4.2. Gyvatės algoritmas.....	32
3.4.3. Baliono algoritmas	34
3.4.4. Regiono plėtimo algoritmas	35
3.5. Aneurizmų identifikavimas ir segmentavimas.....	36

3.6.	Darbe taikomų metodų apibendrinimas	38
4.	Tyrimo eiga.....	39
4.1.	CT nuotraukų paruošimas tyrimui.....	39
4.2.	Pradinis vaizdų apdorojimas.....	40
4.3.	Automatinis pilvo aortos aptikimas pirmajame vaizde.....	40
4.4.	Pilvo aortos ir jos atsišakojimų identifikavimas ir segmentavimas.....	41
4.5.	Aneurizmų segmentavimas CT vaizde	43
4.6.	Segmentavimo tikslumo rodiklio skaičiavimas	45
4.7.	Skyriaus apie tyrimo eigą apibendrinimas	46
5.	Rezultatai	47
5.1.	Pilvo aortos vidinės dalies segmentavimo rezultatų tikslumas.....	47
5.2.	Aneurizmų segmentavimo rezultatų tikslumas	52
	Išvados.....	56
	Šaltiniai.....	58
6.	Priedai.....	60
6.1.	Turimų nuotraukų specifikacijos lentelė	60
6.2.	Segmentavimo kaukių konvertavimas į PNG („Python“ kodas).....	64
6.3.	Pilvo aortos vidinės dalies segmentavimo rezultatai vaizdų sekoje	65
6.4.	Pilvo aortos vidinės dalies segmentavimo rezultatų pavyzdžiai	75
6.5.	Bendra rezultatų suvestinė.....	77
6.6.	Aneurizmų segmentavimo rezultatų pavyzdžiai	78

Santrauka

Pilvo aortos segmentavimo automatizavimas – svarbi ir aktuali problema, kurią išsprendus galima daugelį kartų optimizuoti medicinos darbuotojų darbą. Dabar gydytojai praranda daugybę darbo valandų žymėdami pilvo aortą kompiuterinės tomografijos vaizduose rankiniu būdu. Šio darbo tikslas – ištirti pilvo aortos savybes kompiuterinės tomografijos vaizduose, pagal padarytas atitinkamas išvalgas pasiūlyti automatizuotą jos ir aneurizmų identifikavimo ir segmentavimo metodą bei apžvelgti darbo metu kylančias problemas, jų sprendimo būdus. Darbo eigoje nagrinėjama su pilvo aortos automatinio segmentavimo problema susijusi literatūra, analizuojama turima skirtingų pacientų nuotraukų aibė ir ieškoma savybių, kurios vėliau bus naudojamos metodams kurti. Atliekant tyrimus suformuojamas ir ištestuojamas pilnai automatizuotas pilvo aortos ir aneurizmų identifikavimo bei segmentavimo metodas, aprašomi gauti rezultatai bei pateikiami pavyzdžiai.

Raktiniai žodžiai: kompiuterinė tomografija, pilvo aorta, aortos atsišakojimas, DBSCAN, klasterizavimas, aortos ribos, kontūro plėtimo algoritmas, aneurizma, automatizuotas pilvo aortos aptikimas, vaizdo apdorojimo metodai.

Summary

Automated segmentation of the abdominal aorta - an important and relevant problem that, once solved, can significantly optimize the work of medical professionals. Currently, doctors spend numerous hours manually marking the abdominal aorta in computed tomography images. The goal of this study is to investigate the characteristics of the abdominal aorta in computed tomography images, propose an automated method for its identification and segmentation, including aneurysms, based on the obtained insights, and review the encountered problems during the work along with their solutions. Throughout the study, relevant literature related to the automated segmentation of the abdominal aorta is examined, a diverse set of patient images is analyzed to identify features that will be used to develop the methods. A fully automated method for the identification and segmentation of the abdominal aorta and aneurysms is formulated and tested, and the obtained results are described with accompanying examples.

Keywords: computed tomography, abdominal aorta, aortic branching, DBSCAN, clustering, aortic boundaries, contour expansion algorithm, aneurysm, automated detection of the abdominal aorta, image processing methods.

Ivadas

Aorta – tai pati stambiausia žmogaus organizme esanti arterija, kuri atsišakoja į gyvybiškai svarbius organus. Aorta skirstoma į šias dalis: 1) krūtinės (nuo širdies iki aortos lanko), aortos lanką ir nusileidžiančią aortą (nuo aortos lanko išilgai stuburo priekinės dalies žemyn, iki diafragmos); 2) pilvo (abdominalinė) aorta – aortos dalis nuo diafragmos iki išsišakojimo (bifurkacijos) į dvi klubines arterijas dubens srityje. Viena iš aortos ligų, aneurizma, gali sukelti labai rimtų pasekmių pacientui. Aneurizmos diagnozuojamos analizuojant kompiuterinės tomografijos (toliau – CT) ir magnetinio rezonanso (toliau – MRI) nuotraukas. Darant CT nuotrauką matuojamas žmogaus kūno rentgeno spindulių sugėrimas iš skirtingų kampų. Pagal gautus duomenis, kompiuteris gali atkurti dvimatį kūno vaizdą. CT nuotrauką sudaro daugelio vaizdų (angl. *slice*) rinkinys, kuris „supjausto“ tiriamą kūno dalį į daug sluoksnių. Darant CT nuotraukas pacientui į veną suleidžiamas kontrastas, kuris, patekęs į aortą, išryškina jos sienas nuotraukose. Be kontrasto aortą CT vaizde pamatyti labai sunku, nes jame jos spalva panaši į kitų audinių.

Siekiant automatizuoti pilvo aortos ir aneurizmų aptikimą, magistro darbo tyrime naudojami tiek neuroniniai tinklai, tiek tradiciniai vaizdų apdorojimo metodai. Norint apmokyti neuroninį tinklą reikalinga vaizdų aibė, kurioje bus pažymėtas sveikas ir pažeistas aortos spindis. Dabar medicinos darbuotojai tokį darbą atlieka rankiniu būdu, o procesas trunka daugiau negu valandą. Siekiant apmokyti tinklą, reikalinga pradinė pažymėtų vaizdų aibė, kuri ypatinga tuo, kad darant CT nuotrauką pacientui, turi būti suleidžiama kontrastinė medžiaga, išryškinanti vidinį pilvo aortos spindį. Renkant tokius duomenis ir ieškant tokių CT nuotraukų gali kilti problemų dėl jų specifikos. Taip pat tinklą galima bandyti apmokyti naudojant įprastus pilvo srities CT vaizdus, tačiau nekontrastiniuose vaizduose labai sudėtinga atsekti pilvo aortą, o juo labiau įvertinti jos būseną ir nustatyti diagnozę. Tradiciniai vaizdų apdorojimo metodai irgi turi trūkumų – jie nėra skirti pilvo artos atšakoms sekti ir be papildomų tam tikrų apribojimų negali automatiškai aptikti pilvo aortos vietos vaizde. Dažniausiai tokie metodai skirti vienam organui pažymėti. Kita vertus, vaizdų apdorojimo algoritmai, kurie analizuoja vaizdo pikselius ir atsižvelgia į žmogaus organizmo anatomiją, gali būti ypač naudingi ruošiant duomenis mašininio mokymosi algoritmams. Taip būtų iš esmės palengvinamas medikų ir radiologų, kuriems laikas labai svarbus aspektas, darbas kiekviename CT vaizde pažymint pilvo aortos kontūrus arba lokalizuojant sritį, kur ji yra.

Šio darbo tikslas – ištirti pilvo aortos savybes CT vaizduose ir pagal gautus duomenis pasiūlyti automatizuotą jos ir aneurizmų identifikavimo bei segmentavimo metodą, taip pat apžvelgti darbo metu kilusias problemas, pasiūlyti jų sprendimo būdus. Atliekant tyrimą dirbama su skirtingų pacientų CT nuotraukomis. Darbe sprendžiami uždaviniai:

- analizuojama su pilvo aorta susijusi literatūra, pateikiama jos apžvalga;
- apžvelgiama turimą duomenų aibę ir formuluojamos išvalgos;
- nuotraukos paruošiamos tyrimui;
- formuluojami automatizuoti metodai;
- atliekamas testavimas ir sprendžiamos problemos;
- apžvelgiami gauti rezultatai.

Darbe atliekamas automatizuotas pilvo aortos vidinės dalies ir aneurizmų identifikavimas ir segmentavimas. Vidinė pilvo aortos dalis ir jos atsišakojimai identifikuojami taikant DBSCAN klasterizavimo algoritmą, o jos segmentavimas atliekamas taikant kontūro plėtimo algoritmą. Aneurizmos identifikuojamos ir segmentuojamos tik su DBSCAN klasterizavimo algoritmu. Darbe įvertinami gauti segmentavimo rezultatai, o aneurizmų atveju bandoma gautus rezultatus pagerinti keičiant DBSCAN *Eps* parametą. Panašaus pobūdžio tyrimuose vaizdai analizuojami nepriklausomai vienas nuo kito. Šio darbo naujumas siejamas su vaizdų analize, atliekama remiantis iš vaizdų sekos gaunamomis žiniomis. Tyrimuose analizuojamų vaizdų rezultatai tiesiogiai priklauso nuo vaizdų rezultatų, gautų analizuojant ankstesnę nuotrauką.

Panašia tyrimo tema darbo autorius dalyvavo konferencijoje 2021 m.: Vilnius University Open Series, 2021. *Automatinė pilvo aortos atsišakojimų paieška kompiuterinės tomografijos nuotraukoje*, Vladyslav Palkevič.

1. Literatūros apžvalga

1.1. Darbo srities analizė ir šaltinių atranka

Šis tiriamasis darbas skirtas medicinos srities darbo našumui tobulinti. Darbe tiriamos pilvo aortos segmentavimo problemos kilmė mišri, todėl atliekant tiriamąjį darbą buvo analizuoti informatikos šaltiniai, juose ieškota panašaus tipo problemų sprendimo būdų. Svarbiausias magistro darbo aspektas – pilvo aortos indentifikavimo ir žymėjimo problemos, todėl pasirinkti straipsniai, susiję su CT vaizdų analize, organų segmentavimu ir automatiniu pilvo aortos indentifikavimu CT nuotraukoje. Taip pat remtasi medicinos srities straipsniais, kurie leidžia suvokti, kokios fiziologinės savybės galėtų padėti išspręsti šią problemą. Apžvelgiant medicininius šaltinius, siekiama įsigilinti į pilvo aortos ir aneurizmos fiziologines savybes. Norint taikyti segmentavimo algoritmus, reikia žinoti, kokios ieškomo objekto savybės, kuo jis išsiskiria vaizduose. Nagrinėtoje literatūroje ieškota atsakymų į šiuos klausimus: 1) kokias morfologines savybes turi pilvo aorta; 2) kurioje vaizdo srityje reikėtų ieškoti pilvo aortos; 3) kokių formų jos gali būti; 4) kokios savybės gali išskirti pilvo aortą iš medicininiuose vaizduose matomų kitų organų.

Šaltinių atranka atlikta naudojant „Web of Science“ platformą, o ieškant lietuviškų straipsnių ar magistrinių darbų – „Google Scholar“ platformą. Didžioji dalis informatikos srities straipsnių, kuriais remtasi šiame darbe, publikuoti ne lietuvių autorių. Lietuvoje su pilvo aortos vaizdų analize susijusių tyrimų atlikta palyginti mažai – jų tėra vos keletas. Taip pat remtasi lietuviškais šaltiniais – medicinos institucijų publikacijomis, kuriose pilvo aortos indentifikavimo ir žymėjimo problemos analizuojamos iš chirurginės perspektyvos.

„Web of Science“ ir „Google Scholar“ duomenų bazėse ieškota šaltinių, kurių turinyje būtų raktažodžiai, tokie kaip *abdominal aorta segmentation*, *abdominal aorta aneurysm*, *abdominal aorta morphological parameters* etc. ir kurie padėtų atsakyti į tris esminius šio tyrimo klausimus:

- Pagal kokius duomenis galima išskirti pilvo aortą CT vaizduose?
- Kokios pilvo aortos ypatybės gali padėti nustatyti aneurizmas CT vaizduose?
- Kokius vaizdų analizės metodus galima taikyti siekiant aptikti ir segmentuoti pilvo aortą, nustatyti jos aneurizmą CT nuotraukoje?

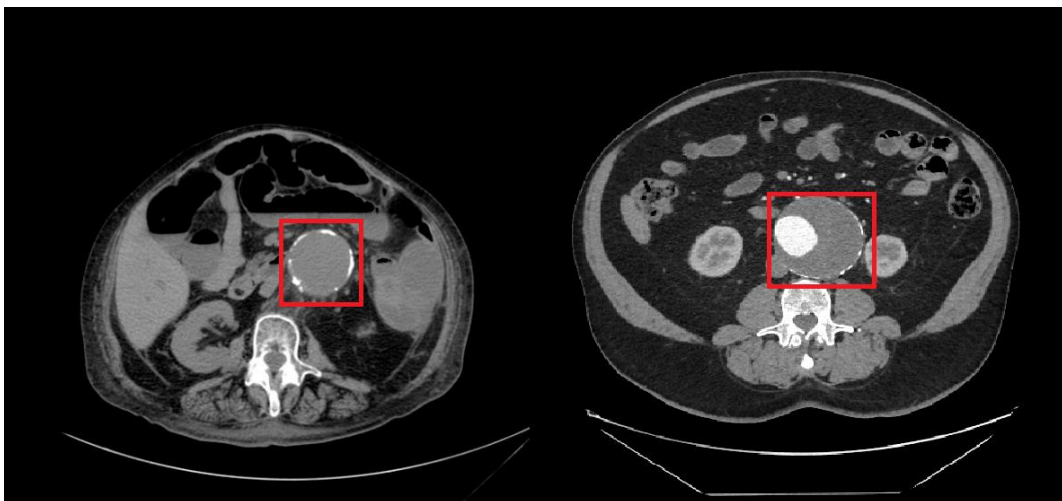
1.2. Bendrosios pilvo aortos savybės

Magistro darbe analizuojamų straipsniuose pilvo aorta dažniausiai atvaizduojama naudojant CT [LCK+17] arba MRI nuotraukas [WNL+07]. Taip pat kai kuriuose šaltiniuose analizuojamos ultragarsu darytos nuotraukos [Gra21]. Nuotrauka – n vaizdų skaičiaus rinkinys. Kiekvienas nuotraukos vaizdas – tai žmogaus „pjūvis“ tam tikrame intervale. Dažniausiai realus atstumas tarp tokių pjūvių yra apie 1–4 mm. Kuo mažesnis šis atstumas, tuo didesnis n vaizdų skaičius. Kadangi

pilvo aortos skenavimo sritis tęsiasi nuo krūtinės ląstos iki klubinių arterijų atsišakojimo, vaizdų skaičius gali varijuoti nuo 150 vienetų iki 600. Verta paminėti, kad kuo didesnis vaizdų skaičius, tuo mažesnė klaidos tikimybė dėl mažo pokyčio tarp vaizdų. Esant dideliame nuotraukos vaizdų skaičiui, vizualus skirtumas tarp n_i ir n_{i+1} bus gerokai mažesnis nei esant mažam vaizdų skaičiui. Tačiau, esant didesniame vaizdų skaičiui, segmentavimo algoritmui reikės daugiau laiko atlikti savo darbą. Dėl šios priežasties nuoseklioje vaizdų analizėje iškyla dilema, kokią duomenų aibę optimalu naudoti.

Tiek CT tiek MRI vaizdų spalvos varijuoja nuo juodos iki baltos¹. Pirmuosiuose, t. y. nuo krūtinės ląstos einančiuose, vaizduose pilvo aortos vieta vaizdo plokštumoje yra artima vaizdo centrui. Pilvo aortos vaizduose galime naudoti ieškodami, šiuos faktus: 1) pilvo aorta visada bus aukščiau stuburo (žiūrint į horizontalų žmogaus „pjūvį“ vaizde), 2) inkstų srities vaizduose pilvo aorta visada bus tarp šių organų ir turės atsišakojimus, jungiančius ją ir inkstus, 3) krūtinės ląstos srityje pilvo aorta yra apvalios formos (jei ji neturi patologijų) ir neturi atsišakojimų.

Vaizduose, be pagalbinių priemonių, pilvo aortos atspalvis panašus į aplinkui esančių kraujagyslių, organų atspalvius. Nedarant jokių papildomų injekcijų, pilvo aortą vaizduose galima identifikuoti pagal ant pilvo aortos sienų susikaupusias kalcifikacijas [GSH+18] [Gra21]. Kraujagyslių kalcifikacija – tai degeneracinis procesas, kuriam būdingas kalcio ir fosfato druskų kaupimasis arterijos sienelėje. Jis pastebimas beveik visose arterijose ir gali vystytis vidiniame, viduriniame arba abiejuose arterijos sienelės sluoksniuose. Aptikus kalcifikacijas galima teigti, kad kartu aptikta ir tyrimo autorių dominantanti pilvo aorta ar jos atšaka. Vis dėlto kyla klausimas, ar aptiktoji kraujagyslė iš tiesų yra pilvo aorta, ar ji sveika, ar tame vaizde nėra matoma aneurizma.



1.2.1. pav. *Pilvo aorta CT vaizduose. Kairėje pusėje atvaizduojama pilvo aorta be suleistos kontrastinės medžiagos, dešinėje – su suleista kontrastine medžiaga.*

¹ Kitaip tariant, vaizdų pikselių reikšmės priklauso pilkumo tonui (angl. *grayscale*), kur reikšmė, lygi 0, atitinka patį tamsiausią juodą atspalvį, o reikšmė, lygi 255, atitinka patį šviesiausią baltą atspalvį.

Vienas iš metodų, taikomų tiriant pilvo aortą, yra jos tyrimas be papildomų injekcijų. Pagrindinė šio metodo problema ta, kad neįmanoma nuspėti, koks realus vidinis pilvo aortos skersmuo². Aptinkant pilvo aortą pagal kalcifikacijas, matomas tik bendras jos plotas. Pavyzdžiui, 1.2.1 paveikslo kairėje pusėje pateiktame vaizde matomos pilvo aortos sienelėse susikaupusios kalcifikacijos, todėl galima teigti, kad tai pilvo aorta. Jos plotas didesnis negu sveikosios pilvo aortos plotas ir pagal tai galima nustatyti, kad šiame vaizde matoma pilvo aortos liga, vadinama aneurizma. Vis dėlto nustatyti jos tipą ir sudėtingumą problematiška, nes turime tik išorinių aortos matmenų duomenis.

Kitas taikomas metodas, siekiant išryškinti pilvo aortą nuotraukoje, yra kontrastinės medžiagos injekcija [STM+04]. Atliekant CT pacientui suleidžiama kontrastinė medžiaga, kuri per vieną kraujotakos ciklą išryškina pilvo aortos vidinius kontūrus vaizduose. Kontrastinės medžiagos spalva CT nuotraukose ryškiai balta, panaši į kaulinių audinių spalvą. Toks metodas padeda lengviau aptikti pilvo aortos vietą (jei aplinkui yra daug kitų organų ar kraujagyslių) ir leidžia nustatyti realų vidinį pilvo aortos skersmenį, kuriuo cirkuliuoja kraujas (aneurizmos atveju šis skersmuo sumažėja). Taip pat kontrastinė medžiaga padeda atsekti smulkesnes pilvo aortos atšakas. Be to, yra tikimybė, kad smulkesnėse jos atšakose kalcifikacijų gali nebūti – tuomet jas atsekti būtų sudėtinga. Vis dėlto šiuo atveju netgi smulkios kraujagyslės CT nuotraukose bus pažymėtos ryškiai balta spalva.

1.3. Aneurizma

Pilvo aortos aneurizmos plyšimas yra letalios rizikos patologija, kurią reikia tiksliai diagnozuoti ir skubiai gydyti. Vienintelis gydymo būdas – chirurginis. Mirštamumas nuo šios ligos, nepaisant tobulėsių diagnostikos būdų (echoskopija, o specializuotuose skyriuose – angiografija, CT, MRI), specialios priežiūros intensyviosios terapijos skyriuose išlieka didelis. Operacijų, atliktų gydant aneurizmas, rezultatai pateikiami šaltiniuose [UA02] [BKB96].

Pilvo aortos aneurizma (PAA arba AAA – angl. *abdominal aorta aneurysm*) diagnozuojama tada, kai pastebimas bent 1,5 karto pilvo aortos skersmens padidėjimas, lyginant su normaliu pilvo aortos skersmeniu³. Šaltinyje [BKB96] pilvo aortos aneurizmos žymėjimas atliktas rankiniu būdu, gavus CT nuotrauką (sužymėti 123 vaizdai, kur pjūvio storis – 10 mm). Šiuo atveju buvo remiamasi eksperto nuomone, o, kad sumažintų fizinio žymėjimo trukmę, autoriai nusprendė daryti pjūvius rečiau. Mažėjant žymėjimo aibe, mažėja ir žymėjimui atlikti reikalingas laiko kiekis, tačiau kartu mažėja ir aproksimacijos kokybė, kadangi praleistas 10 mm tarpas tarp pjūvių yra tiesiog nuspėjamas

² Pilvo aortos dalis, per kurią vis dar cirkuliuoja kraujas.

³ Normalus pilvo aortos skersmuo – maždaug 2 cm.

ir tikimasi, kad jame nėra didelio pokyčio tarp vaizdų. Norint padidinti modelio tikslumą, reikėtų mažinti tarpą tarp pjūvių.

CT nuotraukoje pilvo aneurizmos trombinės masės spalvos atžvilgiu išsiskiria iš kitų organų, tačiau kartais sąlyčio su kitais organais ar kraujagyslėmis atveju gali būti sudėtinga nustatyti tikrąsias aneurizmos ribas, nes pokytis tarp spalvų yra, bet jis labai nežymus. Žmogaus akis gali aptikti tas ribas ir protas suvokia, kur yra aneurizmos ribos, tačiau kaip tokį gebėjimą įdiegti kompiuteriui? Galima bandyti remtis bendrosiomis pilvo aortos savybėmis ir teigti, kad:

1. aneurizma visada turės sieną su kontrastine vidine pilvo aortos dalimi;
2. aneurizmos trombinių masių spalva šiek tiek išsiskiria iš kitų organų spalvų (lyginant pagal gradientinį pikselių spalvos pokytį);
3. aneurizmos pakraščiuose galimai bus matomos kalcifikacijos.

Pirmoji tezė grindžiama pačios ligos simptomais. Aneurizma – pilvo aortos praplatėjimas, nurodantis, kad pilvo aortos viduje (arba šone) vis dar yra plotas, per kurį vyksta kraujo cirkuliacija, todėl galima teigti, kad aneurizmos reikia ieškoti aplink pilvo aortą. Antroji tezė grindžiama aneurizmos spalvos išskirtinumu kitų organų atžvilgiu. Trečioji tezė gaunama iš bendrųjų pilvo aortos savybių – žinoma, kad ant pilvo aortos sienų gali kauptis kalcifikacijos. Tuo atveju, kai vaizde nėra aneurizmos, kalcifikacijos nebus matomos, nes jos susilies su kontrastine vidinės pilvo aortos dalies spalva (kalcifikacijų spalva CT nuotraukoje irgi balta). Tačiau, kai aneurizma yra, trombinės masės nustumia pilvo aortos sienelės nuo vidinės pilvo aortos dalies. Tai reiškia, kad kartu su pilvo aortos sienele yra nustumiamos ir kalcifikacijos. Dėl šios priežasties, aptikus kalcifikacijas aplink vidinę pilvo aortos dalį, galima daryti prielaidą, kad tai yra aneurizmos ribos, ir pagal jas formuoti pradinį patologijos kontūrą, o vėliau jį detalizuoti pagal spalvų pokytį.

1.4. Pilvo aortos aptikimo ir segmentavimo metodai, taikyti tyrimo metu analizuotuose literatūros šaltiniuose

Šiame poskyryje analizuojami informatikos srities šaltiniai, kurių medžiaga susijusi su pilvo aortos segmentavimo automatizavimu. Vaizdų analizės uždavinių sprendimą sudaro du pagrindiniai žingsniai: duomenų tyrimui paruošimas ir vaizdų analizės metodų taikymas. Norint gauti geresnius tyrimo rezultatus, buvo ieškoma šaltinių, susijusių su pradiniu vaizdų apdorojimu (triukšmo naikinimu, vaizdo kontrasto modifikavimu), ir segmentavimo metodų. Iš viso šiame skyriuje bus apžvelgti 9 literatūros šaltiniai.

1.4.1. Duomenų aibės generavimas

Siekiant automatizuotu būdu aptikti pilvo aortą, reikalinga duomenų aibė, kurioje būtų pateikti eksperto sužymėti duomenys. Juos naudojant būtų galima apmokyti neuroninį tinklą arba testuoti

tradiciniais vaizdų analizės algoritmais paremtus metodus. Aibė generuojama atliekant rankinį ekspertinį žymėjimą. Tokiu būdu duomenys segmentuojami šaltinyje [BKB96]. Šis žymėjimo būdas reikalauja specialisto, įgijusio tam tikrą medicininį išsilavinimą ir kompetenciją, žinių. Darbo procesas nėra sudėtingas, tačiau reikalauja daug laiko. Specialistas įkelia turimą nuotrauką į specialią žymėjimo programinę įrangą (pavyzdžiui, „3D Slicer“), kiekviename nuotraukos vaizde atideda tam tikrą taškų skaičių ant pilvo aortos ribų ir taip formuoja organo kontūrus. Kuo daugiau taškų – tuo tikslesnis modelis. Toks procesas, priklausomai nuo specialisto kompetencijos ir vaizdų skaičiaus, gali užtrukti iki 8 valandų. Duomenų aibės formavimo procesas ilgai trunka ir yra brangus. Duomenų aibę galima generuoti taikant automatinius [KTT+10] ar pusiau automatinius įrankius, tačiau, norint sumažinti klaidos tikimybę, jų rezultatus vis tiek turėtų patvirtinti medicininį išsilavinimą turintis specialistas. Minėtus įrankius būtų tikslinga naudoti kaip pagalbines priemones, siekiant sutaupyti darbo laiko – specialistui reikėtų tik peržiūrėti rezultatus ir, esant netikslumui, juos pataisyti.

1.4.2. Pradinis vaizdų apdorojimas

Segmentavimo tikslumą pagerinti leistų pradinis vaizdo apdorojimas. Neapdorotuose CT vaizduose dažniausiai matomas triukšmas – pikseliai, kurių reikšmės nutolusios nuo kaimynystėje esančių pikselių reikšmių. Vizualiai jie vaizdui suteikia dėmėtą efektą. Norint jų pašalinti, naudojami skirtingi filtravimo algoritmai [MK11].

Vienas paprasčiausių ir lengviausiai taikomų triukšmo naikinimo algoritmų yra vidurkio filtras. Filtro veikimo principas paremtas kaimynystėje esančių pikselių reikšmių vidurkio priskyrimu tiriamajam pikseliui. Pagrindinis filtro parametras – filtro dydis, žymintis matricos, kuri naudojama naujam vidurkiui paskaičiuoti, dydį. Analogiškai vietoj vidurkio galima naudoti ir medianą. Tačiau yra ir kitų, sudėtingesnių filtrų, tokių kaip Gauso filtras, statistinis filtras ir adaptyvus filtras.

Norint išryškinti ne tik pilvo aortos ribas, bet ir padidinti spalvų pokytį tarp organų ir riebalinės masės, galima modifikuoti kontrasto lygį [VA13]. Pritaikius kontrasto lygio koregavimą, išryškės ribos tarp organų. Tai padės ribų aptikimo algoritmui tiksliau nustatyti organo ribas, sudarys didesnę spalvų pokytį tarp organų. Kontrasto modifikacija naudinga tada, kai naudojamas segmentavimo algoritmas remiasi būtent spalvų pokyčiu, nes tada algoritmui lengviau nustatyti, kur yra organo ribos.

1.4.3. Segmentavimo metodai

1.4.3.1. Neuroniniais tinklais paremtas segmentavimas

Vienas iš galimų pilvo aortos segmentavimo būdų paremtas neuroninio tinklo mokymu ir segmentavimu. Toks neuroninių tinklų pritaikymas aprašytas [RAC+20] ir [TGQ+21] šaltiniuose. Tyrimuose buvo naudojamas apmokytas iki galo sujungtas konvoliucinis neuroninis tinklas, diagnozuojantis pilvo aortos aneurizmą ir nustatantis ligos pokyčius. Iš viso buvo tiriama daugiau nei

100 pacientų, kuriems nustatyta pilvo aortos aneurizma. Dėl didelės duomenų aibės autoriams neprireikė duomenų augmentacijos⁴. Prieš segmentavimą buvo taikomas triukšmo naikinimo algoritmas, siekiant pagerinti klasifikavimo rezultatus ir sumažinti klaidos riziką. Segmentavimas buvo vykdomas klasifikuojant segmentus (angl. *batches*). Segmentą sudarydavo $m \times m$ dydžio pikselio matrica, kur m – eilučių ir stulpelių skaičius. Padalinus vaizdą į tokias matricas gaunamas geresnis rezultatas, nes atsiranda priklausomybė tarp pikselių (pagal spalvą, išdėstymą). Mokymo metu algoritmui buvo pateikiamas segmentas su jam priskirta klase. Turint pakankamai didelę anotuotų vaizdų duomenų aibę, skirtą tinklo apmokymui, ir remiantis jau atliktais tyrimais, galima pasiekti apie 90 % klasifikavimo tikslumą pagal Dice koeficientą.

Taip pat, neturint reikalingo duomenų kiekio, galima taikyti duomenų augmentaciją. Būtent su duomenų trūkumu susijusios esminės problemos [Pal21b] tyrimo, kurį atliekant buvo naudojama maža, 3 pacientų CT nuotraukų duomenų aibė – jos tikrai nebūtų užtekę gerai apmokyti tinklą. Vėliau tyrėjui pavyko susisiekti su [DBZ+20] šaltinio autoriais ir gauti dalį jų duomenų aibės tolesniems tyrimams. Tai ekspertų pažymėti CT vaizdai, kuriose pažymėtas bendras pilvo aortos ir aneurizmos plotas. [DBZ+20] šaltinio autoriai šį uždavinį sprendė taikydami giliuosius neuroninius tinklus. Pagal pateiktus rezultatus, jų tinklas geba segmentuoti pilvo aortos aneurizmą maždaug 93 % tikslumu pagal Dice koeficientą. Dabartiniame tyrime pacientų CT nuotraukų aibė padidėjo iki 30.

1.4.3.2. Klasterizavimu paremtas segmentavimas

Kitas galimas pilvo aortos segmentavimo CT vaizduose būdas – segmentavimas pagal klasterizavimo algoritmo rezultatus. Klasterizavimas – tai duomenų suskirstymas į grupes (klasterius) pagal tam tikrus juos tarpusavyje siejančius parametrus. Magistro darbe nagrinėjamos problemos sąlygomis šis parametras yra pikselių spalvos reikšmės ir jų išsidėstymas (koordinatės) vaizde. Klasterizavimo algoritmai, analizuodami pateiktą vaizdą, sugrupuoja pikselius į klasterius ir taip suformuoja „klasterinius organus“, kur kiekvieno klasterio elementai – tai tam tikro organo pikseliai vaizde.

Ankstesniuose šio magistro darbo autoriaus tyrimuose buvo taikomas klasterizavimu paremtas pilvo aortos segmentavimas⁵. Taikytas DBSCAN (angl. *Density-based spatial clustering of applications with noise*) klasterizavimo algoritmas [EKS+96], kurio veikimo principas grindžiamas tam tikru spinduliu kaimynų priskyrimu prie klasterių tuo atveju, jei jie atitinka keliamus reikalavimus: nėra nutolę daugiau nei tam tikro ilgio atstumu ir aplink save turi pakankamą kaimynų skaičių su panašiais parametrais. Algoritmui buvo paduodama intereso sritis (angl. *region of interest*)

⁴ Duomenų augmentacija – tai dirbtinis duomenų aibės sukūrimas, saugant transformuojamų duomenų kopijas (tam tikrų vietų iškirpimas, pasukimas, dydžio keitimas).

⁵ Plačiau apie tai žr. [Pal21a] šaltinyje.

ir prašoma duotame keturkampyje suklasterizuoti baltus pikselius į klasterius (domėtasi tik vidine pilvo aortos dalimi). Pagrindinis šio algoritmo privalumas – iš anksto nenustatytas klasterių skaičius. Tai naudinga, kai nėra žinoma, kiek atsišakojimų bus tam tikrame vaizde. Šio metodo privalumas – vaizdų sekoje yra galimybė atsekti beveik visus atsišakojimus, o vienas svarbiausių trūkumų – nėra pilno automatizavimo, nes reikalingas pradžios taškas pilvo aortos viduje ir jis padedamas rankiniu būdu. Tačiau, remiantis kai kuriomis [Pal21a] šaltinio mintimis ir žinant pilvo aortos fiziologines savybes, galima bandyti automatizuoti aortos paiešką krūtinės ląstos srityje. Žinoma, kad pilvo aortos CT nuotraukos pirmieji vaizdai dažniausiai prasideda nuo krūtinės ląstos srities, o ten aorta praktiškai neturi atsišakojimų ir yra apvalios formos. Jei būtent ten nėra aneurizmos, galima klasterizuoti vaizdą ir ieškoti balto apvalaus klasterio. Tokiu būdu galima automatiškai rasti pilvo aortą pirmajame vaizde, o toliau taikyti sukurtą atsišakojimų aptikimo metodą.

1.4.3.3. Aktyvaus kontūro algoritmais paremtas segmentavimas

[HTD+18] [LAC+19] šaltiniuose medicininių vaizdų segmentavimas vykdomas taikant vaizdų apdorojimo algoritmus, kurie grindžiami aktyvaus kontūro modeliais (angl. *active contour model*). Medicininių vaizdų analizėje taikomi būtent šie modeliai, nes jie orientuoti į tikslinio objekto (šiuo atveju organo) segmentavimą pagal tam tikrus parametrus ar savybes. Aktyvaus kontūro algoritmai skirti segmentuoti vaizdo pikselių aibę intereso srityje. Šaltinyje [HTD+18] pateikti keli tokių algoritmų pavyzdžiai: gyvatės modelis (angl. *Snake model*), gradiento vektorių srauto modelis (angl. *Gradient vector flow model*) ir baliono modelis (angl. *Balloon model*), o šaltinyje [Pal21b] praktiškai pritaikomas dar vienas aktyvaus kontūro modelis – regiono plėtimo modelis (angl. *Region growing*).

Gyvatės modelis geba spręsti plataus masto segmentavimo uždavinius. Modelis skirtas rasti kontūrą, kuris geriausiai aproksimuotų ieškomo organo ribas. Siekiant pagerinti segmentavimo rezultatus, ypač sudėtingiems kontūrams papildomai taikomos išankstinės turimos žinios apie objektą. Aktyvus gyvatės modelis daugiausia generuoja vadinamus splineus (angl. *spline*), su kurių pagalba bandoma minimizuoti kontūro energijos reikšmę einant per intereso sritį. Splineas – tai polinomų aibės matematinė išraiška, siekianti išreikšti geometrines figūras kaip kreives. Gyvatės modelis sukurtas taip, kad keistų savo formą, padėtų ir kartu ieškotų minimalios energijos būsenos. Sklisdamas per intereso sritį, modelis stengiasi sumažinti energijos funkcijos reikšmę ir dinamiškai juda link lokalaus minimumo. Aktyvios gyvatės modelio taikymas sparčiai auga ypač segmentavimo uždaviniuose. Medicinos srityje šis modelis taikomas vienos vaizdo srities, turinčios ypatingų savybių, segmentavimui. Dažniausiai šis metodas taikomas glaukomų, ląstelių, kraujagyslių srities vaizdų segmentavimui.

Kitas šaltinyje aprašytas modelis – gradiento vektorių srauto modelis. Jis erdvėje išplečia briaunų žemėlapiu gradiento vektorius ir sukuria naują vektorinį lauką, kuriame yra informacija apie

objekto kraštų vietą visame vaizde. Modelis sukurtas taip, kad subalansuotų pradinės vektorinės srities tikslumą, skirtą sukurti sklandžią sritį jo išvestyje. Gradiento vektorių srauto modelis yra išplėstinė gyvatės modelio versija, naudojama įvairiuose vaizdo apdorojimo programose, ypač apdorojant medicininius vaizdus.

Paskutinis minėtame šaltinyje pateiktas modelis – baliono modelis. Šis modelis analizuotas ankstesniuose tyrimuose [Pal21b] ir yra aktyviai naudojamas medicininiam vaizdams segmentuoti. Skirtingai nei gyvatės modelis, šis modelis kontūrą augina nuo centro link organo ribų. Turint pradinę taškų aibę organo viduje, galima paleisti baliono algoritmą ir aptikti organo ribas. Visa baliono modelio esmė – dauginti vietos vektorių \vec{a}_m , (kur m – tai I taškų aibės elementas) iš koeficiento k , kuris „augins“ vektorių tol, kol nebus pasiekta riba. Dažniausiai šis modelis taikomas segmentuojant paprastų (ovalių, balioną primenančių) formų organus ar kitus objektus, nes, esant sudėtingai formai (pavyzdžiui, organas yra su atsišakojimais ar išlenkimais), gali atsirasti netikslumų.

Tiek šaltinyje [LAC+19], tiek prieš tai atliktame tyrime [Pal21b] aortai segmentuoti taikytas kontūro plėtimo modelis. Algoritmas savo veiklą gali pradėti iš bet kurio organo viduje esančio taško ir, tikrindamas kaimynystėje esančius taškus, plėsti segmentuojamą plotą iki organo ribų. Taip pat minėtų šaltinių tyrimuose buvo pasiūlytas modelio optimizavimas, kuris saugo ne visą organo plotą, o tik jo kontūrą. Tačiau kontūro plėtimo modelis turi vieną didelį trūkumą – jei organai yra prigludę vienas prie kito, pavyzdžiui, pilvo aorta yra labai arti stuburo, ir jų sienos liečiasi, yra tikimybė, kad šis algoritmas užeis už ieškomo organo ribų. Šaltinyje [LAC+19] tyrimų rezultatai siekė 91 % tikslumą (pagal plotų persidengimą).

Apibendrinant šių modelių apžvalgą galima pastebėti, kad jie visi reikalauja pradinių žinių apie dominantį objektą. Algoritmų taikymų galimybės nepriklauso nuo tam tikrų organų ar analizės objektų ir tai daro juos universalius, leidžia taikyti įvairiuose tyrimuose. Vis dėlto algoritmų rezultatai tiesiogiai priklauso nuo modelio specifikos ir tiriamų objektų (pastebėta, kad, pavyzdžiui, baliono modelį geriausia taikyti ovalaus pobūdžio objektams tirti, o regiono plėtimo modeliui, esant sienų sąlyčiui, reikia papildomų apribojimų).

1.5. Literatūros apžvalgos apibendrinimas

Atliekant medicinines literatūros apžvalgą, buvo išskirtos tam tikros pilvo aortos savybės, kurios gali padėti spręsti indentifikavimo ir segmentavimo problemas. Nustatyta, kad, darant CT ir norint informatyviau ištirti pilvo aortos būklę, reikėtų atlikti kontrastinės medžiagos injekciją. Tokio tipo vaizduose pilvo aortą aptikti kur kas lengviau dėl jos ryškiai baltos kontrastinės spalvos. Paryškimas leidžia nustatyti tikrąjį pilvo aortos skersmenį, per kurį cirkuliuoja kraujas, ir, aneurizmos atveju, stebėti, kokią bendro praplatėjimo dalį ji užima.

Viena svarbiausių pilvo aortos savybių – galimos kalcifikacijų sankaupos ant kraujagyslės sienelių, kurios gali padėti indentifikuoti ir apibrėžti aneurizmos ribas vaizde. Kadangi kalcifikacijos kaupiasi ant pilvo aortos sienos, kurią praplečia aneurizma, galima teigti, kad išorines pilvo aortos ribas įmanoma aptikti remiantis kalcifikacijų išdėstymu. Taip pat skaitytoje literatūroje minėta, kad kalcifikacijos matomos tik ant pilvo aortos sienų, o tai reiškia, kad kalcifikacijos taip pat yra savotiški pilvo aortos ribų žymėjimai.

Atliekant tikslinės srities literatūros apžvalgą, buvo išanalizuota 19 mokslinių straipsnių. Visuose tirtuose straipsniuose autoriai analizavo atskirus, vienas nuo kito nepriklausančius vaizdus, t. y. kiekvienoje nuotraukoje buvo randama tik kamieninė pilvo aortos dalis. Pilvo aortos atsišakojimams dėmesio nebuvo skirta.

2. Turimos vaizdų aibės analizė

Pagrindinė problema, kylanti dirbant su medicininių vaizdų analize – pacientų fiziologinis individualumas. Kiekvieno žmogaus kūnas yra unikalus ir niekada nebus tokio atvejo, kad vienu metu būtų lyginamos dvi identiškų skirtingų žmonių nuotraukos. Tai neįmanoma dėl individualių žmonių fiziologinių savybių: ūgio, svorio, kūno riebalų sluoksnio storio, lyties, vidaus organų specifikos etc. Taip pat nuotraukos gali skirtis dėl techninių priežasčių: skirtingas vaizdų skaičius, skirtingos nuotraukos pradžios ir pabaigos sritys, suleisto kontrasto lygis. Tačiau netgi jei rastume du vienodus asmenis, kurių fiziologiniai parametrai daugmaž sutaptų, atliktume jiems pagal techninius parametrus vienodas CT nuotraukas, vis tiek negautume vienodų rezultatų, nes nėra jokios garantijos, kad abiejų pacientų aneurizmos išsivystė toje pačioje vietoje, kad abiejų aneurizmų formos ir specifikos yra identiškų. Todėl kiekviena CT nuotrauka yra individuali ir skiriasi nuo kitų. Tai reiškia, kad kuriamas šio magistro darbo problemos sprendimas turi būti universalus ir nepriskirtas jokiam konkrečiam CT nuotraukų tipui.

2.1. CT nuotraukų specifikacija

Šiame poskyryje analizuojama, su kokiais pilvo aortos CT vaizdų ypatumais gali susidurti kuriamas segmentavimo metodas ir kaip būtų galima spręsti tam tikras su segmentavimo sudėtingumu susijusias problemas. Tariant pacientų nuotraukas, pastebėta, kad kiekvienas suformuotas kriterijus turi bent vieną ypatumą, kuris sunkina metodo veikimą. Siekiant išsiaiškinti, su kokiomis specifinėmis situacijomis gali susidurti kuriamas metodas, reikia apžvelgti turimus duomenis ir juos specifiškai. Iš viso tyrimui atlikti buvo gautos 34 CT nuotraukos. Pastebėta, kad 4 nuotraukų failai buvo gauti sugandinti ir jų nepavyko atidaryti. Didžioji dalis turimų duomenų yra „Nifty (.nii)“ formato failai (26 iš 30 failų). Kiekvieno paciento duomenų aplankale yra 3 failai:

- neapdorota CT nuotrauka;
- medicinos specialistų rankiniu būdu segmentuota vidinė pilvo aortos dalis;
- medicinos specialistų rankinių būdu segmentuotas bendras aneurizmos ir sveikos

vidinės pilvo aortos dalies plotas.

10 iš 26 pacientų nuotraukų nebuvo segmentuotos medicinos specialistų. Dar 4 pacientų failai yra „DICOM“ formato ir neturi ekspertinio žymėjimo. Tai reiškia, kad tik šiek tiek daugiau nei pusė (16 iš 30) turimų nuotraukų yra segmentuotos medicinos specialistų. Tai nėra gerai, nes su visais turimais duomenimis nepavyks nustatyti metodo tikslumo ir reikės rezultatus skaičiuoti tik pagal duomenų dalį.

Tyrimo duomenys specifikuoti pagal magistro darbo autoriaus suformuotus parametrus. Visą lentelę su surinkta informacija galima rasti 6.1 priede. Tyrimo duomenų specifikacijai pasirinkti šie kriterijai:

- Nuotraukos pavadinimas – parametras, nurodantis paciento failo pavadinimą ir formatą.
- Vaizdų skaičius – skirtingi visų nuotraukų vaizdų skaičius bei nuotraukos pradžios ir pabaigos vietos žmogaus atžvilgiu (pradžios ir pabaigos vietos nėra nurodomos šiame parametre, nes sudėtinga tiksliai identifikuoti tam tikrą vietą žmogaus organizme – ją nusakyti galima tik preliminariai, pavyzdžiui, nuotrauka prasideda ties krūtinės ąsta ir baigiasi ties pilvo aortos atsišakojimu į kojas).
- Aneurizma – šis parametras tyrime itin reikšmingas pasirenkant nuotrauką analizei ir segmentavimo testavimui atlikti. Jis nurodo, kokios su pilvo aorta susijusios ligos yra matomos nuotraukoje.
- Ligos sritis (vaizdų imtis nustatyta magistro darbo autoriaus) – tiksliai nurodyti ligos sritį gali tik medicinos specialistas, todėl edukaciniu ir problemos suvokimo tikslu buvo nuspręsta bandyti vizualiai identifikuoti nuotraukoje esančių ligų vaizdų intervalą.
- Ligos sritis (segmentuota ekspertų) – iš ekspertinio segmentavimo failo gauta segmentuota vaizdų sritis.
- Aneurizmos sudėtingumas – šis parametras pasirinktas siekiant individualiai (ne ekspertinė nuomonė) nustatyti aneurizmos identifikavimo ir segmentavimo sudėtingumą pagal pilvo aortos tiek vidinę, tiek išorinę geometrinę formą, ligos susidarymo vietą ir kitus faktorius, kurie galimai trukdys kuriamam algoritmui tiksliai segmentuoti pilvo aortą bei aneurizmą.
- Kontrastinė medžiaga – šis parametras nurodo, ar darant CT pacientui buvo suleista kontrastinė medžiaga ir ar ji matoma nuotraukos vaizduose.
- Kalcifikacijos – šis parametras atsakingas už kalcifikacijų matomumą vidinės pilvo aortos sienose arba ant aneurizmos sienų.
- Sąlytis su kitais organais – šis parametras tiesiogiai priklauso nuo paciento kūno riebalų sluoksnio storio. Jei riebalinio sluoksnio nėra daug, organai priglundę vienas prie kito ir gali būti sudėtinga vizualiai atskirti, kur kas yra. Todėl segmentavimo metu esant dideliame sąlyčiui su kitais organais, gali kilti ribų aptikimo netikslumų ir atliktas segmentavimas bus nekorektiškas.

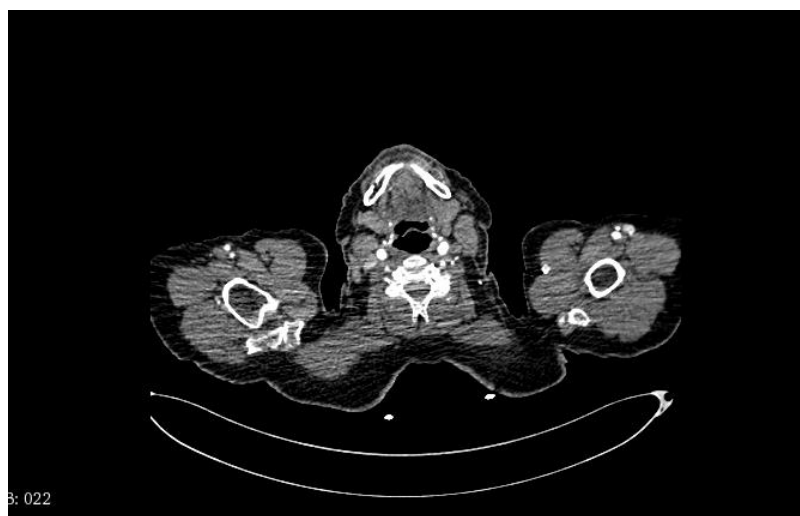
Suformavus šiuos kriterijus, buvo analizuojama kiekviena turima nuotrauka individualiai ir dokumentuojami visi gauti pastebėjimai. Toliau kriterijų išdėstymo tvarka bus aptariami ypatumai, pastebėti atliekant duomenų specifikaciją.

2.1.1. CT nuotraukų failų formatas

Iš pirmo žvilgsnio kriterijus „Nuotraukos pavadinimas“ neturėtų daryti jokios įtakos tyrimui, tačiau esminė problema susijusi su CT nuotraukos saugojimo formatu. Šis ypatumas kelia savotiškų techninių problemų, nes iki šiol tyrimai vykdyti su „DICOM“ formato failais. Paciento nuotrauka buvo saugoma aplankale taip, kad kiekvienas nuotraukos vaizdas turėjo individualų „DICOM“ formato failą, t. y. jei nuotraukoje yra, pavyzdžiui, 500 vaizdų, tai aplankale „PACIENTAS 1“ bus 500 „DICOM“ failų. Ankstesnis sprendimas paimdavo kiekvieną failą ir jį apdorodavo individualiai. Gavus naujus duomenis, situacija pasikeitė: dabar didžioji duomenų dalis (26 iš 30 failų) „Nifty“ formato, o CT nuotrauka – vienas „nii“ tipo failas, kurio viduje yra visi nuotraukos vaizdai. Tai reiškia, kad, kuriant programinę įrangą, reikia sukurti galimybę vaizdus išgauti tiek iš vieno failo, tiek iš failų imties. Dirbant su „Nifty“ formatu taip pat gali kilti problemų. Kuriamą programinę įrangą vystyta naudojant „Net“ platformą, kuri nėra labai lanksti dirbant su „Nifty“ formato failais. Šiuo atveju labiau tiktų „Python“ programavimo kalba, nes joje „Nifty“ failų skaitymas nėra sudėtingas. Tačiau dirbant su „Python“ programavimo kalba kiltų problemų dėl mažos darbo su ja patirties ir tai atsilieptų metodo realizacijos kokybei. Taigi, reikalinga ieškoti pagalbinių bibliotekų, gebančių dirbti su „Nifty“ failais, arba konvertuoti kiekvieną failą į „DICOM“ formatą (tai galima atlikti su „Python“ kalba parašyta programa) ir tada darbus bus galima tęsti jau su naujais failais.

2.1.2. Nuotraukos analizuojamų vaizdų intervalas

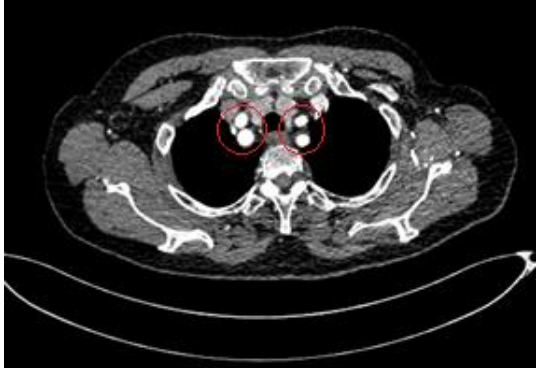

Toliau bus aptariami ypatumai, susiję su vaizdų skaičiumi nuotraukoje. Kaip jau buvo minėta, turimą duomenų aibę sudaro 30 skirtingų pacientų nuotraukų. Vaizdų skaičius nuotraukose varijuoja nuo 114 iki 877, vidurkis – 550 vaizdų vienoje nuotraukoje. Didžioji dalis vaizdų prasideda nuo krūtinės laštos srities ir baigiasi ties pilvo aortos atsišakojimu į kojų arterijas. Tačiau yra nuotraukų, kurių pirmasis vaizdas – pečių srities (pavyzdžiui, 2.1.2.1 pav.).

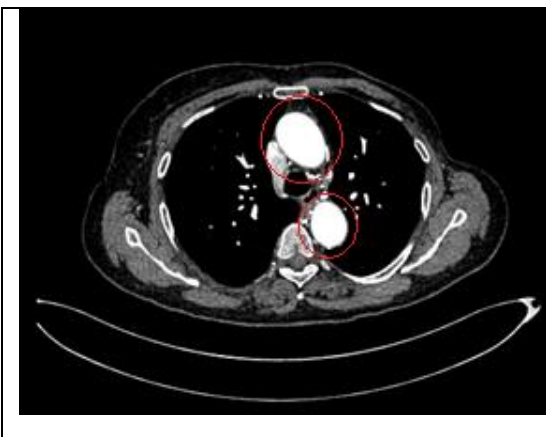


2.1.2.1. pav. Pečių srities CT vaizdas

Tokioje nuotraukoje analizę nuo pirmojo vaizdo atlikti neįmanoma, nes vaizde nėra matoma kamieninė pilvo aortos dalis. Tolesni vaizdai taip pat gali sukelti sunkumų vykdant algoritmą, nes juose matomas aortos lankas, kurio tolesniuose vaizduose vienas atsišakojimas susijungia su širdimi, o kitas leidžiasi žemyn link pilvo srities. Tai turės mažai įtakos rezultatams, nes atsišakojimų paieškos metodas tiesiog identifikuos vieną papildomą atsišakojimą ir savo darbą tęs toliau. Vis dėlto reikėtų gerai pagalvoti, ar verta tokias išimtis įtraukti į šį tyrimą, ar geriau tyrimą pradėti nuo pilvo srities vaizdų – dirbant su tokiomis nuotraukomis daugiausia sunkumų kiltų pirminiame aortos identifikavimo procese. Analizuojant CT vaizdus judama nuo pečių srities žemyn, todėl pirmiausia bus matomos kaklo arterijos, atsišakojančios nuo aortos lanko, ir tik vėliau, po kažkokio skaičiaus vaizdų, bus matomas aortos lankas ir du pagrindiniai aortos atsišakojimai. Pavyzdžiai pateikti lentelėje 2.1.2.1.

2.1.2.1. lentelė. *Aortos pavydžiai nuotraukoje, kuri prasideda nuo pečių srities*

CT vaizdas	Komentaras
	73 vaizdas – matomi aortos atsišakojimai, einantys į kaklą.
	114 vaizdas – matomas aortos lankas. Šiame vaizde parodyta būtent plačiausia aortos vieta ties lanko lenkimu.



135 vaizdas – matomi du atsišakojimai žemiau aortos lanko. Vienas iš jų (viršutinis) eina į širdį, o kitas – (apatinis) link pilvo srities.

Norint identifikuoti kuo tiksliau ir daugiau aortos atsišakojimų, pirminiam aortos identifikavimui nereikėtų rinktis vaizdo, kuriame matomi aortos atsišakojimai, o ne pati kamieninė jos dalis. Tai itin padidina tikimybę, kad bus aptiktas tik vienas atsišakojimas, o kiti atsišakojimai – ignoruojami arba kad per klaidą aortos atsišakojimams bus priskirtos kaulinės masės. Paprastesnis sprendimas šioje situacijoje būtų pradėti tyrimą nuo pilvo srities, kur matoma tik kamieninė pilvo aortos dalis ir, poreikiui esant, per CT vaizdus judėti į viršų. Vis dėlto šis darbas susijęs tik su pilvo aortos analize, todėl ši vaizdų imtis nebus analizuojama. Nuotrauka, kurios vaizdų aibė prasideda ne nuo krūtinės ląstos, bus standartizuojama ir toliau analizuojama tik šio tyrimo autorių dominanti nuotraukos sritis (nuo krūtinės ląstos iki kojų atsišakojimų).

2.1.3. Aneurizmų vaizdų sekos identifikavimas

Šiame poskyryje analizuojami du anksčiau klasifikuoti intervalai – ligos sritis (vaizdų imtis nustatyta magistro darbo autoriaus) ir ligos sritis (segmentuota ekspertų). Į analizės parametrus specialiai įtrauktos dvi sritys tam, kad būtų galima palyginti, kaip subjektyvus vertinimas skiriasi nuo ekspertinio. Pirmasis kriterijus – tai subjektyvus ir vizualus aneurizmos identifikavimas, t. y. vaizduose patologijas gali pastebėti specialaus medicininio išsilavinimo neturintis asmuo (ne ekspertas). Individualiai aneurizmos buvo identifikuojamos siekiant tobulinti asmenines žinias aneurizmų nustatymo srityje – jos pravers kuriant segmentavimo ir identifikavimo metodus. Antras kriterijus atsakingas už vaizdų aibę, kuri gaunama po ekspertinio segmentavimo. Kai ligos sritį nustato ekspertas, jis tai daro rankiniu būdu specialioje programinėje įrangoje individualiai atlikdamas kiekvieno vaizdo segmentavimą.

Didžiojoje analizuojamų nuotraukų dalyje ekspertinio ir neekspertinio identifikavimo rezultatai sąlyginai panašūs – jose pirmojo ar paskutinio vaizdo numeriai beveik sutapo, bet kitose vietose buvo praleista daugiau negu 30 reikalingų vaizdų (neekspertinio identifikavimo atveju vaizdų sritis visada buvo mažesnė). Dėl subjektyvaus aneurizmos identifikavimo, paremto tam tikrais vizualiai pastebimais dėsningumais (pvz., aneurizmos forma, spalvų pokytis), bet ne medicininėmis žiniomis,

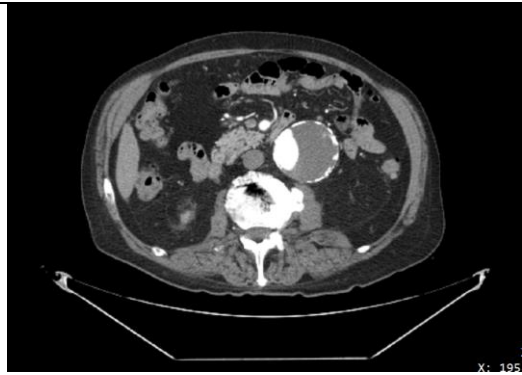
tokia paklaida logiška ir galima. Vis dėlto vaizduose, kur aneurizmos beveik nesimato, neekspertinis vertinimas greičiausiai yra klaidingas.




Taip pat atliekant tyrimą pasitaikė atvejų, kai nuotraukoje, remiantis subjektyvia darbo autoriaus nuomone, buvo matomos kelios aneurizmos, bet, pagal ekspertų žymėjimą, buvo segmentuojama tik viena. Tokio žymėjimo motyvacija galėtų būti paaiškinama prielaida, kad medicinos specialistai linkę orientotis tik į didesnę pagal dydį aneurizmą, t. y. iki tam tikro skersmens aneurizmos nėra laikomos pavojingomis ir nesegmentuojamos. Siekiant išsiaiškinti, kodėl iš tiesų buvo atliktas būtent toks segmentavimas, reikėtų kreiptis į konkretaus paciento atvejo segmentavimą atlikusius ekspertus.

2.1.4. Aneurizmų formų specifika

Vienas svarbiausių kriterijų šioje analizėje – aneurizmos formos sudėtingumas. Darbo priede 6.1 plačiau aprašytos visos aneurizmų vizualios formų ypatybės. Šiame tyrimo etape aneurizmos sudėtingumo vertinimo vienetai suformuluoti nebuvo, tačiau kiekvienas nuotraukos atvejis aprašytas individualiai, remiantis subjektyviomis įžvalgomis. Aneurizmų formos sudėtingumo identifikavimas leidžia iš anksto numatyti, su kokiais sunkumais susidurs kuriamas metodas, o tai skatina ieškoti naujų problemos sprendimo būdų. Turimoje duomenų aibėje matomos tiek paprastos aneurizmos (apvalios, neturinčios bendrų sienų su kitais organais), tiek sudėtingos (aneurizma turi labai daug sąlyčio taškų su kitais organais, jos forma neprimena ovalo, ji yra „auglio“ formos). Žemiau esančioje 2.1.4.1 lentelėje pateikti keli aneurizmų formų ir pagal vizualų išsidėstymą nustatytų jų sudėtingumo lygių pavyzdžiai.

2.1.4.1. lentelė. *Aneurizmų formų sudėtingumo nustatymo pavyzdžiai*

CT vaizdas	Komentaras
	<p>Nesudėtinga aneurizmos forma – ji apvali, neturi didelio sąlyčio su kitais organais ar raumenimis (dėl didesnio riebalų sluoksnio), todėl jos ribas aptikti nesudėtinga. Taip pat aneurizmos sienose matoma kalcifikacijų.</p>

	<p>Nesudėtinga aneurizmos forma – ji apvali ir iš visų pusių apima vidinę pilvo aortos dalį. Aneurizma neturi sąlyčio taškų su kitais organais ar raumenimis. Tačiau šiame vaizde aneurizmos sienose beveik nėra kalcifikacijų.</p>
	<p>Vidutinio sudėtingumo aneurizmos forma – ji apvali, iš visų pusių apima vidinę pilvo aortos dalį, turi kalcifikacijų. CT vaizde matoma gana daug aneurizmos sąlyčio taškų su kitais organais, kurių spalva panaši į aneurizmos – tai gali trukdyti tiksliai nustatyti jos ribas.</p>
	<p>Sudėtinga aneurizmos forma – Dėl didelio aneurizmos ploto ir mažo riebalų sluoksnio organizme, aneurizma turi labai daug sąlyčio taškų su kitais organais ir jos ribas nustatyti yra labai sudėtinga. CT vaizde matoma, kad aneurizma turi kalcifikacijų, tačiau taip pat šalia yra smulkių pilvo aortos atsišakojimų, einančių į žarnyną. Svarbu, kad kuriamas algoritmas gebėtų atskirti, kur yra kalcifikacijos, o kur pilvo aortos atsišakojimai.</p>

2.1.4.1 lentelėje pateikta tik dalis aneurizmų formų, su kuriomis teko susidurti atliekant tyrimą, pavyzdžių. Kitose tiriamose nuotraukose aneurizmų formos panašios į šiuose pavyzdžiuose pateiktąsias, bet vis tiek išlieka unikalios forma, išdėstymo vieta ir kalcifikacijų apimtimi.

2.1.5. Kalcifikacijos ir sąlytis su kitais organais

Paskutiniai du kriterijai tiesiogiai susiję su sudėtingu aneurizmų nustatymu – ar nuotraukoje matoma kalcifikacijų ir ar yra sąlyčio su kitais organais taškų. Iš dalies šie kriterijai jau buvo aptarti analizuojant aneurizmos formas, tačiau reikšminga pabrėžti šių parametrų svarbą. Analizuojant duomenis pastebėta, kad 27 iš 30 nuotraukų kalcifikacijos išsidėsčiusios aneurizmos ribose, o tik 3 nuotraukose jų arba nebuvo ant aneurizmos sienų, arba jos buvo susitelkusios ties vidine aortos

dalimi. Kalbant apie sąlytį su organais ir raumenimis, jų situacija panaši – 28 iš 30 nuotraukų sąlytis su organais ar raumenimis yra, bet dėl pakankamai storo riebalų sluoksnio nuotraukose matomos gana aiškios aneurizmos ribos ir tik 2 nuotraukose riebalų sluoksnis plonas, dėl to organai yra labai arti vienas kito ir vizualiai sudėtinga atskirti, kur kas yra.

2.2. Turimos vaizdų aibės apibendrinimas

Apibendrinant šį skyrių galima teigti, kad turimų vaizdų analizė yra svarbus žingsnis kuriant metodą, gebantį automatizuotu būdu identifikuoti ir segmentuoti pilvo aortą ir jos aneurizmą. Ši tyrimo dalis leidžia iš anksto numatyti problemas, kurių gali kilti kuriant minėtą metodą. Atliekant tyrimą įsitikinta, kad kiekvienas pacientas fiziologiškai yra individualus ir neįmanoma išskirti tam tikrų visuotinių bruožų, kurie tiktų visiems. Dėl šios priežasties duomenų aibe, skirtai šiam tyrimui, buvo suformuota nuotraukų specifikacijų lentelė, kurioje aprašyti nuotraukų ypatumai. Pagal analitinio tyrimo rezultatus buvo išskirti tam tikri dėsningumai, pavyzdžiui, nustatyta optimali analizuojama sritis, kuri prasideda nuo krūtinės ląstos ir baigiasi ties pilvo aortos atsišakojimu į kojas, taip pat preliminariai įvertintas pilvo aortos aneurizmos formos sudėtingumo lygis ir kokie parametrai jam daro įtaką.

Tolesnėse tiriamojo darbo dalyse bus nuodugniau gilinamasi į vizualius nuotraukų ypatumus, siekiama pastebėti kitų dėsningumų, rasti ne tik pagrindinę kamieninę pilvo aortos dalį, bet ir kuo daugiau jos atsišakojimų į kitus organus. Gautas pilvo aortos modelis bus informatyvesnis – tai leis atlikti detalesnę jo analizę. Atsišakojimų paieška grindžiama vaizdų sekos pokyčių sekimu. Uždavinys bus sprendžiamas taikant tradicinius vaizdų apdorojimo metodus – toks pasirinkimas motyvuojamas maža turimų tyrimo duomenų aibe. Atliekant tyrimą, įmanoma taikyti duomenų augmentaciją. Kita vertus, tai daryti tikslinga tik tokiu atveju, jei tyrimas būtų orientuotas tik į kamieninės pilvo aortos dalies paiešką. Analizuojant smulkesnes kraujagysles, didelę įtaką daro žmogaus fiziologinės savybės, kurios gali pakeisti atsišakojimų išsidėstymą vaizde. Tokiu atveju efektyvesnis tyrimo metodas – tradicinių vaizdų apdorojimo algoritmų taikymas vaizdų, kurie aptikę tam tikrą atsišakojimą ir toliau jo ieškos panašioje vietoje kitame vaizde, sekoje.

Magistro darbo tyrime analizuojami tik CT vaizdai su kontrastinės medžiagos injekcija. Esant sveikai pilvo aortai, kalcifikacijos nebus matomos dėl kontrastinės medžiagos ir kalcifikacijų spalvos panašumo, o, esant aneurizmai, kalcifikacijos nutols nuo tikrinio spindžio, kuriuo cirkuliuoja kraujas, ir bus pilvo aortos kraštuose. Suradus būdą, gebantį aptikti šias kalcifikacijas, bus galima aproksimuoti aneurizmos plotą. Vis dėlto reikalingi tam tikri apribojimai, kurie leistų atskirti kalcifikaciją nuo pilvo aortos atsišakojimo. Siekiant aptikti aneurizmos plotą, pirmiausia, reikia bent vieno taško jos viduje, o tada galima pritaikyti kurį nors kontūrą gebantį aptikti algoritmą, nes vaizde matomas spalvos pokytis. Problemų gali kilti bandant automatiškai identifikuoti aneurizmos vietą.

Aptikus ir identifikavus kalcifikacijas, toliau bus ieškoma vidinio aneurizmos taško tarp vidinės pilvo aortos dalies ir kalcifikacijos.

Kadangi bus atliekama vaizdų sekos analizė, reikalingas metodas, gebantis aptikti pilvo aortą pirmuosiuose vaizduose be vartotojo pagalbos. Ankstesniuose tyrimuose tai daryta rankiniu būdu. Automatizuotu būdu aptikti pilvo aortą galima remiantis aortos fiziologinėmis savybėmis. Pilvo aortos nuotraukos dažniausiai daromos nuo krūtinės srities, o toje vietoje aorta neturi atsišakojimų ir yra apvalios formos. Atliekant magistro darbo tyrimą, bus ieškoma apvalios formos klasterio darant prielaidą, kad būtent tai ir yra pilvo aorta.

3. Metodai

Šiame magistro darbo skyriuje aprašomi metodai ir algoritmai, taikomi pilvo aortai identifikuoti ir segmentuoti. Atsižvelgiant į ankstesniuose darbo skyriuose pateiktą informaciją, aprašytus kitų autorių tyrimus ir gautas išvadas, toliau tiriamajame darbe bus tobulinami jau esami [Pal21a] sprendimai ir kuriami nauji. Pagrindiniai pilvo aortos ir aneurizmos identifikavimo ir segmentavimo etapai:

1. pradinis vaizdo apdorojimas;
2. pilvo aortos paieška pirmajame vaizde;
3. pilvo aortos atsišakojimų paieška naudojant klasterizavimo algoritmą;
4. aortos ribų aptikimas taikant ribų aptikimo algoritmus;
5. aneurizmų identifikavimas ir segmentavimas.

Toliau darbe aprašomas esminis metodo veikimo principas, nurodoma, kokių problemų gali kilti ir kaip jas reikėtų spręsti.

3.1. Pradinis vaizdo apdorojimas

CT nuotrauka – tai vizualiai juodai baltas vaizdas, kuriame matomas žmogaus „pjūvis“ tam tikroje jo kūno vietoje. Nuotraukoje matomas triukšmas, kuris sunkina ribų aptikimą vaizde. Siekiant pašalinti triukšmą, naudojami 3 filtrai: vidurkio, medianos ir Gauso.

Toliau analizuojamas variantas, kai pasirenkamas vidurkio filtras. Jo atliekama pikselio transformacija veikia tokiu principu: vartotojas nustato matricos dydį, pagal kurį bus sprendžiama analizuojamo pikselio reikšmė. Pavyzdžiui, pasirenkama matrica V , kurios dydis $[3 \times 3]$, matricos elementas v_{ij} , kur $i = j = 2$ yra pikselis, kurio reikšmė bus modifikuojama pagal kitus matricoje esančius pikselius. Nauja pikselio v_{ij} reikšmė – tai V elementų reikšmių vidurkis. Pavyzdžiui, vidurkio filtru apdorojamas vaizdo taškas A , kurio ankstesnė reikšmė yra 244. Sudaroma aplink šį tašką esančių taškų matrica:

$$V = \begin{bmatrix} 250 & 240 & 245 \\ 245 & 244 & 250 \\ 243 & 249 & 240 \end{bmatrix}$$

Tada išskaičiuojamas V elementų vidurkis, kuris lygus 245,11. Gautu rezultatu pakeičiama ankstesnė A reikšmė, ji išsaugoma naujame vaizde. Svarbu iš karto neperrašyti taškų reikšmių į seną vaizdą, nes tai vaizde gali sukelti netikslumų – kiekvieną pikselį reikia modifikuoti su originaliais kaimynais, o ne su jau modifikuotais. Šis vidurkio filtras panaikins triukšmą vaizde ir leis ribos aptikimo algoritmui tiksliau nustatyti reikalingas ribas.

Panaikinus triukšmą, būtina išryškinti organų ribas, nes triukšmo naikinimo algoritmai vaizdui suteikia išblukusį efektą. Kontūrus ryškinti galima modifikuojant nuotraukos kontrastą, t. y. modifikuojant kiekvieno pikselio RGB spalvų reikšmes, priklausomai nuo kontrasto stiprumo lygio. Kontrasto stiprumo lygis apskaičiuojamas pagal formulę:

$$ContrastLevel = \left(\frac{100 + threshold}{100} \right)^2. \quad (3.1.1)$$

Čia *ContrastLevel* – kontrasto stiprumo lygis, o *threshold* – vartotojo įvedama slenkstinė reikšmė. Kuo įvesta slenkstinė reikšmė didesnė, tuo įvyks didesnis spalvų pokytis vaizde.

Apskaičiavus kontrasto stiprumo lygį, pereinama prie pikselių spalvų reikšmių modifikacijos. Skirtingai nei triukšmo naikinimo filtruose, čia pikseliai modifikuojami nepriklausomai nuo kaimynystėje esančių pikselių. Spalvos pokytis vyksta modifikuojant kiekvieną pikselio RGB spalvos komponentę (raudonos, žalios ir mėlynos spalvų koeficientus, kurių reikšmių intervalas – nuo 0 iki 255) pagal šią formulę:

$$NewPixel.R = \left(\left(\left(\frac{OldPixel.R}{255} - 0,5 \right) * ContrastLevel \right) + 0,5 \right) * 255. \quad (3.1.2)$$

OldPixel.R – tai raudonos spalvos originalus koeficientas, *NewPixel.R* – naujas raudonos spalvos koeficientas, kurį apskaičiuoja duotoji formulė. Tokia spalvų transformacija, pirmiausia, pritaikoma visoms pikselio RGB spalvų reikšmėms individualiai, vėliau – visiems kitiems vaizdo pikseliams. Be to, kontrasto modifikacija dar labiau paryškina ir taip gerai matomą baltą spalvą ir sumažina skirtingų baltos spalvos atspalvių spektrą pilvo aortos viduje.

Pagrindinė problema, su kuria gali tekti susidurti po pradinio apdorojimo, yra organų ribų susilieėjimas. Triukšmo naikinimo algoritmai suvienodina pikselių spalvą organų viduje, tačiau kartais tai gali pakenkti: tuo atveju, kai šalia vienas kito yra dviejų panašių spalvų dariniai, po pradinio apdorojimo gali būti sudėtinga aptikti vizualią ribą tarp jų ir tai klaidins ribų aptikimo algoritmus. Tas pats galioja ir kontrasto modifikavimo atveju: kartais po kontrasto modifikavimo organų ribos susilieja ir atsiranda bendrų taškų, o tai gali leisti, pavyzdžiui, regiono plėtimo algoritmui išplisti į kitą organą ar darinį. Dėl šių priežasčių reikia papildomai atlikti parametrų testavimą ir atrinkti optimaliausius rezultatus.

3.2. Automatizuotas pilvo aortos identifikavimas pirmajame vaizde

Analizuojant vaizdus sužinota, kad tinkamiausia vaizdų tyrimams sritis – krūtinės ląstos intervalas ties plaučiais. Galima teigti, kad:

- vaizde bus matoma tik kamieninė aortos dalis, be jokių atsišakojimų;
- aortos forma yra apvali;
- didžiąją vaizdo ploto dalį užima plaučiai, todėl panašių į aortą darinių skaičius bus mažas;
- aplink esantys panašios spalvos dariniai yra kaulinės masės. Tačiau šie dariniai nėra apvalios formos ir jų centre esanti spalva skiriasi nuo kontrastinės baltos spalvos;

- pilvo aorta yra truputį žemiau vaizdo centro, todėl galima sumažinti paieškos sritį ir klaidos tikimybę.

Atliekant tyrimą naudojamas DBSCAN [EKS+96] klasterizavimo algoritmas. Tai analizuojamų elementų (šiuo konkrečiu atveju, pikselių) tankiu pagrįstas grupavimo algoritmas, kuris duomenis suskirsto į klasterius, tankiai išsidėsčiusius tarpusavyje. DBSCAN algoritmas turi du parametrus, kuriuos nustato vartotojas. Eps – tai maksimalus paieškos spindulys nuo nepriskirto taško. Šis parametras atsakingas už paieškos apskritimo dydį. $MinPts$ – tai minimalus kaimynų, kurie yra artimi nepriskirtam taškui, skaičius. Klasterizavimas prasideda nuo nepriskirto taško pasirinkimo. Jei aplink pasirinktą tašką spinduliu Eps yra ne mažiau nei $MinPts$ kaimynų, kurių reikšmės yra artimos pasirinkto taško reikšmei, formuojamas naujas klasteris arba taškas prijungiamas prie jau egzistuojančio kaimynų klasterio. Jei taškas netenkina nurodytų parametrų, jis priskiriamas triukšmo taškams, kurių reikšmės nutolusios nuo kitų ir kurie nebuvo priskirti nei vienam klasteriui. Po klasterizavimo triukšmas pašalinamas.

Tiriamu atveju, magistro darbo autorių domina tik baltos spalvos klasteriai. Klasterizavimo algoritmui paduodamas visas vaizdas su parametrais. Atlikus klasterizavimą, gaunamas baltos spalvos klasterių sąrašas ir jiems priskirtų taškų koordinatės. Kadangi pilvo aortos fiziologinės savybės yra žinomos, gautuose rezultatuose metodas ieškos apvaliausio klasterio. Iš pradžių randamas klasterio vidurio taškas C , kurio x ir y koordinatėms reikšmės – tai visų klasterio taškų x ir y vidurkiai.

$$x_c = \frac{\sum_{s=0}^s x_s}{s}, \quad y_c = \frac{\sum_{s=0}^s y_s}{s}. \quad (3.2.1)$$

Formulėje (3.2.1) s – tai analizuojamo klasterio elementų skaičius. Apskaičiavus vidurio tašką, reikia apibrėžti aplink klasterį apskritimą, kurio spindulys R skaičiuojamas pagal atstumo tarp dviejų taškų formulę. Tai atliekama tikrinant atstumą tarp dviejų taškų, kur y_i ir x_i yra klasterio taškas.

$$R = \sqrt{(x_c - x_i)^2 + (y_c - y_i)^2}. \quad (3.2.2)$$

Pereinama per visus klasterio taškus ir randama didžiausia R reikšmė. Gavus šią reikšmę, galima apskaičiuoti procentinę išraišką dalies, kurią užima klasterio taškai apibrėžtame apskritime:

$$CircleKoeficientas = \frac{(s * 100)}{\pi R^2}. \quad (3.2.3)$$

Apskaičiavus $CircleKoeficientas$ reikšmę, visiems pirmojo vaizdo klasteriams atrenkamas vienas klasteris, kurio reikšmė yra didžiausia ir $R \geq 10$ pikselių. Spindulio minimali riba nustatoma tam, kad metodas atmestų mažus apvalius klasterius, kurie gali būti kaulų ar kiti maži baltos spalvos dariniai. Kai randamas tinkamas klasteris, jo vidurio taškas p_c išsaugomas ir naudojamas kaip pradžios taškas.

Jei pirmajame vaizde pilvo aorta yra arti stuburo ir jei po pradinio vaizdų apdorojimo atsiranda bendrų pilvo aortos ir stuburo sąlyčio taškų, taikant tokį sprendimo būdą gali kilti identifikavimo problemų. Tada du objektai būtų priskiriami vienam klasteriui vietoj dviejų. Tokiu atveju reikėtų arba koreguoti pradinio apdorojimo parametrus, arba keisti pirmąjį analizuojamą vaizdą ir tikėtis, kad kitame vaizde tokio sąlyčio nebebus.

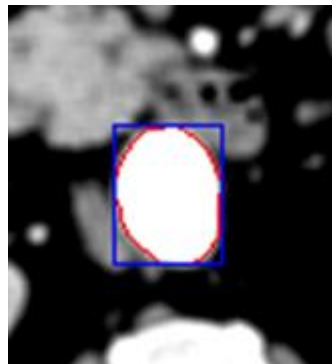
3.3. Atsišakojimų paieška naudojant klasterizavimo algoritmą

Poskyrio tikslas – pristatyti metodą, skirtą pilvo aortos atsišakojimui CT nuotraukoje rasti. Sprendimas priimamas pagal du vienas paskui kitą einančius CT nuotraukos vaizdus. Tegu tai būna $k-1$ ir k vaizdai. Žinoma, kad $k-1$ vaizde atsišakojimo nėra. Reikia atsakyti į klausimą, ar atsišakojimas yra k vaizde, ir nustatyti pilvo aortos ribas jame.

Metodas⁶ susideda iš šių etapų:

1. Lokalizuojama naujų klasterių paieškos sritis k vaizde remiantis $k-1$ vaizdo informacija.
2. Nustatytos srities taškai suskirstomi į klasterius.
3. Nustatoma, kiek yra klasterių vaizde (jei klasteris vienas, reiškia, kad k vaizde atsišakojimo nėra, o jei jų keli – atsišakojimas yra).
4. Pilvo aortos ribos aptinkamos naudojant ribos aptikimo algoritmą kiekvienam rastam klasteriui.

Norint gauti lokalizuotą naujų klasterių paieškos sritį k vaizdui, pirmajame metodo etape reikia apdoroti $k-1$ vaizde pažymėtus duomenis. $k-1$ vaizdo pažymėtų taškų aibėje randamos minimalios ir maksimalios koordinačių x ir y reikšmės, kurios sudarys stačiakampę naujų klasterių paieškos sritį.



3.3.1. pav. Raudonai pažymėta pilvo aorta, mėlyna spalva aplink ją apibrėžta paieškos sritis klasterizavimo algoritmui

3.3.1. pav. pažymėta pilvo aorta (raudonai) ir būsima paieškos sritis (mėlynai), kuri suformuota remiantis koordinačių minimumo ir maksimumo reikšmėmis. Mažas realus atstumas tarp vaizdų

⁶ Detalesnį metodo tyrimo eiga aprašoma [Pal21a].

(tarpas tarp jų dažniausiai būna apie 1–4 mm) staigaus pokyčio kitame vaizde nesudarys, todėl naujų klasterių galima ieškoti toje pačioje arba keliais pikseliais padidintoje paieškos srityje.

Antrame metodo etape taikomas erdvinis klasterizavimas. Atliekant tyrimą naudojamas DBSCAN [EKS+96] klasterizavimo algoritmas. Toks klasterizavimo būdas geras tada, kai nėra iš anksto žinomas būsimų klasterių skaičius ir yra ryškus taškų reikšmių pokytis. Sprendžiant šio darbo uždavinį klasterizuojami vaizdo pikseliai, kurių spalva atitinka pilvo aortos kontrasto baltą spalvą. Kadangi po pirminio vaizdo apdorojimo (triukšmo naikinimo ir kontrasto koregavimo) vizualios ribos tarp pilvo aortos ir kitų organų gana ryškios, klasterizavimo paklaida minimali. Paklaidą galima sumažinti keičiant parametrų *Eps* ir *MinPts* reikšmes. Gavęs pradinę naujų klasterių paieškos sritį, *Eps* ir *MinPts* parametrus, DBSCAN algoritmas gali pradėti klasterizavimą. CT vaizduose pilvo aorta matoma labai ryškiai dėl savo baltos spalvos, todėl klasterizavimui atrenkami tik tos spalvos pikseliai. Proceso rezultatas – gaunama n klasterių ir jiems priskirti pikseliai.

Trečias metodo etapas – atsišakojimų atpažinimas, kuris įgyvendinamas klasterizavimo metu. Klasterizuojant vaizdą k su vaizdo $k-1$ lokalizuota paieškos sritimi, galima gauti n klasterių. Jei klasterių skaičius viršija 1, šiame vaizde įvyko atsišakojimas.

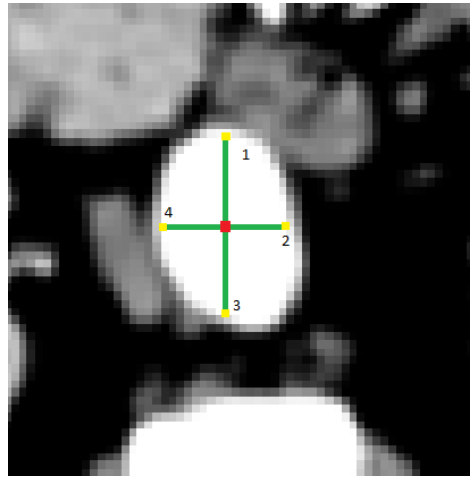
Ketvirtame metodo etape randami klasterių vidurio taškai, kurių reikia norint vaizdą apdoroti ribų aptikimo algoritmu. Vidurio taškas randamas taip: aplink atrastą klasterį apibrėžiamas keturkampis ir jame nustatomas vidurio taškas. Naudojant gautus klasterių vidurio taškus atliekamas tų klasterių ribų aptikimas. Randamos pilvo aortos ir jos atsišakojimų (jei tokių yra) ribos k vaizde. Kai k pereina nuo antro iki paskutinio vaizdo, randamos visos pilvo aortos ir jos atšakų ribos.

Pagrindinis šio metodo trūkumas atsiskleidžia tuose vaizduose, kuriuose pilvo aorta yra šalia stuburo. Jei stuburui priklausantys pikseliai pakliūva į paduotą paieškos sritį ir jų skaičiaus užtenka naujam klasteriui formuoti, toks klasteris gali būti priskirtas pilvo aortai be papildomų apribojimų. Problemą galima bandyti spręsti tikrinant, ar naujas klasteris turi bendrų taškų su prieš tai buvusiuoju vaizde segmentuotais klasteriais. Pavyzdžiui, po $k-1$ klasterių ribų aptikimo galima sukurti matricą 512×512 dydžio, atkartojančią vaizdo matmenis ir kurios elementai atitinka pikselius. Šioje matricoje elemento reikšmė būtų priskiriama 1, jei $k-1$ vaizdo pikselis buvo segmentuotas kaip pilvo aorta, ir 0, jei ne. Ieškant naujų klasterių vaizde k , duotoje paieškos srityje tikrinama ne tik tai, ar jie yra tinkamos spalvos, ar turi pakankamą kaimynų skaičių, bet ir, ar rastas klasteris yra pilvo aortos atsišakojimas (atsišakojimas visada atsiskiria iš to paties ploto), o ne priartėjęs objektas.

3.4. Ribų aptikimo algoritmai

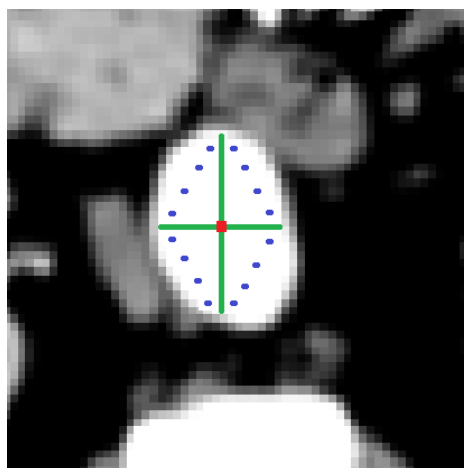
3.4.1. Pradžios taškų aibės generavimas

Iš pradžios taško p_c , kuris gaunamas po 3.2 poskyryje aprašyto automatinio pilvo aortos aptikimo pirmajame vaizde, x ir y ašimis ieškoti taškai, kurie pagal savo spalvą atitinka pilvo aortą ir yra minimumo bei maksimumo reikšmės koordinatinių atžvilgiu. Priklausomai nuo to, ar kintama koordinatė yra x , ar y , kita koordinatė išlieka konstanta. Savotiškai sukuriama koordinatinių plokštuma, kur centras – tai p_c , o x ir y ašies reikšmės yra atitinkamoje ašyje nuo rasto minimumo iki maksimumo. 3.4.1.1. pav. taškai 1 ir 3 – tai y ašies taškai su pradinio taško x koordinate, kurių pikselių reikšmės būtų vis dar priskirtos pilvo aortai ir kurių y koordinatinių reikšmės yra maksimalios (taškas 1) ir minimalios (taškas 3). x ašies atžvilgiu su taškais 2 ir 4 situacija yra analogiška.



3.4.1.1. pav. Kuriamos naujos koordinatinių plokštumos pavyzdys

Turint sukurtą naują koordinatinių plokštumą, galima generuoti pradinių taškų aibę. Vizualiai ji bus panaši į rombo formos figūrą, nes nauji aibės elementai generuojami pagal trikampių panašumus. Šiame metode vartotojas nustato dažnio parametą (toliau žymimas d), kuris nurodo, kaip dažnai dedami taškai x ašies atžvilgiu, arba kelių pikselių tarpas bus tarp aibės elementų pagal x ašį. Todėl naujų aibės elementų x koordinatė generuojama nuo 4 iki 2 taško (iš 3.4.1.1. pav.) kas d , o y koordinatė paskaičiuojama pagal trikampių panašumus, nes žinomi atstumai nuo p_c iki taškų 1 ir 3.



3.4.1.2. pav. Sugeneruotos pradinės taškų aibės atvaizdavimo pavyzdys

Matoma, kad kuo didesnis d , tuo daugiau bus elementų pradinėje taškų aibėje. Toliau padinė taškų aibė vadinama I . Atliekant tyrimą buvo bandyta generuoti taškus apskritimo forma. Vis dėlto dėl sveikų pikselių koordinatinių reikšmių paklaida išėjo gana didelė, o dėl apvalinimo taškai dažnai neatitiko savo realios pozicijos.

3.4.2. Gyvatės algoritmas

Gyvatės algoritmas yra aktyvaus kontūro algoritmas, kurio pagrindinė užduotis – rasti tokį kontūrą, kuris geriausiai aproksimuoja organo perimetrą. Algoritmo veiklai reikalinga taškų, esančių aplink tiriamą organą, aibė. Taškai slenkami norimo kontūro link minimizuojant pikselio energiją, kuri paskaičiuojama pagal formulę:

$$E = \alpha E_{cont} + \beta E_{curv} + \gamma E_{image} , \quad (3.4.2.1)$$

kur α , β ir γ – vartotojo nurodomi svoriniai koeficientai. Tolesniuose tyrimuose naudojamos diskrečiosios formulės išraiškos. Kiekvienas pikselio energijos komponentas turi savo paskirtį:

- E_{cont} – palaiko kontūro vientisumą. Šis kintamasis bando minimizuoti atstumą tarp taškų, tačiau tai gali sutraukti kontūro taškus į vieną vietą.

$$E_{cont} = \|p_i - p_{i-1}\|^2. \quad (3.4.2.2)$$

p_i – I aibės elementas. Tokiu būdu randamas atstumas tarp dviejų kontūro taškų. Taip pat šią formulę galima užrašyti koordinatinių išraiška:

$$E_{cont} = (x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2. \quad (3.4.2.3)$$

Siekiant pašalinti kontūro susitraukimo efektą, galima naudoti patobulintą formulės versiją:

$$E_{cont} = (\bar{d} - \|p_i - p_{i-1}\|)^2, \quad (3.4.2.4)$$

kur \bar{d} – vidutinis atstumas tarp taškų aibėje I .

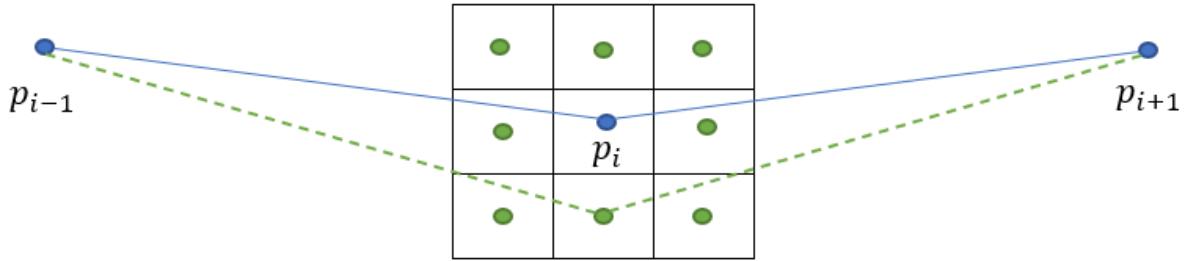
- E_{curv} – užtikrina augimo sklandumą ir padeda išvengti kontūro svyravimų:

$$E_{curv} = (x_{i-1} - 2x_i + x_{i+1})^2 + (y_{i-1} - 2y_i + y_{i+1})^2. \quad (3.4.2.5)$$

- E_{image} – pikselio intensyvumo gradientas, kurio reikšmė staigiai didėja priartėjus prie organo ribos:

$$E_{image} = \Delta x^2 + \Delta y^2. \quad (3.4.2.6)$$

Atliekant tyrimą buvo naudojama algoritmo versija, paremta lokalių sprendimų rezultatais. Kadangi generuojama taškų aibė I negali būti tinkamai sugeneruota aplink organą, daryta prielaida, kad, jeigu turima taškų aibė yra organo viduje, galima ieškoti lokalaus maksimumo siekiant kontūrą auginti, o ne sutraukti, kaip buvo iš anksto numatyta ieškant minimumo. Lokalaus maksimumo paieška atliekama matricoje M ieškant maksimalios E reikšmės, ją skaičiuojant kiekvienam matricos elementui individualiai.



3.4.2.1. pav. Lokalaus sprendimo paieška matricoje M pagal matricos elementų išskaičiuotas E reikšmes

3.4.2.1 pav. pavaizduotos matricos M dydis yra 3×3 . Kiekvienam matricos elementui buvo pritaikyta formulė (3.3) ir, pagal gautas reikšmes, ieškota maksimali reikšmė. Radus naują maksimalią reikšmę, taškas p_i perstumiamas į naująją poziciją. Tai vykdoma tol, kol taškai randa naujus lokalius maksimumo taškus.

Kadangi nuspręsta ieškoti lokalių maksimumo reikšmių, tyrimų metu teko atlikti tam tikrus pakeitimus formulėse. E_{cont} formulėje dabar skaičiuojamas atstumas nuo p_c iki p_i :

$$E_{cont} = \|p_i - p_c\|^2. \quad (3.9)$$

Tokiu būdu galima stebėti kontroliuojamą kontūro augimą iš centro organo ribų link.

Komponentę E_{curv} taip pat teko modifikuoti. Kaip matoma 3.4.2.2 pav., maksimalios reikšmės dažniausiai būna kampiniuose matricos elementuose ir yra du potencialūs maksimumo taškai. Naujas kandidatas bus vadinamas p_k ir pavyzdyje tokie taškai žymimi žalia spalva. Tačiau kandidato, kurio koordinatės (1;1), atveju atstumai tarp $p_{i-1}p_k$ ir $p_k p_{i+1}$ maždaug vienodi, o kandidato, kurio koordinatės (1; 5), šių atstumų skirtumas labai didelis. Jei p_i perkeltume į tašką, kurio koordinatės (1; 5), tai lemtų kontūro susitraukimą, nes naujas p_i būtų labai artimas p_{i+1} . Siekiant išvengti šios

problemos, ieškant E_{curv} maksimumo buvo įvesta taisyklė, kad atstumai $p_{i-1}p_k$ ir $p_k p_{i+1}$ turi skirtis ne daugiau nei 1,5 karto.

Koordinatės				
(1;1)	(1;2)	(1;3)	(1;4)	(1;5)
(2;1)	(2;2)	(2;3)	(2;4)	p_{i+1}
(3;1)	(3;2)	p_i	(3;4)	(3;5)
(4;1)	(4;2)	(4;3)	(4;4)	(4;5)
p_{i-1}	(5;2)	(5;3)	(5;4)	(5;5)

E_{curv}				
41	29	25	29	41
25	13	9	13	25
17	5	1	5	17
17	5	1	5	17
25	13	9	13	25

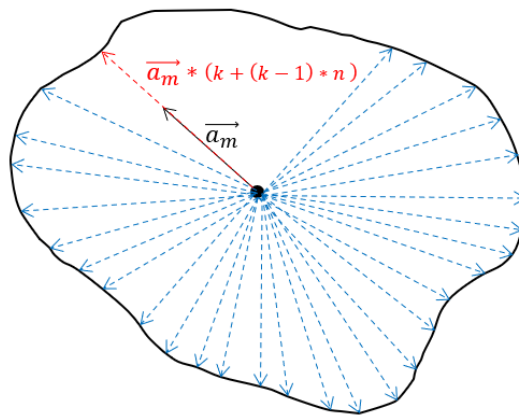
3.4.2.2. pav. E_{curv} skaičiavimo rezultatų pavyzdys

3.4.3. Baliono algoritmas

Turint pradinę taškų aibę, galima paleisti baliono algoritmą ir aptikti organo ribas. Visa baliono algoritmo esmė – dauginti vietos vektorių \vec{a}_m , (kur m – tai I taškų aibės elementas) iš koeficiento k , kuris „augins“ vektorių tol, kol bus pasiekta riba. Koeficientas k apskaičiuojamas pagal formulę:

$$k = \frac{R + 1}{R}, \quad (3.4.3.1)$$

kur R – tai mažiausias atstumas tarp koordinacių plokštumos pradžios taško iki taškų 1–4 (3.4.1.1. pav.).



3.4.3.1. pav. Vektoriaus \vec{a}_m auginimas ribos link

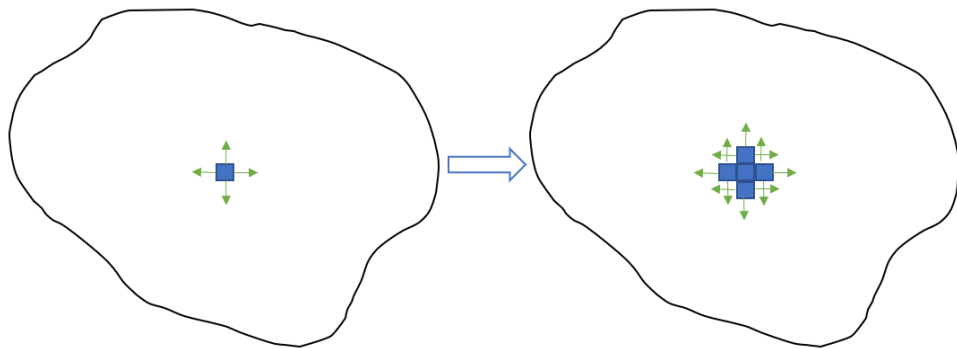
Siekiant išvengti didelio vektoriaus augimo (daugiau nei 2–3 pikseliai), koeficientas k visada yra kintamas priklausomai nuo generuojamos plokštumos. Vietos vektorių \vec{a}_m auginamas tol, kol nelygė yra teisinga:

$$E_{img} * \vec{a}_m * (k + (k - 1) * n) \leq E_{img} * \vec{a}_m * (k + (k - 1) * (n + 1)), \quad (3.4.3.2)$$

kur n – ciklo iteracijos numeris, o E_{img} – pikselio energija (arba pikselio intensyvumo gradientas) $E_{img} = \Delta x^2 + \Delta y^2$. Ties organo riba E_{img} įgauna labai didelę reikšmę. Tai reiškia, kad užėjus už ji ribos, E_{img} vėl sumažės ir nelygybė (3.4.3.2) nebus teisinga, nes pereitos iteracijos reikšmė bus didesnė nei dabartinės. Tokiu būdu modifikavus visus taškus, gaunama taškų aibė ant organo ribų.

3.4.4. Regiono plėtimo algoritmas

Regiono plėtimo algoritmas savo veiklą gali pradėti iš bet kurio organo viduje esančio taško. Pavyzdžiui, jo veikla prasidės taške p_c . Iš šio taško vertikaliai ir horizontaliai tikrinami kaimynystėje esantys pikseliai. Jei kaimyno apskaičiuotas E_{img} reikšmė neviršija vartotojo nustatytos ribinės reikšmės (toliau žymima r), tada kaimynas įtraukiamas į regioną – taškų, kurie pagal savo charakteristikas panašūs į taško p_c , aibę. Nagrinėjamame pilvo aortos variante – tai taškai, kurių spalvos reikšmė atitinka baltą spalvą.



3.4.4.1. pav. Regiono plėtimo algoritmo veikimo pavyzdys

Pateiktame pavyzdyje (3.4.4.1. pav.) kaimynai buvo ištirti iš p_c skirtingomis kryptimis. Kadangi kaimynystėje esančio taško $E_{img} < r$, taškas buvo įtrauktas į regiono aibę, kuri paveiksle pavaizduota mėlyna spalva. Po tam tikro iteracijų skaičiaus algoritmas pilnai užpildo organo plotą. Tačiau šis sprendimas nėra optimizuotas. Su kiekviena iteracija regiono taškų aibė vis didėja, o su ja – ir analizuojamų taškų skaičius. Kiekvienos iteracijos metu tikrinami visi aibės taškai, todėl siūloma sekti ne visus regiono taškus, o tik jo kontūrą.

Toliau modifikuotas regiono plėtimo algoritmas bus vadinamas kontūro plėtimo algoritmu. Esminis skirtumas tarp šių dviejų algoritmų – sekamų taškų skaičius. Jei regiono plėtimo atveju sekami visi regiono taškai, tai kontūro algoritme sekami tik kontūro taškai. Siekiant plėsti kontūrą, buvo sugalvota generuoti pagalbinę matricą *Marked*, kurios dydis atkartoja CT vaizdo matmenis – 512 x 512, o visų elementų reikšmės lygios 0. Algoritmo pradžioje formuojamos 3 taškų aibės: *cPts*, *nPts* ir *kPts*. Aibėje *cPts* saugomi kontūro taškai, o aibės *nPts* ir *kPts* reikalingos skaičiavimams atlikti. Iteracijų numeris vadinamas n . Pirmoji algoritmo iteracija būtų ($n = 1$):

1. Elemento $Marked_{xy}$, kur x ir y yra taško p_c koordinatės, reikšmė keičiama į 1.
2. Tikrinami kaimynystėje esantys pikseliai ir įtraukiami į $cPts$, jei jie atitinka šiuos reikalavimus:

- a. $E_{img} < r$;
- b. $Marked_{xy} = 0$, kur x ir y – tiriamo pikselio koordinatės.

3. 1 punktas pakartojamas su kiekvienu 2 punkte naujai įtrauktu elementu, tik dabar vietoj p_c – į aibę $cPts$ įtrauktas elementas.

Po pirmosios iteracijos, jei p_c nėra ant organo ribos, $cPts$ sudarys aibę iš 4 taškų (regiono plėtimo metode taškų skaičius po pirmosios iteracijos būtų lygus 5).

Tolesnė algoritmo veikla vykdoma su kiekvienu aibės $cPts$ elementu atskirai, todėl tiriamas elementas bus vadinamas p_t . Algoritmo eiga, kai $n > 1$:

4. Elemento $Marked_{xy}$, kur x ir y yra taško p_t koordinatės, reikšmė keičiama į 1.
5. Tikrinami kaimynystėje esantys pikseliai ir įtraukiami į $kPts$, jei jie atitinka šiuos reikalavimus:

- a. $E_{img} < r$;
- b. $Marked_{xy} = 0$, kur x ir y – tiriamo pikselio koordinatės.

6. 1 punktas pakartojamas su kiekvienu 2 punkte naujai įtrauktu elementu, tik dabar vietoj p_t – į aibę $kPts$ įtrauktas elementas.

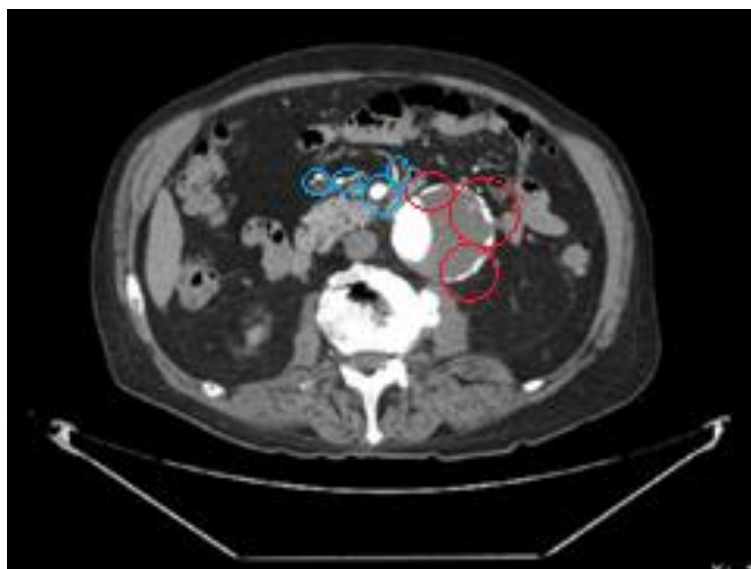
7. Jei bent vienas elementas neatitinka 2 punkto a papunkčio reikalavimo (šiam etape 2 punkto b papunkčio reikalavimas ignoruojamas), tai reiškia, kad p_t – organo ribos taškas ir jis įtraukiamas į $kPts$.

8. Aibė $nPts$ papildoma $kPts$ elementais.
9. Iš $kPts$ pašalinami visi elementai.

Po kiekvienos iteracijos aibėje $cPts$ pašalinami visi elementai ir jai priskiriami $nPts$ elementai, o aibėje $nPts$ pašalinami visi elementai. Tokiu būdu su kiekviena iteracija kontūras augs, o taškai, likę regiono viduje, bus šalinami, siekiant sumažinti elementų skaičių. Procesas vykdomas tol, kol atsiranda bent vienas naujas taškas.

3.5. Aneurizmų identifikavimas ir segmentavimas

Atliekant vizualią vaizdų analizę pastebėta, kad beveik visose nuotraukose ant išsiplėtusių aortos sienų yra matoma kalcifikacijų. Sėkmingai identifikavus kalcifikacijas vaizde, būtų galima išgauti reikiamus duomenis pilvo aortos aneurizmai segmentuoti. 3.5.1. paveiksle pavaizduotas kalcifikacijų, matomų ant aneurizmos sienų, pavyzdys.



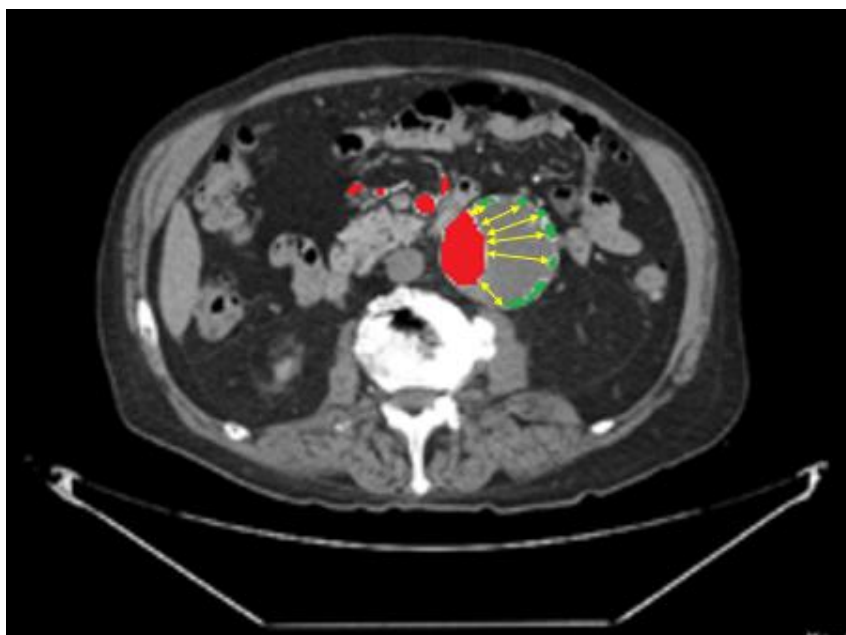
3.5.1. pav. Kalcifikacijų (pažymėtų raudonai) ir pilvo aortos atsišakojimų (pažymėta mėlynai) palyginimas

Raudonais apskritimais pažymėtos sritys, kuriose matoma kalcifikacijų. Mėlynais apskritimais pažymėti pilvo aortos atsišakojimai. Čia susiduriama su pirmąja problema – neturint vaizdų sekos žinių, labai sudėtinga atskirti, kur yra atsišakojimas, o kur – kalcifikacija, nes pagal spalvą, formą ir dydį šie dariniai yra panašūs. Todėl, analizuojant vaizdus po vieną, išspręsti šią problemą būtų sudėtinga. Bet darbe siūlomas sprendimo būdas analizuoja vaizdų seką ir identifikuoja atsišakojimus, o tai leidžia atskirti pilvo artos atsišakojimą nuo kalcifikacijos. Žinoma, yra tikimybė, kad identifikuojant naują pilvo aortos atsišakojimą kalcifikacija gali būti arti arterijos ir dėl to bus klaidingai priskirta prie atsišakojimų, tačiau tokiu atveju reikėtų stebėti pokytį vaizdų sekoje. Jei per keletą vaizdų toks atsišakojimas dingsta, jį reikėtų priskirti kalcifikacijai.

Kalcifikacijoms segmentuoti taikysime tą patį DBSCAN klasterizavimo algoritmą. Papildomai reikia įvesti kalcifikaciją identifikuoti padedančių apribojimų:

1. Kalcifikacija neturi būti didelio ploto (maksimaliai 30 pikselių);
2. Tai negali būti pilvo aortos atsišakojimas;
3. Kalcifikaciją galima aptikti pakankamai toli nuo aortos klasterio (iki 40 pikselių spinduliu).

3.5.2. paveiksle pateiktas klasterizuotų kalcifikacijų pavyzdys – aptikti kalcifikacijų klasteriai žymimi žalia spalva, o aortos klasteriai – raudona spalva. Tokį sprendimą galima taikyti tuo atveju, jei aplinkui esantys baltos spalvos dariniai yra teisingai klasifikuoti.



3.5.2. pav. *Pilvo aortos ir jos atšakų (raudona spalva) bei kalcifikacijų (žalia spalva) segmentavimo pavyzdys*

Jei kalcifikacijos nuo vidinės pilvo aortos dalies klasterio pikselių nutolusios bent 5–10 pikselių atstumu, galima teigti, kad šiame vaizde matoma aneurizma. Norint panaudoti regiono plėtimo algoritmą, kuris gebėtų segmentuoti aneurizmos plotą, reikia bent vieno taško jos viduje. Tokius taškus galima gauti randant tiesinę funkciją, kuri jungtų 2 vienas kitam artimiausius taškus iš pilvo aortos ir kalcifikacijos klasterių. Tokios tiesės 3.5.2. paveiksle pažymėtos geltonomis rodyklėmis. Turint šias tieses, galima paimti bet kurį joms priklausančių pikselį ir iš jo paleisti regiono plėtimo algoritmą, kuris atliks aneurizmos segmentavimą.

3.6. Darbe taikomų metodų apibendrinimas

Darbo metu buvo suformuluoti esminiai siūlomo sprendimo būdo metodai. Tyrimuose pilvo aorta automatizuotai bus aptinkama taikant DBSCAN klasterizavimo algoritmą ieškant apvaliausio tinkamo klasterio. Pilvo aortos atsišakojimai taip pat bus ieškomi DBSCAN pagalba, tačiau šį kartą tik intereso srity bei su staigaus atsiradimo apribojimu. Pagal segmentavimo rezultatus ir universalumą bus pasirinktas organo riboms patikslinti vienas iš aukščiau aprašytų segmentavimo algoritmų. Aneurizmų aptikimą ir segmentavimą planuojama atlikti remiantis kalcifikacijų išsidėstymu.

4. Tyrimo eiga

Šiame skyriuje aprašomas darbo metodų ir teiginių praktinis realizavimas bei analizuojamos problemos, su kuriomis teko susidurti atliekant tyrimą. Eksperimentuojant buvo siekiama sukurti testinę aplinką analizuojamo metodo efektyvumui patikrinti. Visas darbas suskirstytas į šiuos etapus:

1. CT nuotraukų paruošimas tyrimui;
2. pradinis vaizdų apdorojimas;
3. automatinis pilvo aortos aptikimas pirmajame vaizde;
4. Pilvo aortos ir jos atšakojimų identifikavimas ir segmentavimas;
5. aneurizmų segmentavimas CT vaizde;
6. segmentavimo tikslumo rodiklio skaičiavimas.

Kiekvienas iš šių paminėtų etapų toliau darbe bus analizuojamas pateikiant konkrečius pavyzdžius, aprašant realizuotų algoritmų logiką ir kintamuosius.

4.1. CT nuotraukų paruošimas tyrimui

Atlikus turimos vaizdų aibės analizę tapo aišku, kad tyrimo autorių dominanti vaizdų aibė turi prasidėti ties plaučių sritimi ir pasibaigti ties kojų atšakojimu. Su C# programavimo kalba kuriant programinę įrangą dėl neišspręstų techninių kliūčių nepavyko naudoti „nii“ formato failų, todėl reikėjo juos konvertuoti į „DICOM“ tipo failus. Tai buvo atliekama naudojant „3D Slicer“ programinę įrangą⁷. Prieš konvertuojant vaizdus, buvo parenkamas tam tikras ryškumo ir (ar) kontrasto lygis (angl. *Window / Level*), kur „W“ parametro reikšmė buvo nustatoma 350, o „L“ reikšmė – ties 40. Tokie parametrai yra priimtinausi pilvo aortos vaizdų analizei atlikti ir rekomenduojami „3D Slicer“ aplinkoje. Kitas žingsnis – vaizdų konvertavimas į „DICOM“ formatą, taikant tokį patį principą ir naudojant tą pačią programą. Atlikus eksportavimą kiekvienas nuotraukos vaizdas saugotas kaip individualus „DICOM“ failas. Tada vaizdai buvo peržiūrėti su „MicroDicom“ programine įranga⁸ ir atrenkama reikalingų vaizdų seka, t. y. buvo paliekami tik reikalingi vaizdų failai, o nereikalingi – tiesiog ištrinami.

Atlikus pacientų nuotraukų konvertavimą, tą patį reikėjo padaryti su ekspertinio segmentavimo failais. Segmentavimo duomenis saugančiuose failuose matoma tik pažymėta kaukė (angl. *mask*). Konvertavus failą su „3D Slicer“ programine įranga reikiamas tikslas nebuvo pasiektas, nes po tokio „DICOM“ failo panaudojimo išeigos vaizdas – baltų arba juodų pikselių paveikslas, kuriame nėra

⁷ „3D Slicer“ – atviro kodo programinė įranga, skirta medicininių vaizdų analizei. Šioje platformoje galima atlikti nuotraukų vizualizaciją, segmentaciją, klasifikaciją. Įrankis palaiko CT, MRT ir ultragarso nuotraukas.

⁸ „MicroDicom“ – atviro kodo programinė įranga, skirta „DICOM“ formato failų vizualizacijai ir analizei.

matoma segmentuota kaukė. Todėl nuspręsta „Python“ kalba parašyti programą, kuri konvertuos „.nii“ failą į „PNG“ formato failų aibę. Programos kodas pateiktas 6.2 priede.

Sukurtoje testavimo aplinkoje duomenys apie nuotraukas saugomi *GlobalVar* klasėje *DataSource* „List“ tipo konteineryje, kuris saugo *PathDataClass* duomenų klasės duomenis. Kiekvienas konteinerio įrašas saugo kelią (angl. *path*) iki duomenų failo ir failo eilės numerį konteineryje. Testinės aplinkos darbo pradžioje prašoma pasirinkti paciento nuotraukos failus, tada įkeliamos segmentavimo kaukės. „DICOM“ failai nuskaitomi su „fo-dicom“ bibliotekos pagalba:

```
using Dicom.Imaging;

var imageStart = new DicomImage(@GlobalVar.DataSource[i].Path);
Bitmap bitmapStart = imageStart.RenderImage().AsClonedBitmap();
```

Čia *imageStart* – „DICOM“ tipo failas, kuris vėliau konvertuojamas į *Bitmap* formato failą. Tokiu būdu testavimo aplinkoje nuskaitomi failai tolesniems darbams.

4.2. Pradinis vaizdų apdorojimas

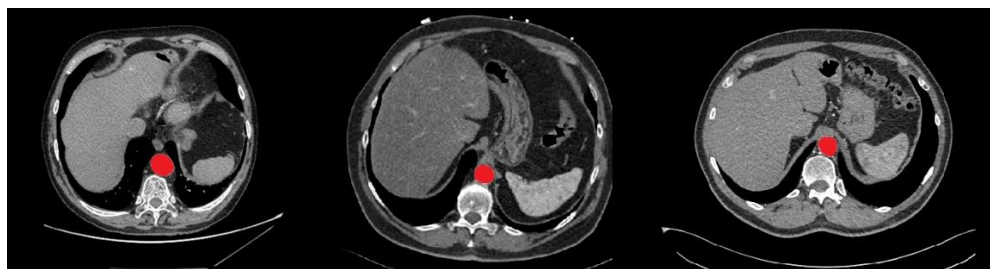
Neapdorotuose vaizduose matomas triukšmas, todėl, norint pagerinti segmentavimo rezultatus, reikia atlikti pradinį vaizdų apdorojimą. Magistro darbo skyriuje „Metodai“ buvo apžvelgti 3 triukšmo naikinimo filtrai ir kontrasto modifikavimo algoritmas. Testinėje aplinkoje buvo naudojama „AForge“ biblioteka, kurioje realizuoti vidurkio, medianos bei Gauso filtrai. Aprašytoms funkcijoms bibliotekos reikalauja pateikti *Bitmap* tipo vaizdo matricą ir filtro dydį (išskyrus vidurkio filtrą, kurio filtro dydžio konstanta yra 3 x 3). Atlikus segmentavimo tikslumo tyrimus, buvo nuspręsta naudoti Gauso filtrą, nes taikant šį filtrą segmentavimo rezultatai buvo daug geresni (rezultatai vertinti pagal rezultatų vidurkį, nes tam tikrose situacijose medianos ar vidurkio filtrai pateikdavo geresnius rezultatus).

Kitas žingsnis – vaizdo kontrasto modifikavimas organų riboms paryškinti ir pikseliams suvienodinti. Šis vaizdo apdorojimas realizuotas pritaikius (3.1.1) – (3.1.2) formules. Funkcijai pateikiamos *Bitmap* tipo vaizdo matrica ir slenkstinė reikšmė: pagal jas pateiktas vaizdas transformuojamas, o gautas rezultatas gražinamas kaip funkcijos išeiga. Atlikus bandymus nustatyta, kad geriausiai tinka slenkstinė reikmė tarp 20–40 vienetų. Kadangi geriausi pilvo aortos nuotraukos segmentavimo rezultatai buvo pasiekti su 20 vienetų reikšme, tolesniuose tyrimuose naudota būtent ši reikšmė.

4.3. Automatinis pilvo aortos aptikimas pirmajame vaizde

Testinėje aplinkoje buvo realizuotas DBSCAN klasterizavimo algoritmas ir taikytas įvairiuose tyrimo etapuose. Vienas jų – pirminis aortos identifikavimas CT nuotraukoje. Pritaikius turimas žinias ir DBSCAN algoritmą, analizuotas visas pirmasis vaizdas. Siekiant automatinio būdu aptikti

pilvo aortą pirmajame vaizde, pirmiausia, realizuotam DBSCAN algoritmui reikia nurodyti paieškos sritį ir ieškomų klasterių kriterijų. Šiuo atveju tyrimo autorių domina būtent baltos spalvos klasteriai. Tyrimuose buvo naudojami šie DBSCAN parametrai: $Eps = 2$, $MinPts = 3$. Buvo eksperimentuojama ir su kitomis šių parametru reikšmėmis, tačiau būtent šie nurodyti parametrai pateikė geriausius rezultatus. Didinant paieškos spindulį, prie analizuojamo klasterio kartais būdavo priskiriami netinkami taškai, o mažinant – kai kurių trūkdavo. Panašus principas išvelgiamas ir su kaimynystėje esančių kaimynų skaičiumi. Kandidatų atranka vykdoma tikrinant visus vaizdo pikselius ir, jei analizuojamasis atitinka atrankos kriterijus, jis įtraukiamas į kandidatų sąrašą. Toliau šie kandidatai suskirstomi į atskirus klasterius, iš kurių vėliau atrenkamas apvaliausia formą turintis klasteris pagal (3.2.3) formulę. Taip pat buvo atliekami eksperimentai skaičiuojant ovalumo koeficientą. Teigta, kad pilvo aorta pirmajame vaizde nebūtinai turi būti apvali – tokiu atveju ji būtų netaisyklingai klasifikuojama. Tačiau tyrimų rezultatai parodė, kad identifikuojant pilvo aortą pirmajame vaizde pagal ovalumą teisingai identifikuoti 13 iš 15 atvejų, o identifikuojant pagal apvalumą – 15 iš 15. Todėl toliau tyrime taikomas apvalumo koeficientas.



4.3.2. pav. Automatizuoto pilvo aortos identifikavimo pirmajame vaizde pavyzdžiai

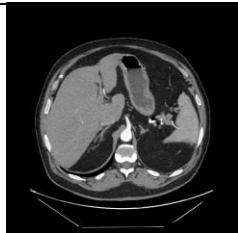
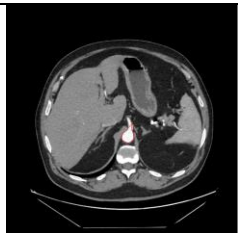
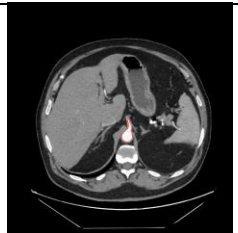
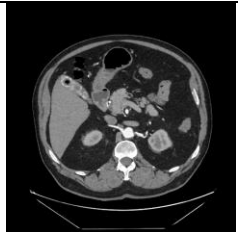

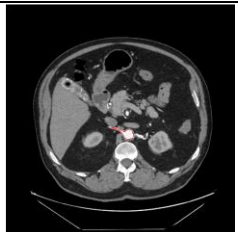



Taip pat yra tikimybė, kad pirmajame vaizde pilvo aorta bus labai arti stuburo ir po pradinio vaizdo apdorojimo riba tarp šių dviejų objektų gali išnykti – jei susilietimo vietoje susidarys pakankamai platus ruožas, kuris klaidins klasterizavimo algoritmą, bus sukurtas tik vienas klasteris, o ne du. Tokiu atveju siūlomas pirminio identifikavimo metodas greičiausiai suklystų ir reikėtų parinkti kitą pirminį vaizdą. Atliekant bandymus su turima duomenų aibe tokia problema neiškilo ir pilvo aorta visada identifikuota teisingai.

4.4. Pilvo aortos ir jos atsišakojimų identifikavimas ir segmentavimas

Pirmajame vaizde identifikavus pilvo aortą gaunamas pilvo aortos vidaus pikselių klasteris, iš kurio išskaičiuojamas klasterio centras ir apibrėžiamas naujos paieškos plotas. Tada šie duomenys siunčiami 3.3 poskyryje aprašytam ir realizuotam atsišakojimų paieškos metodui. Antrame vaizde pagal pirmojo vaizdo rezultatus DBSCAN algoritmas pateiktoje paieškos srityje bando ieškoti naujų baltos spalvos klasterių. Aptikus klasterius, randamas jų geometrinis centras ir iš to taško paleidžiamas ribų apkitimo algoritmas. Aptikus organų ribas papildomai saugomas segmentuojamas

plotas, pagal kurį bus tikrinami kito vaizdo klasterių kandidatai. Kadangi iškilo organų ribų susiliejiimo problema, kuri numatyta 3.3 poskyryje, buvo realizuotas pasiūlytas papildomos matricos (toliau – *blueBitmap*), patikrinimo sprendimas, kuris padėjo atskirti susiliejusius organus. Toks sprendimas leidžia atmesti paieškos srityje aptiktus neaktualius klasterius, nes pilvo aortos atsišakojimas visada bus maždaug toje pačioje vietoje kaip ir vientisa pilvo aorta ankstesniame vaizde. Tačiau toks sprendimas neigiamai veikia mažų klasterių analizę. Kadangi atsišakojimų paieška taikoma visiems rastiems pilvo aortos ir jos atsišakojimų klasteriams, tikimybė, kad naujas atsišakojimas bus neaptiktas, didesnė būtent mažos apimties klasteriams. Taip yra dėl to, kad mažo ploto klasteriai (pavyzdžiui, iki 20 pikselių) vaizdų sekoje gali turėti daugiau pokyčių nei didelio ploto klasteriai. Nauji pilvo aortos atsišakojimai ieškomi tam tikroje srityje, todėl mažoje paieškos srityje naujo pilvo aortos atsišakojimo pikseliai gali būti nutolę ir jų bus per mažai, siekiant formuoti naują klasterį – tai reiškia, kad tie pikseliai, kurie turi *blueBitmap* teigiamas reikšmes ir atitinka klasterių kandidatų reikalavimus, gali būti atmesti. Atliekant tyrimą buvo susidurta su šia problema, todėl nepavyko atsekti visų pilvo aortos atsišakojimų, dalis jų dingo.

4.4.1. lentelė. Neovalių pilvo aortos formų žymėjimo tyrimas

Nežymėtas vaizdas	Hibridinis algoritmas	Kontūro plėtimo algoritmas
		
		
		

Testinėje aplinkoje realizuoti hibridinis⁹ ir kontūro plėtimo segmentavimo algoritmai. Jie taikomi

⁹ Hibridinis segmentavimo algoritmas – baliono ir gyvatės algoritmų junginys. Iš pradžių baliono algoritmas išplečia kontūro taškus link organo ribų, o gyvatės algoritmas patikslina kontūrą pagal rasti lokalias maksimalias reikšmes.

aptiktų klasterių riboms nustatyti ir patikslinti. Tiek vienas, tiek kitas algoritmas pilvo aortą segmentuoja tiksliai, nes organo forma yra ovali (pavyzdžiai pateikti lentelėje 4.4.1). Netikslumų kyla atsiradus pilvo aortos atsišakojimų – tada pilvo aortos forma tampa neprognozuojama ir regiono plėtimo algoritmo segmentavimo rezultatai pranoksta hibridinį algoritmą, todėl tyrimuose buvo naudojamas būtent regiono plėtimo algoritmas. Tačiau šį algoritmą neigiamai veikia tarpusavyje susiliejusios organų ribos, kas lemia kur kas didesnę segmentuojamą plotą. Susidūrus su šia problema buvo įsivestas papildomas apribojimas, kuris, pastebėjęs segmentuojamo ploto padidėjimą bent 1,5 karto, analizuojamam vaizdui priskiria prieš tai buvusio vaizdo rezultatus. Toks sprendimas mažina rezultatų tikslumą, tačiau jis vis tiek geresnis, nei klaidingai išplėstas regionas. Dar bandyta, užuot išsaugojus senus rezultatus, taikyti hibridinį algoritmą ir tikėtis, kad jis nepasklis tokiu dideliu plotu kaip regiono plėtimo. Vis dėlto tyrimas parodė, kad senų rezultatų išlaikymas yra geresnis sprendimas, nes turint juos bendro modelio segmentavimas yra tikslesnis. Toks sprendimas taip pat daro neigiamą įtaką pilvo aortos atsišakojimų paieškai, todėl dalis jų bus neaptikta. Atliekant tyrimus pastebėta, kad kartais aptinkant iš kamieninės pilvo aortos einančius atsišakojimus prarandama pati kamieninė pilvo aorta. Tokiu atveju toliau arba sekamas vienas rastas pilvo aortos atsišakojimas, arba tiesiog sutrinka visa sprendimo veikla. Jei dingsta pagrindinė pilvo aorta, taikomas automatinis aortos identifikavimas pirmajame vaizde ir tikimasi, kad bus aptikta kamieninė pilvo aortos dalis. Kita vartus, toks sprendimas daro įtaką pilvo aortos atsišakojimų paieškai, kadangi jie ignoruojami ir visas dėmesys sutelkiamas kamieninei daliai atstatyti. Vis dėlto toks sprendimo būdas pagerino kai kurių pacientų nuotraukų segmentavimo tikslumą.

Aptikus ribas aplink gautą regioną apibrėžiama kvadrato formos paieškos sritis ir ji perduodama klasterizavimo algoritmui ieškoti naujų klasterių. Procesas vyksta tol, kol nebus pereita per visus nuotraukos vaizdus. Testinėje aplinkoje duomenys apie segmentuotus pilvo aortos klasterius laikomi trimačiame konteineryje, kur pirmoji dimensija – vaizdo numerį atspindintis indeksas, antroji – klasterio numeris, o trečioji – įrašas, kuriame saugoma segmentuotų taškų aibė, klasterio centro taškas ir paieškos sritis. Turint šiuos duomenis, toliau bus atliekamas segmentavimo tikslumo įvertinimas.

4.5. Aneurizmų segmentavimas CT vaizde

Atliekant tyrimus paaiškėjo, kad siūlomas sprendimas negalės atsekti visų matomų pilvo aortos atsišakojimų, todėl metodinėje magistro darbo dalyje pasiūlytas sprendimas, kuris remiasi kalcifikacijų išdėstymu, prarado savo vertę. Neturint visų pilvo aortos atsišakojimų neverta bandyti ieškoti aneurizmos pagal kalcifikacijas, nes nėra jokių garantijų, kad aptiktasis kandidatas nėra mažas pilvo aortos atsišakojimas. Dėl to tyrimų eigoje teko kurti naują metodą aneurizmoms identifikuoti ir segmentuoti. Žinoma, kad aneurizmos forma dažniausiai būna apvali ir ji yra aplink arba šalia pilvo

aortos vidinės dalies. Naujas sprendimas taip pat remiasi DBSCAN klasterizavimu. Skirtingai nei pilvo aortos vidinės dalies klasterių paieškoje, kur ieškomi baltos spalvos klasteriai, aneurizmos vidaus pikselių spalvos reikšmių nustatyti iš anksto be žmogaus rankinio identifikavimo neįmanoma. Todėl sprendimus teks priimti ne tik pagal spalvų reikšmes, bet ir pagal klasterių geometrines formas.

Iš anksto nežinoma, kokios spalvos klasteriai reikalingi, todėl bus klasterizuojami visi pikseliai pagal spalvų reikšmių vidurkio panašumą ir nesantys baltos spalvos. Vertinama ne pagal kiekvieną pikselio reikšmę atskirai (kaip buvo daroma pilvo aortos vidinės dalies atveju), o pagal segmentus (angl. *batches*). Aplink analizuojamą pikselį generuojama tam tikro dydžio matrica, kurioje centrinis elementas yra pasirinktas pikselis (tyrime naudota 3 x 3 matrica). Tada skaičiuojamas tokio segmento reikšmių vidurkis ir gražinamas jį klasterizuoti. Jei klasteriui bandomo naujai priskirti pikselio segmento reikšmių vidurkis neviršija slenkstinės reikšmės, atitinka *MinPts* ir *Eps* parametrus ir nėra baltos spalvos, jis įtraukiamas į klasterį. Kai gaunami visi klasteriai, tikrinama, kurio klasterio ir segmentuotos pilvo aortos bendras ploto apvalumo koeficientas yra aukščiausias. DBSCAN parametrai atliekant bandymus buvo šie: *Eps* – 2, *MinPts* – 2, *batchSize* – 3 x 3, *threshold* – 15. Šis sprendimas šiek tiek primena pirminį pilvo aortos identifikavimą, tačiau dabar tikrinamas bendras pilvo aortos ir aneurizmos plotas.

Toks sprendimas turi daugiau trūkumų nei privalumų. Tenkinantys rezultatai gaunami tada, kai aneurizma yra apvalios formos, apgaubia pilvo aortą iš visų arba iš vienos pusės ir, svarbiausia, nesiliečia su kitais panašios spalvos dariniais. Tada segmentavimas, taikant DBSCAN klasterizavimo algoritmą, pateikia neblogus rezultatus (apie juos plačiau kalbama skyriuje „Rezultatai“). Vis dėlto nustatyti tinkamą klasterį nepavyko tuomet, kai aneurizma:

- yra nedidelio ploto (pavyzdžiui, iki 100 pikselių);
- paplitusi aplink pilvo aortą plona (iki 5–10 pikselių pločio) juosta;
- turi bendrų sąlyčio taškų su kitais organais.

Pirmuoju ir antru atveju bus sudaroma daug mažų klasterių ir neaišku, kuriuos iš jų reikėtų priskirti aneurizmai. Taip įvyksta dėl didelio triukšmo lygio vaizde: pradinio apdorojimo algoritmai sumažina triukšmo lygį, tačiau jo nepanaikina visiškai – priešingu atveju organų ribas išvelgti būtų neįmanoma. O kai analizuojami maži dariniai, pokytis tarp pikselių reikšmių yra didesnis, kas lemia papildomų klasterių atsiradimą. Iš to išplaukia, kad, jei aplink pilvo aortą susidariusi aneurizma yra ganėtinai mažo ploto, greičiausiai ji nebus priskirta vienam klasteriui, o bus suskaldyta į kelis. Tokiu atveju būtų galima bandyti dirbtinai sujungti juos į vieną klasterį, nes visų jų apvalumo koeficientai turėtų būti gana geri. Tačiau, kai aneurizma turi bendrų sąlyčio taškų su kitais organais, atskirti aneurizmą ir panašios spalvos objektą labai sudėtinga – tai padaryti nepavyko ir šiame darbe.

Galbūt reikėtų atlikti papildomą pradinio vaizdo apdorojimo rezultatų korekciją ir koku nors būdu papildomai paryškinti ribas tarp organų.

Problemų taip pat kyla aptinkant aneurizmas automatiškai. Atliekant tyrimą kiekviename vaizde aplink pilvo aortą automatinio būdu ieškota apvalių klasterių, tačiau kartais buvo aptinkama darinių, kurie niekaip nesusiję su aneurizma. Tai gali būti raumenys, venos ar kiti organai, pavyzdžiui, kasa. Daugiausiai problemų kelia iš anksto nežinoma aneurizmos spalvų aibė. Kaip paaiškėjo tyrimų eigoje, aneurizmos pikselių spalvų reikšmės yra labai artimos kitų organų spalvoms. Tačiau ir tai iki galo neišspręstų problemas, nes, esant žemam riebalų tankiui, organai ir pilvo aorta su aneurizma yra labai arti vienas kito ir ribos tarp organų išblunka. Tai itin iškraipė automatinio segmentavimo rezultatus, be to, skaičiavimai užtrunka nemažai laiko – ieškant klasterių 100 pikselių skersmeniu tik aplink pagrindinę pilvo aortą, aneurizmos identifikavimo ir segmentavimo procesas vienoje nuotraukoje užtrunka apie 20–25 minutes, kai pilvo aortos vidinę dalį metodas išanalizuoja per 1–2 minutes, priklausomai nuo vaizdų skaičiaus nuotraukoje.

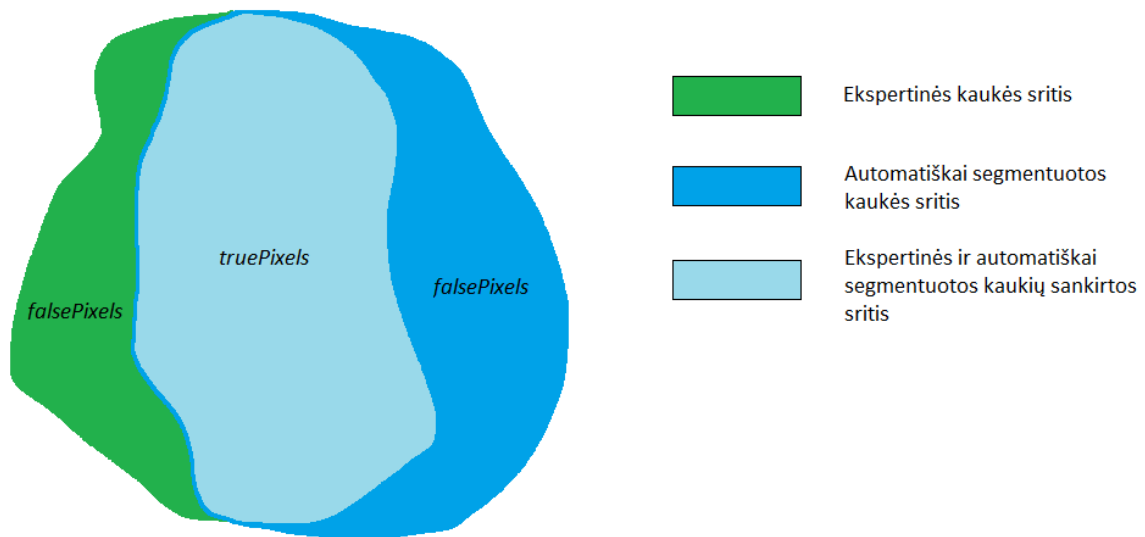
4.6. Segmentavimo tikslumo rodiklio skaičiavimas

Magistriniame darbe pilvo aortos ir aneurizmų segmentavimo tikslumas skaičiuojamas pagal sutapančių segmentuoto ir ekspertinio žymėjimo kaukės plotų procentinę reikšmę. Testavimo aplinkoje sukurta funkcija, kuri nuskaito importuotą „PNG“ formato žymėjimo kaukę ir sugeneruoja 512 x 512 dydžio matricą *expertMask*, kurioje elemento reikšmė lygi 1, jei šis pikselis buvo segmentuotas, ir 0, jei šis pikselis segmentuotas nebuvo. Darbe siūlomo sprendimo segmentavimo rezultatai lyginami su *expertMask* matrica, skaičiuojant tris kintamuosius (kintamųjų vizualizacija pavaizduota 4.6.1 pav.):

- *truePixels* – teisingai segmentuotų pikselių skaičius. Pikselis laikomas teisingai segmentuotu tada, kai jis yra priskirtas pilvo aortai po automatinio segmentavimo ir *expertMask* matricoje šį pikselį atitinkančio elemento reikšmė lygi 1.

- *falsePixes* – klaidingai segmentuotų pikselių skaičius. Pikselis laikomas klaidingai segmentuotas tada, kai jis yra priskirtas pilvo aortai po automatinio segmentavimo ir *expertMask* matricoje šį pikselį atitinkančio elemento reikšmė lygi 0, arba pikselis nėra priskirtas pilvo aortai po automatinio segmentavimo ir *expertMask* matricoje šį pikselį atitinkančio elemento reikšmė lygi 1.

- *allPixels* – visų analizuojamų pikselių skaičius arba *truePixels* ir *falsePixels* suma.



4.6.1. pav. Segmentavimo tikslumo koeficiento kintamųjų vizualus pavyzdys

Turint šiuos kintamuosius skaičiuojamas segmentavimo tikslumo koeficientas procentine išraiška:

$$\text{tikslumoKoeficientas} = \frac{\text{truePixels} * 100}{\text{allPixels}}, \quad (4.6.1)$$

Atliekant bandymus *tikslumoKoeficientas* skaičiuojamas kiekvienam vaizdui individualiai. Galiausiai išvedamas bendras modelio segmentavimo tikslumo vidurkis.

4.7. Skyriaus apie tyrimo eigą apibendrinimas

Šiame skyriuje buvo aprašyti atliekant tyrimus praktiškai išbandyti sprendimo būdai, suformuoti metodinėje magistro darbo dalyje. Sukurtoje testinėje aplinkoje pagal sukurtą metodą buvo sėkmingai įgyvendintas automatinis pilvo aortos identifikavimas ir segmentavimas pirmajame nuotraukos vaizde. Siūlomas sprendimas išbandytas su visa turima duomenų aibe. Proceso metu nebuvo gauta neigiamų rezultatų. Vis dėlto numatoma, kad problemų gali kilti tuo atveju, kai pilvo aortos ribos bus susiliejusios su kitais organais. Taip pat buvo sėkmingai realizuotas bei ištestuotas pilvo aortos ir jos atsišakojimų paieškos metodas, suformuluotas segmentavimo tikslumo vertinimo principas. Atlikus tyrimus ir analizuojant gautus segmentavimo rezultatus paaiškėjo, kad dabartinis sprendimo būdas nesugebės segmentuoti aneurizmų pagal metodinėje dalyje aprašytą sprendimo būdą. Teko kurti alternatyvą, kurios veikimo principas pagrįstas DBSCAN klasterizavimu ir apvalaus bendro klasterio (aneurizmos ir pilvo aortos) paieška. Pasiūlytas aneurizmų identifikavimo ir segmentavimo metodas buvo pritaikytas ir automatizuotas visos vaizdų aibės analizei.

5. Rezultatai

Šiame skyriuje bus apžvelgti magistro darbo metu atliktų tyrimų rezultatai. Tkrintas darbe siūlomo automatizuoto metodo pilvo aortos vidinės dalies ir aneurizmų identifikavimo ir segmentavimo tikslumas. Pilvo aortos vidinė dalis buvo segmentuojama su atsišakojimais ir be jų, taip pat lyginami gauti rezultatai. Aneurizmos segmentuotos su skirtingomis DBSCAN Eps parametro reikšmėmis. Segmentavimo tikslumas skaičiuojamas pagal (4.6.1) formulę.

5.1. Pilvo aortos vidinės dalies segmentavimo rezultatų tikslumas

Magistro darbo eksperimentų metu taikant siūlomą sprendimo būdą automatiškai buvo segmentuota 14 skirtingų pacientų CT nuotraukų. Turimoje pacientų segmentuotų kaukių aibėje ekspertai ne visada žymėdavo tik kamieninę pilvo aortos dalį. Nutikdavo ir taip, kad trumpoje vaizdų sekoje (apie 5 vaizdus) ekspertai žymėdavo tam tikrus atsišakojimus, o vėliau juos ignoruodavo. Tai kenkė segmentavimo pagal siūlomą sprendimo būdą tikslumui, nes metodas stengiasi sekti visus pilvo aortos atsišakojimus. Turima ekspertinė segmentuotų duomenų aibė neleidžia iki galo įvertinti automatizuotu būdu gautų rezultatų, nes, joje nenustatyta ar segmentuojama tik kamieninė pilvo aortos dalis, ar visas pilvo aortos modelis su visais atsišakojimais.

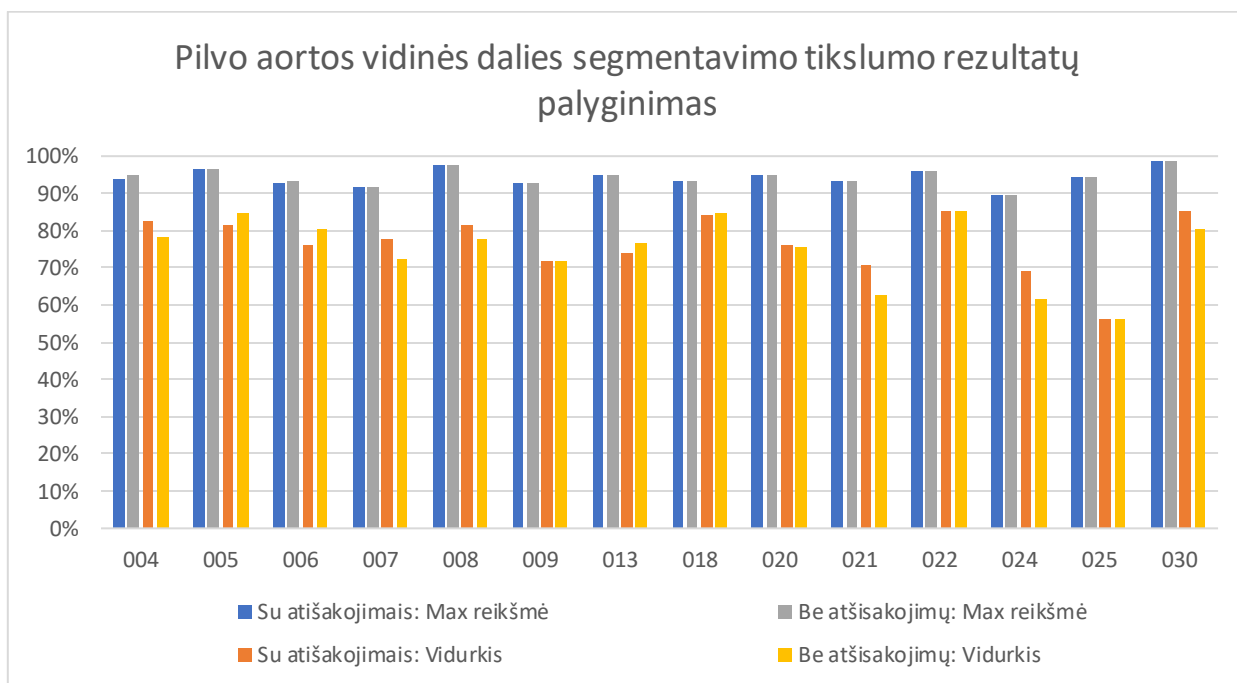
Pilvo aortos vidinės dalies segmentavimo tikslumą įvertinti nuspręsta pagal dvi situacijas – kai atsišakojimai yra sekami ir kai nėra. Tokiu būdu bandoma įvertinti, kaip pilvo aortos atsišakojimų aptikimas neigiamai paveikia galutinį rezultatą. Vertinant atvejus be atsišakojimų, segmentavimo tikslumas krenta, kai ekspertinėje kaukėje žymimi keli atsišakojimai arba kai analizuojamas vaizdas yra kojų srityje – tuomet siūlomas sprendimas seks tik vieną atsišakojimą, o kaukėje bus matomi du. Tuo atveju, kai sekami pilvo aortos atsišakojimai, segmentavimo tikslumas kris sekant atsišakojimus, kurie nėra toliau segmentuojami ekspertinėse kaukėse. Tikslumo įvertis buvo skaičiuojamas pagal (4.6.1) formulę. Pilvo aortos vidinės dalies segmentavimo metu naudojami parametrai:

- pradinis vaizdo apdorojimas – Gauso 5 x 5 triukšmo naikinimo filtras ir kontrasto modifikavimas 20 vienetų stiprumo lygiu;
- pirmojo aortos klasterio minimalus skersmuo – 10 pikselių;
- DBSCAN – $Eps = 2$ ir $MinPts = 3$;
- ploto augimo apribojimas – 1,5 karto;
- kontūro augimo algoritmo E_{img} maksimali reikšmė – 15 000;
- kontūro augimo algoritmui tinkamų pikselių spalvos RGB reikšmių intervalas – nuo 250 iki 255.

5.1.1. lentelė. Apibendrinti pilvo aortos vidinės dalies segmentavimo tikslumo rezultatai

Segmentavimas su pilvo aortos atsišakojimais		Segmentavimas be pilvo aortos atsišakojimų	
Maksimali vieno vaizdo segmentavimo tikslumo reikšmė	98,95 %	Maksimali vieno vaizdo segmentavimo tikslumo reikšmė	98,95 %
Maksimalus nuotraukos segmentavimo tikslumo vidurkis	85,35 %	Maksimalus nuotraukos segmentavimo tikslumo vidurkis	85,14 %
Bendras visų nuotraukų vidurkis	76,57 %	Bendras visų nuotraukų vidurkis	74,87 %

5.1.1 lentelėje apibendrinti visų nuotraukų automatinio segmentavimo rezultatai. Siūlomas sprendimas vertinamas pagal tris reikšmes: maksimalų segmentavimo tikslumą, maksimalų segmentavimo tikslumo vidurkį ir bendrą visų nuotraukos vaizdų segmentavimo tikslumo vidurkį. Iš gautų rezultatų matoma, kad segmentavimas analizuojant pilvo aortos atsišakojimus pateikė beveik 2 % geresnius rezultatus (76,57 %). Maksimalios ir vidurkio reikšmės yra beveik apylygės. Šios reikšmės gaunamos tada, kai vaizde matoma kamieninė pilvo aortos dalis, jos forma yra apvali ir ryškiai matomos jos ribos. Kai pilvo aortos forma sudėtingesnė, segmentavimo tikslumas gali mažėti.



5.1.1. pav. Tiriamos pacientų nuotraukos aibės pilvo aortos vidinės dalies segmentavimo tikslumo rezultatų palyginimas

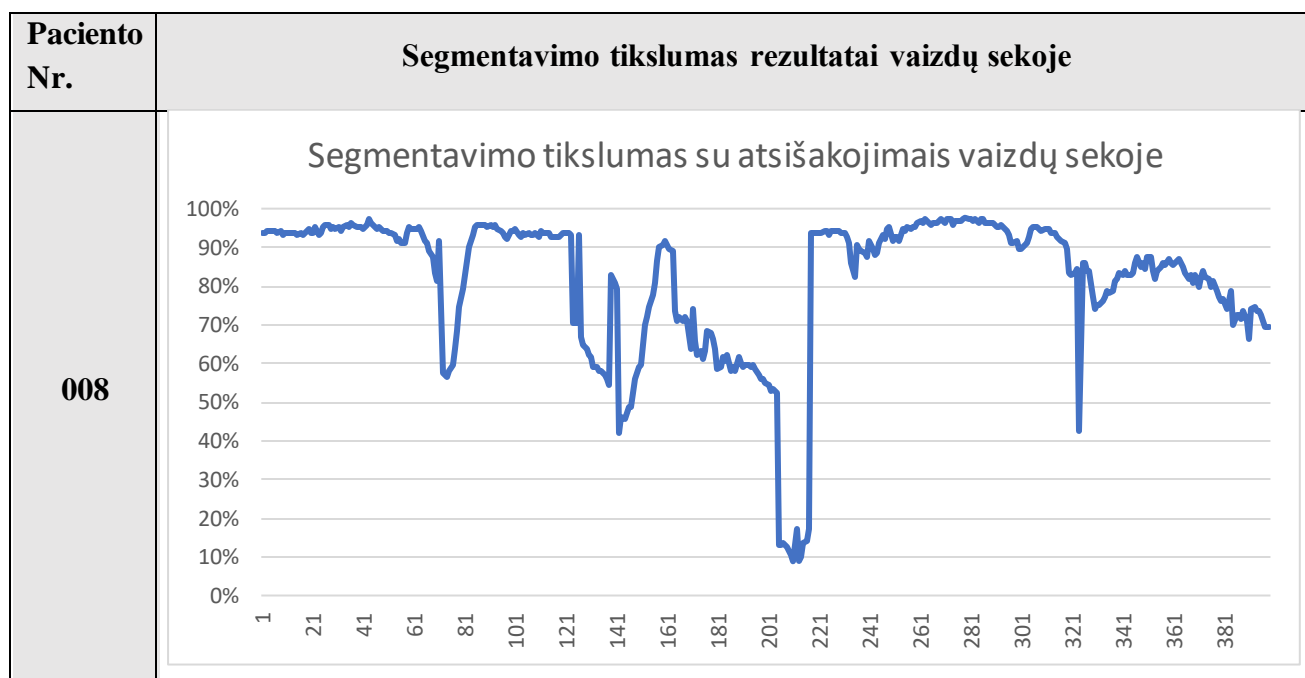
5.1.1 paveiksle pavaizduotas tiriamosios pacientų aibės segmentavimo rezultatų palyginimas, kuriame lyginami segmentavimo atvejai su pilvo aortos atsišakojimais ir be jų. Diagramos x ašis rodo

segmentavimo tikslumo procentinę išraišką, o y ašis – paciento nuotraukos failo pavadinimą. Mėlynos ir pilkos spalvų stulpeliai atspindi maksimalias vaizdo segmentavimo tikslumo reikšmes nuotraukoje. Remiantis gautais rezultatais, matoma, kad vienetinės maksimalios reikšmės visada būna beveik apylygės, tik „004“ nuotraukos atveju maksimalių reikšmių skirtumas didesnis. Kita vertus, pokytis tarp nuotraukos segmentavimo tikslumo vidurkių (geltonos ir oranžinės spalvų stulpeliai) ryškesnis:

- 6 iš 14 segmentavimo su pilvo aortos atsišakojimais atvejų bendro nuotraukos segmentavimo tikslumo vidurkio reikšmė yra didesnė;
- 4 iš 14 segmentavimo be pilvo aortos atsišakojimų atvejų bendro nuotraukos segmentavimo tikslumo vidurkio reikšmė yra didesnė;
- 4 iš 14 segmentavimo atvejų vidurkiai beveik lygūs.

Nors skirtumas ir nedidelis, segmentavimas su pilvo aortos atsišakojimais pasiekė geresnių rezultatų visų nuotraukų atžvilgiu. Tikslios nuotraukų segmentavimo tikslumo reikšmės pateiktos 6.5 priede.

5.1.2. lentelė. Paciento „008“ nuotraukos pilvo aortos vidinės dalies segmentavimo tikslumo rezultatų vaizdų sekoje diagramos

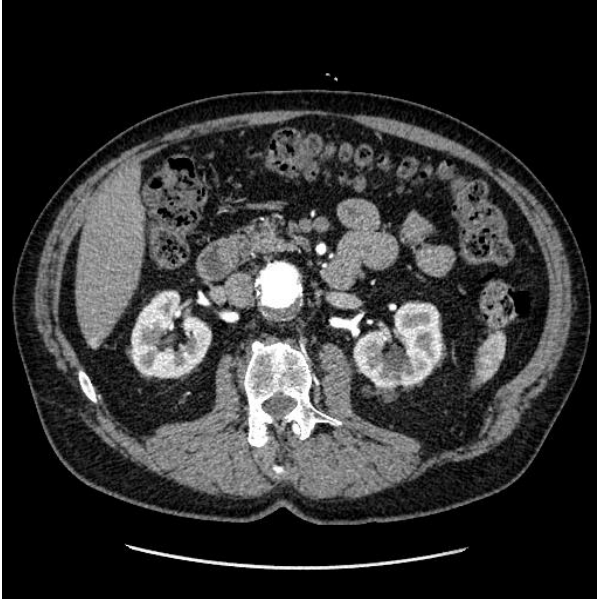
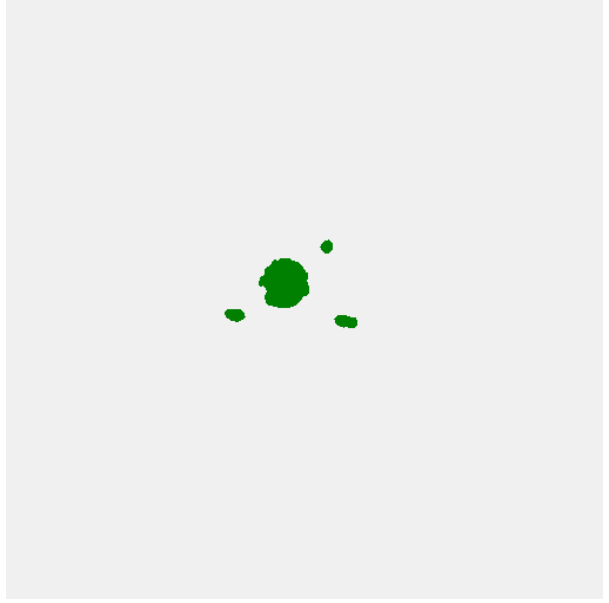
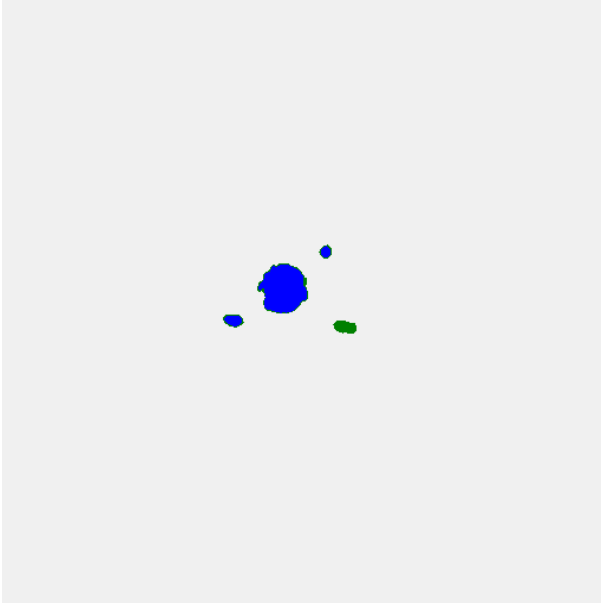
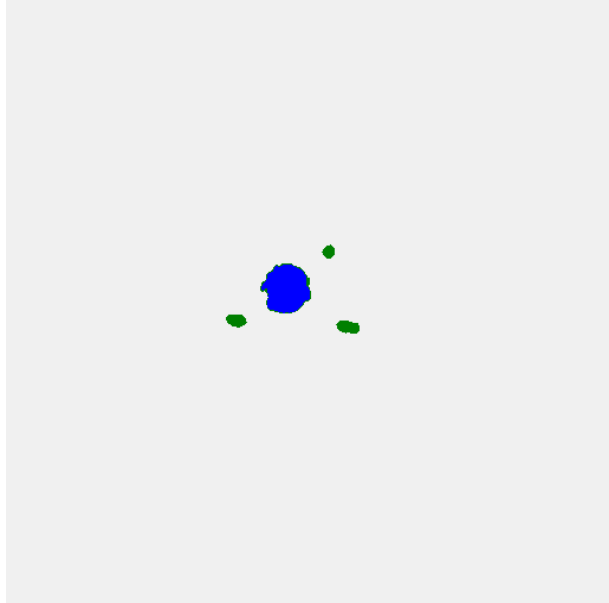




Plėtojant tyrimą buvo gilinamasi į segmentavimo rezultatų pokytį vaizdų sekoje. 5.1.2 lentelėje pavaizduoti paciento „008“ nuotraukos segmentavimo tikslumo rezultatai visos nuotraukos vaizdų sekoje. Diagramų x ašis rodo segmentavimo tikslumo procentinę išraišką, o y ašis – paciento nuotraukos vaizdo numerį. Minėtoje lentelėje lyginami du atvejai – kai segmentuojama su pilvo aortos atsišakojimais ir be jų. Pirmuoju atveju didžiausias rodiklio kritimas matomas imties viduryje. Taip galėjo įvykti dėl to, kad tam tikru momentu buvo pamesta pagrindinė pilvo aorta, nes antrame grafike toks kritimas nėra matomas. Sprendžiant šią problemą buvo įtraukta sąlyga, kad, jei nutinka taip, jog vaizde lieka vienas klasteris, kurio elementų skaičius mažesnis nei 50, tada daroma prielaida, kad buvo pamesta kamieninė pilvo aortos dalis ir sekamas tik jos atsišakojimas. Tokiu atveju paleidžiamas automatinis pilvo aortos aptikimo pirmajame vaizde algoritmas ir tikimasi, kad bus teisingai nustatyta kamieninė pilvo aortos dalis. Imties vidurio srityje tokie prasti rezultatai galimi dėl to, kad, greičiausiai, buvo sekami bent du pilvo aortos atsišakojimai ir prarasta kamieninė jos dalis. O segmentuojant be pilvo aortos atsišakojimų rezultatai staigiai blogėja vaizdų sekos pabaigoje. Taip įvyksta dėl to, kad pilvo aorta atsišakoja į klubines arterijas, o algoritmas seka tik vieną iš jų, todėl pirmuoju atveju tame intervale rezultatai geresni. Visų nuotraukų segmentavimo tikslumo diagramos pateiktos 6.3 priede.

Galiausiai, 5.1.3 lentelėje pateikiami vizualūs vidinės pilvo aortos segmentavimo pavyzdžiai ir dar pora papildomų pavyzdžių 6.4 priede. Nurodytoje lentelėje pateiktas originalus CT vaizdas, ekspertinė kaukė (žaliai pažymėtos sritys) bei kaukės po darbe siūlomo automatizuoto pilvo aortos vidinės dalies segmentavimo metodo (mėlynai pažymėtos sritys). Pateiktame pavyzdyje pilvo aorta ekspertų segmentuota su trimis atsišakojimais.

5.1.3. lentelė. Automatizuoto CT vaizdų segmentavimo rezultatų pavyzdžiai

CT vaizdas	Ekspertinė kaukė
	
Automatiškai segmentuota kaukė (su atsišakojimais)	Automatiškai segmentuota kaukė (be atsišakojimų)
	
Tikslumas: 88,14 %	Tikslumas: 77,85 %

Darbe siūlomas sprendimas identifikavo ir segmentavo 2 iš 3 atsišakojimus. Minėtoje lentelėje pateikti vaizdai su mėlynomis kaukėmis atvaizduoja gautus rezultatus. Taip pat juose galima matyti ir žalių sričių – tai ekspertinės kaukės pikseliai, kurie nebuvo įtraukti į sugeneruotą kaukę.

5.2. Aneurizmų segmentavimo rezultatų tikslumas

Aneurizmoms identifikuoti ir segmentuoti buvo naudojama tokia pati aibė, kaip ir vidinės pilvo aortos dalies segmentavimo atveju. Tyrimų metu buvo keičiamas DBSCAN algoritmo *Eps* parametras ir stebima, kokią įtaką tai darys galutiniam nuotraukos segmentavimo tikslumui. Bandymai buvo atliekami su $Eps = 2$ ir $Eps = 4$ reikšmėmis. Didinant *Eps* reikšmę klasteriui gali būti priskirti tie taškai, kurie galimai būtų priskirti atskiram klasteriui arba triukšmui. Tokiu būdu bandoma užpildyti aneurizmos klasterio vidų, kadangi parenkant *Eps* reikšmę 2 nutikdavo taip, kad nustatytos aneurizmos viduje atsirasdavo neužpildytos sritys. Kita vertus, kyla pavojus ieškomam klasteriui priskirti taškus, nesusijusius su ieškamu objektu (pavyzdžiui, kito organo, tokio kaip kasos, vidaus taškus už aneurizmos ribų). Parametras *MinPts* tokios didelės įtakos rezultatams nedarė, todėl visada taikyta reikšmė buvo lygi 2.

Aneurizmų segmentavimo metu naudojami parametrai:

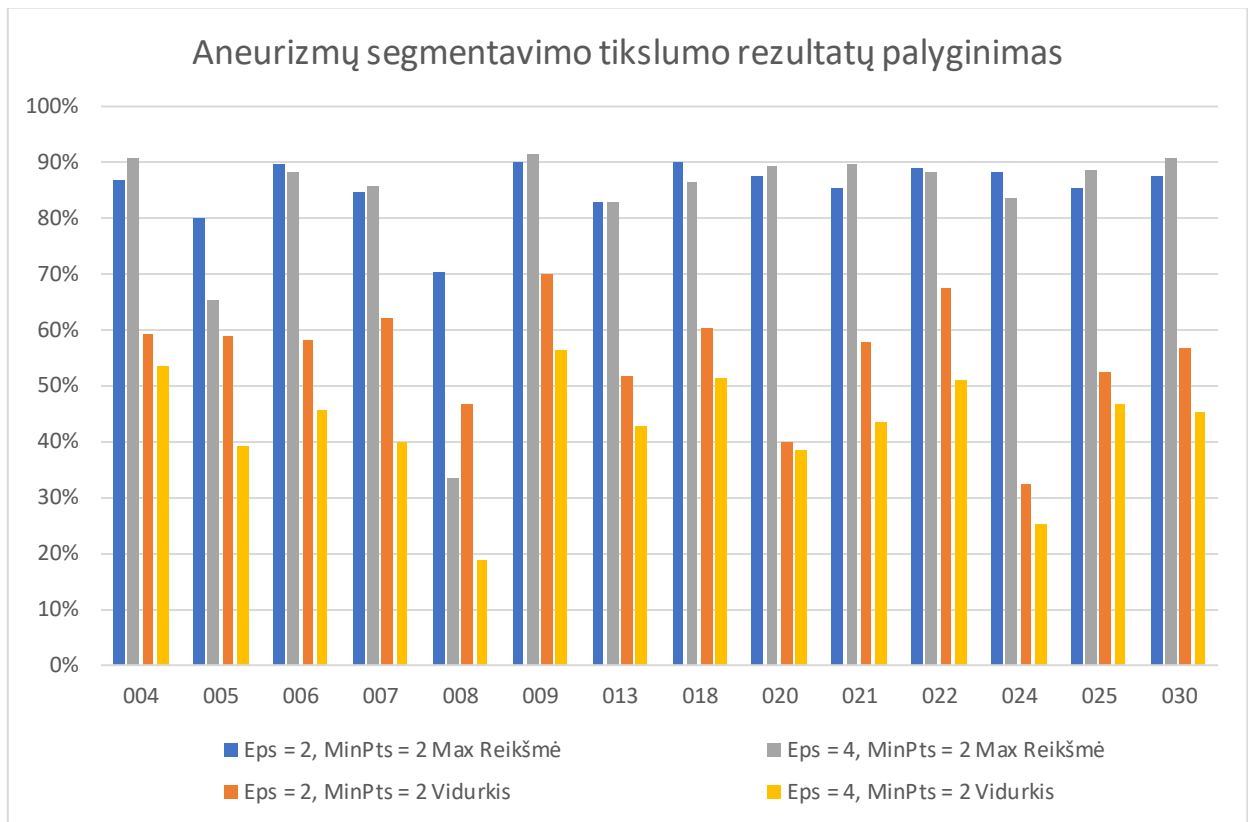
- pradinis vaizdo apdorojimas – Gauso 5 x 5 triukšmo naikinimo filtras ir kontrasto modifikavimas 20 vienetų stiprumo lygiu;
- analizuojami pilvo aortos klasteriai – kamieninė pilvo aortos dalis;
- DBSCAN – 1) $Eps = 2$ ir $MinPts = 2$. 2) $Eps = 4$ ir $MinPts = 2$;
- DBSCAN tinkamų pikselių spalvos RGB reikšmių intervalas – nuo 0 iki 250;
- DBSCAN segmentų *batchSize* – 3 x 3, pikselių energijos *threshold* – 15.

5.2.1. lentelė. Aneurizmų segmentavimo tikslumo apibendrinti rezultatai

<i>Eps</i> = 2		<i>Eps</i> = 4	
Maksimali vieno vaizdo segmentavimo tikslumo reikšmė	90,02 %	Maksimali vieno vaizdo segmentavimo tikslumo reikšmė	91,40 %
Maksimalus nuotraukos segmentavimo tikslumo vidurkis	70,19 %	Maksimalus nuotraukos segmentavimo tikslumo vidurkis	56,42 %
Bendras visų nuotraukų vidurkis	55,34 %	Bendras visų nuotraukų vidurkis	42,74 %

5.2.1 lentelėje pateikti apibendrinti aneurizmų segmentavimo rezultatai. Iš gautų rezultatų matoma, kad segmentavimas su $Eps = 2$ reikšme pateikė beveik 13 % geresnius rezultatus nei segmentavimas su $Eps = 4$ reikšme. Kita vertus, taikant $Eps = 4$ reikšmę buvo pasiekta didesnė maksimali vieno vaizdo segmentavimo tikslumo reikšmė – ji lenkia $Eps = 2$ reikšmę 1,38 %. Tačiau

maksimali visos nuotraukos segmentavimo tikslumo reikšmė vis tiek didesnė segmentavimo su parametru $Eps = 2$.



5.2.1. pav. Tiriamos pacientų nuotraukos aibės aneurizmų segmentavimo tikslumo rezultatų palyginimas

5.2.1 paveiksle pavaizduotas tiriamosios pacientų aibės aneurizmų segmentavimo rezultatų palyginimas, kuriame lyginami segmentavimo atvejai su Eps parametro reikšmėmis 2 ir 4. Diagramos x ašis rodo segmentavimo tikslumo procentinę išraišką, o y ašis – paciento nuotraukos failo pavadinimą. Mėlynos ir pilkos spalvos stulpeliai atspindi maksimalias vaizdo segmentavimo tikslumo reikšmes nuotraukoje. Nuotraukų segmentavimo tikslumo vidurkis pavaizduotas oranžine ($Eps = 2$) ir geltona ($Eps = 4$) spalvomis. Remiantis gautais rezultatais, matoma, kad:


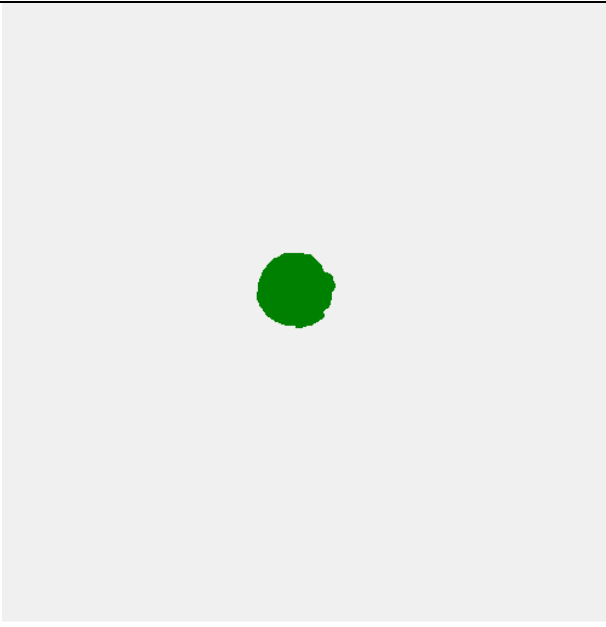
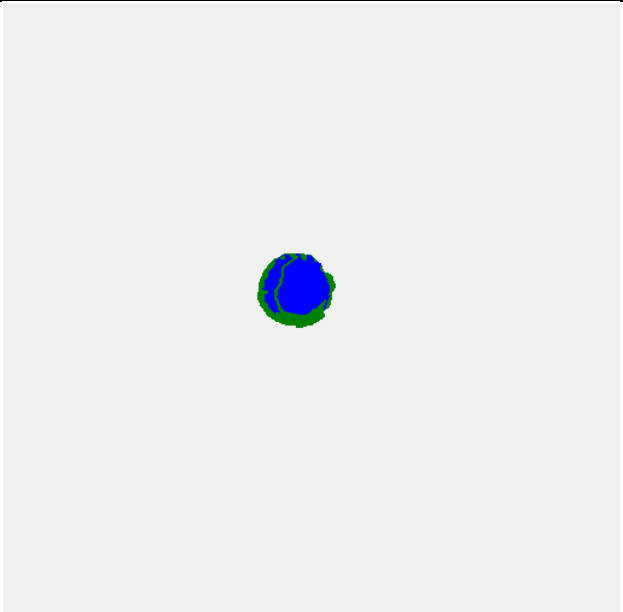
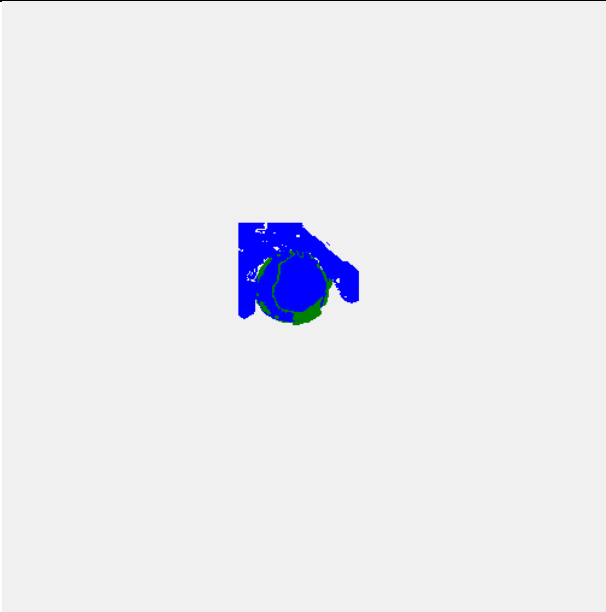
- 7 iš 14 atvejų, kai $Eps = 2$, maksimali vieno vaizdo segmentavimo tikslumo reikšmė didesnė (tiek pat atvejų ir su $Eps = 4$);
- 14 iš 14 atvejų nuotraukų bendras segmentavimo vidurkis didesnis su $Eps = 2$ reikšme.

Kaip ir tikėtasi, Eps parametro didinimas padeda patikslinti aneurizmos vidaus taškus, tačiau pažvelgus į situaciją iš bendros perspektyvos, parametro didinimas kenkia galutiniam nuotraukos įverčiui, nes dažnu atveju aneurizmai priskiriami nereikalingi dariniai. Tikslios nuotraukų segmentavimo tikslumo reikšmės pateiktos 6.5 priede.

Galiausiai, 5.2.2 lentelėje pateikiami vizualūs vidinės pilvo aortos segmentavimo pavyzdžiai ir dar keletas papildomų pavyzdžių 6.6 priede. Nurodytoje lentelėje pateiktas originalus CT vaizdas,

ekspertinė kaukė (žaliai pažymėtos sritys) ir kaukės po darbe siūlomo automatizuoto pilvo aortos aneurizmos segmentavimo metodo (mėlynai pažymėtos sritys).

5.2.2. lentelė. Automatizuoto CT vaizdų segmentavimo rezultatų pavyzdžiai

CT vaizdas	Ekspertinė kaukė
	
Automatiškai segmentuota kaukė ($Eps = 2$)	Automatiškai segmentuota kaukė ($Eps = 4$)
	
Tikslumas: 68,07 %	Tikslumas: 32,09 %

Darbe siūlomas sprendimas identifikavo ir segmentavo aneurizmą. Minėtoje lentelėje pateikti vaizdai su mėlynomis kaukėmis atvaizduoja gautus rezultatus. Juose taip pat galima matyti ir žalių sričių – tai ekspertinės kaukės pikseliai, kurie nebuvo įtraukti į sugeneruotą kaukę. Šiuo atveju matoma, kad $Eps = 4$ reikšmės atveju tikros aneurizmos plotas pažymėtas didesnis nei $Eps = 2$, tačiau, esant per dideliu paieškos spinduliui, klasteriui buvo priskirtos panašios spalvos sritys, kurios nėra aneurizma. Tačiau yra atvejų, kai $Eps = 4$ reikšmė patikslino aneurizmos ribas ir pateikė tikslesnį rezultatą. Tokius pavydžius galima rasti 6.6 priede.

Išvados

Magistro darbe siūlomas pilvo aortos ir aneurizmų identifikavimo bei segmentavimo sprendimas, atskleistos kylančios problemos bei pasiūlyti konkretūs jų sprendimo būdai. Darbo eigoje buvo iškelti šie uždaviniai: apžvelgti su pilvo aortos automatinio segmentavimo problema susijusią literatūrą, aprašyti turimą duomenų aibę ir pateikti įžvalgas, paruošti nuotraukas tyrimui, sukurti ir ištestuoti automatizuotus metodus, pasiūlyti konkrečių problemų sprendimo būdų ir apžvelgti rezultatus.

Buvo atlikta turimų duomenų ir literatūros analizė. Darbo metu iš viso apžvelgta 19 šaltinių, susijusių tiek su informatikos, tiek su medicinos sritimi. Darbe analizuojamą duomenų aibę sudaro 30 skirtingų pacientų CT nuotraukų. Atliekant vaizdų analizę buvo gilinamasi į vizualias pilvo aortos savybes, kurios padėtų išspręsti identifikavimo ir segmentavimo problemas. Vaizdų analizė – svarbi tiriamojo darbo dalis, nes didelė siūlomo pilvo aortos identifikavimo ir segmentavimo sprendimo apribojimų dalis remiasi būtent po šios darbo dalies gautomis išvadomis ir įžvalgomis. Taip pat buvo apdorota ir tyrimui paruošta pacientų nuotraukų duomenų aibė. Tyrimuose naudotos tik 14 pacientų nuotraukų, nes jos turėjo tinkamas ekspertų segmentuotas kaukes. Buvo suformuluotas ir praktiškai ištestuotas siūlomas sprendimo būdas. Pilvo aortos automatizuotas identifikavimas ir jos atsišakojimų paieška realizuota taikant DBSCAN klasterizavimo algoritmą, o segmentavimui naudotas kontūro plėtimo algoritmas. Pirminis aneurizmos segmentavimas turėjo būti remiamas aplink pilvo aortą išsidėsčiusiomis kalcifikacijomis, tačiau tyrimo metu paaiškėjo, kad siūlomas sprendimas nesugeba iki galo atsekti visų įmanomų atsišakojimų, o pasiūlytam sprendimui tai labai svarbus kriterijus. Todėl buvo modifikuojamas DBSCAN klasterizavimo algoritmas ir taikomas būtent jis. Tyrimų pabaigoje apžvelgiami gautieji rezultatai. Bendras visų nuotraukų pilvo aortos vidinės dalies segmentavimo vidurkis siekė 76,57 % tikslumo, o geriausiai segmentuotos nuotraukos tikslumas siekė 85,35 %. Rezultatų kokybei didelę įtaką darė ekspertinės aibės žymėjimas, nes kaukėse kartais buvo žymimi ir sekami tam tikri pilvo aortos atsišakojimai, o kartais ne. Tai reiškia, kad pilnavertiškai įvertinti sprendimo nepavyko, nes siūlomas metodas ieško visų galimų atsišakojimų ir stengiasi juos sekti kuo ilgesniu vaizdų intervalu. Dėl šios priežasties buvo vertinama pagal pilvo aortos segmentavimą be atsišakojimų ir su jais. Pirmasis variantas pateikė geresnius rezultatus. Taip pat buvo įvertintas aneurizmų segmentavimas su skirtingais DBSCAN algoritmo *Eps* parametro reikšmėmis. Geresni rezultatai buvo pasiekti, kai *Eps* buvo lygus 2. Bendras visų nuotraukų aneurizmų segmentavimo vidurkis lygus 55,34 %, o geriausia nuotraukos segmentavimo vidurkio reikšmė – 70,19 %.

Apibendrinant galima teigti, kad darbo tikslas pasiektas – buvo iširtos pilvo aortos savybės CT vaizduose, pagal jas pasiūlytas ir ištestuotas pilnai automatizuotas pilvo aortos ir aneurizmų

identifikavimo ir segmentavimo metodas, apžvelgtos išskilusios problemos bei pateikti jų sprendimo būdai.

Šaltiniai

- [BKB96] R. Balm, R. Kaatee, J.D. Blankensteijn, W.P.T.M. Mali, B.C. Eikelboom (1996). *CT-angiography of abdominal aortic aneurysms after transfemoral endovascular aneurysm management*, Vol. 12, Issue 2, p. 182-188, ISSN 1078-5884, [https://doi.org/10.1016/S1078-5884\(96\)80104-3](https://doi.org/10.1016/S1078-5884(96)80104-3).
- [BSB+08] Buivydaitė, K., Semėnaitė, V., Braždžionytė, J., Macas, A. (2008). *Aortic dissection*, Medicina 44, No. 3, p. 247, <https://doi.org/10.3390/medicina44030032>.
- [DBZ+20] Dziubich, T., Białas, P., Znanięcki, Ł., Halman, J., & Brzeziński, J. (2020, August). *Abdominal aortic aneurysm segmentation from contrast-enhanced computed tomography angiography using deep convolutional networks*. In: Springer, Cham, *ADBIS, TPDFL and EDA 2020 Common Workshops and Doctoral Consortium*, p. 158–168.
- [EKS+96] Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J., Xu, X. (1996). *A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise*. Proceedings of Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Portland, p. 226–231.
- [Gra21] Gražulytė, G. (2021). *Pilvinės aortos ir jos pagrindinių šakų (pilvinio kamieno, viršutinės ir apatinės pasaito arterijų, inkstų arterijų) radiologinė diagnostika*.
- [GSH+18] Goldenberg, L., Saliba, W., Hayeq, H., Hasadia, R., & Zeina, A. R. (2018). *The impact of abdominal fat on abdominal aorta calcification measured on non-enhanced CT*. Medicine, 97(49), e13233. <https://doi.org/10.1097/MD.00000000000013233>.
- [HTD+18] Hemalatha, R., Thamizhvani, T., Dhivya, A. J. A. , Joseph, J. E. , Babu, B., & Chandrasekaran, R. (2018). *Active Contour Based Segmentation Techniques for Medical Image Analysis*. Medical and Biological Image Analysis. IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/intechopen.74576>.
- [KTT+10] Kauffmann, C., Tang, A., Therasse, E., Soulez, G. (2010) *An hybrid CPU-GPU framework for quantitative follow-up of abdominal aortic aneurysm*, volume by CT angiography. <https://doi.org/10.1117/12.844499>.
- [LAC+19] Lareyre, F., Adam, C., Carrier, M., Dommerc, C., Mialhe, C., Raffort, J. (2019). *A fully automated pipeline for mining abdominal aortic aneurysm using image segmentation*, Scientific Reports 9, 13750. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-50251-8>.
- [LCK+17] Lee, K. M., Choi, S. Y., Kim, M. U., Lee, D. Y., Kim, K. A., & Park, S. (2017). *Effects of anatomical characteristics as factors in abdominal aortic aneurysm rupture: CT aortography analysis*. Medicine, 96(25), e7236. <https://doi.org/10.1097/MD.00000000000007236>.
- [MK11] Mythili, C., Kavitha, V. (2011). *Efficient technique for color image noise reduction*. The Research Bulletin of Jordan ACM, 2(3), p. 41–44.

[Pal21a] Palkevič, V. (2021). *Automatinė pilvo aortos atsišakojimų paieška kompiuterinės tomografijos nuotraukoje*. Konferencijos „Lietuvos magistrantų informatikos ir IT tyrimai“ darbai, Vilnius: University Open Series, p. 77–83. <https://www.zurnalai.vu.lt/open-series/article/view/24034>
<https://doi.org/10.15388/LMITT.2021.9>.

[Pal21b] Palkevič, V. (2021). *Pilvo aortos tomografijos vaizdų segmentavimo automatizavimas*. Vilnius: Vilniaus universitetas. Prieiga per eLABa – nacionalinė Lietuvos akademinė elektroninė biblioteka.

[RAC+20] Raffort, J., Adam, C., Carrier, M., Ballaith, A., Coscas, R., Jean-Baptiste, E., Hassen-Khodja, R., Chakfé, N., Lareyre, F. (2020). *Artificial intelligence in abdominal aortic aneurysm*. Journal of Vascular Surgery, July; 72(1):321-333.e1. doi: 10.1016/j.jvs.2019.12.026.

[STM+04] Satoru T., Takamichi M., Manabu T., Tonsok K., Masatoshi H., Yoshifumi N., Hironobu N. (2004). *Is half-dose contrast-enhanced three-dimensional MR angiography sufficient for the abdominal aorta and pelvis*. <https://doi.org/10.1002/jmri.10443>.

[TGQ+21] Tao, Z., Guofeng, S., Qingyun, Z., Qinning, W., Mengmeng, Y. (2021). *Abdominal Enhanced Computed Tomography Image by Artificial Intelligence Algorithm in the Diagnosis of Abdominal Aortic Aneurysm*, <https://doi.org/10.1155/2021/8721464>.

[UA02] Urbonavičius, S., Antušėvas, A. (2002). *Pilvo aortos aneurizmos plyšimas*. Medicina, 2002, t. 38, Nr. 8.

[VA13] Verma, R., Ali, J. (2013). *A comparative study of various types of image noise and efficient noise removal techniques*. International Journal of advanced research in computer science and software engineering, 3(10).

[WNL+07] Werder, R., Nanz, D., Lutz, A. M., Weishaupt, D., McCormack, L., Seifert, B., Marincek, B., & Willmann, J. K. (2007). *Assessment of the abdominal aorta and its visceral branches by contrast-enhanced dynamic volumetric hepatic parallel magnetic resonance imaging: feasibility, reliability and accuracy*. European radiology, 17(2), p. 541–551. <https://doi.org/10.1007/s00330-006-0384-1>.

6. Priedai

6.1. Turimų nuotraukų specifikacijos lentelė

Šiame priede pateikiami duomenys apie vaizduose matomas aneurizmas ir disekacijas, tačiau pastarosios magistriniame darbe neanalizuojamos.

Nr.	Nuotraukos pavadinimas	Vaizdų skaičius	Esančios ligos	Ligos sritis (vaizdų imtis nustatyta darbo autoriaus)	Ligos sritis (segmentuota ekspertų)	Ligos formos sudėtingumas	Kontrastinė medžiaga	Kalcifikacijos	Sąlytis su kitais organais
1	002.nii	114	Aneurizma	48-68	43-74	Nesudėtinga, apvali	Ne	Taip	Taip
2	003.nii	687	Aneurizma	350-458	285-559	Nesudėtinga, apvali	Taip	Taip	Taip
3	004.nii	724	Aneurizma	339-529	303-531	Sudėtinga aneurizmos pradžios forma, pirmuose 30 vaizdų, toliau aneurizma įgauna apvalią formą	Taip	Taip	Taip
4	005.nii	619	Aneurizma	277-399	277-438	Sudėtinga aneurizma. Dėl mažo riebalų sluoksnio organizme, visi organai yra arti vienas kito ir aneurizmą sunku identifikuoti netgi akimi	Taip	Taip	Taip, labai didelis
5	006.nii	461	Aneurizma	171-296	177-350	Sudėtinga aneurizma. Mažas riebalų sluoksnis, aneurizma tęsiasi viename iš aortos atsišakojimų.	Ne	Taip	Taip, labai didelis
6	007.nii	698	Aneurizma	586-685 ir 400-504	385-525	Dvi aneurizmos, pirmoji nedidelė, antroji labai keistos formos su atsikišimais.	Taip	Taip, bet jų didžioji dalis yra ant vidinės aortos sienų, ant aneurizmų beveik nėra	Taip
7	008.nii	676	Aneurizma ir Disekacija	337-366 -> Disekacija, 270-371 -> Aneurizma	382-397	Situacija sudėtinga, vienoje vietoje ir aneurizma, ir disekacija. Aneurizma nėra didelė.	Taip	Taip	Taip

8	009.nii	877	Aneurizma	416-523	413-605	Aneurizma sudėtingos formos, ji aplipusi aortą iš dviejų pusių ir neturi bendrų sienų	Taip	Taip	Taip
9	010.nii	194	Aneurizma	81-106 ir 55-68	83-126	Nuotraukoje matomos dvi aneurizmos, pirmoji yra didelio ploto, tačiau turi mažai trombinių masių, didžioji ploto dalis yra kontrastinės medžiagos spalvos. Antroji aneurizma yra viename iš kojų arterijų atsišakojime ir jau turi nesudėtingos formos aneurizmą.	Taip	Taip	Taip
10	011.nii	441	Aneurizma	236-302	-	Aneurizmos forma nėra sudėtinga, apvali.	Taip	Taip	Taip
11	012.nii	200	Aneurizma	64-92	-	Aneurizmos plotas nėra didelis, išsiplėtusi vidinė aortos dalis.	Taip	Taip	Taip
12	013.nii	719	Aneurizma	341-483	329-490	Aneurizma yra iš vienos aortos pusės, nemažo ploto	Taip	Taip	Taip
13	014.nii	321	Aneurizma	186-210	-	Aneurizma apvali, apima aortą iš visų pusių	Taip	Taip	Taip
14	015.nii	764	Aneurizma	378-509	-	Aneurizma apvali, apima aortą iš visų pusių, jos plotas labai didelis	Taip	Taip	Taip
15	017.nii	284	Aneurizma	195-236	-	Aneurizma apvali ir jos plotas labai didelis. Vienoje aneurizmos dalyje vidinė aortos dalis tampa labai mažo skersmens	Taip	Taip	Taip

						lyginant su bendru plotu.			
16	018.nii	613	Aneurizma	152-373	139-418	Aneurizma apvali, plotas labai didelis, labai stipriai ribojasi su kitais organais.	Taip	Taip	Taip
17	019.nii	451	Aneurizma	185-299	-	Aneurizma apvali, plotas labai didelis.	Taip	Taip	Taip
18	020.nii	532	Aneurizma	149-243	61-303	Aneurizmos trombo plotas nėra didelis, išsiplėtusi vidinė aortos dalis.	Taip	Taip	Taip
19	021.nii	826	Aneurizma	439-585	326-606	Aneurizma yra iš vienos aortos pusės, nemažo ploto	Taip	Taip	Taip
20	022.nii	695	Aneurizma	254-347	202-366	Aneurizma labai neįprastos formos, primena puse mėnulį. Trombo masių nesimato, išsiplėtusi tik vidinė dalis.	Taip	Taip	Taip
21	023.nii	469	Aneurizma	200-300	157-327	Aneurizma apvali, plotas labai didelis.	Ne	Taip	Taip
22	024.nii	682	Aneurizma	397-479	269-512	Aneurizmos trombo plotas nėra didelis, išsiplėtusi vidinė aortos dalis.	Taip	Taip, bet jų didžioji dalis yra ant vidinės aortos sienų, ant aneurizmų beveik nėra	Taip
23	025.nii	768	Aneurizma	350-551	262-544	Aneurizma yra iš vienos aortos pusės, nemažo ploto	Taip	Taip	Taip
24	027.nii	739	Aneurizma	373-484	255-513	Aneurizmos plotas nėra didelis, išsiplėtusi vidinė aortos dalis.	Taip	Ne	Taip

25	030.nii	453	Aneurizma	209-272	185-321	Aneurizmos forma primena auglį, didžiąją išsiplėtusio ploto dalį užima vidinė aortos dalis, trombinės masės yra, bet jų nedaug.	Taip	Taip	Taip
26	031.nii	699	Aneurizma	306-414	234-471	Aneurizmos plotas nėra didelis, išsiplėtusi vidinė aortos dalis.	Taip	Taip, bet jų didžioji dalis yra ant vidinės aortos sienų, ant aneurizmų beveik nėra	Taip
27	032 (DICOM Anonymized)	301	Aneurizma	40-76	-	Aneurizma yra iš vienos aortos pusės, nemažo ploto	Taip	Taip	Taip
28	033(DICOM Anonymized - 34508030599)	362	Aneurizma	127-200	-	Aneurizma apvali, apima aortą iš visų pusių	Taip	Taip	Taip
29	034(DICOM Aorta SIenos atplysimas)	452	Disekacija ir aneurizma	1-311 -> Disekacija ir daug smulkių aneurizmų	-	Disekacija stebina didžiojoje nuotraukos dalyje. Taip pat daugelyje vietų susidariusios nedidelio ploto aneurizmos.	Taip	Taip	Taip
30	035(DICOM pirmas set)	670	Aneurizma	214-279	-	Aneurizma apvali, apima aortą iš visų pusių	Taip	Taip	Taip

6.2. Segmentavimo kaukių konvertavimas į PNG („Python“ kodas)

```
import nibabel as nib
import numpy as np
from PIL import Image

# Load the NIfTI file
nifti = nib.load('C:/Users/vlady/OneDrive/Desktop/Test/003_segmnii')

# Get the image data as a numpy array
data = nifti.get_fdata()

# Normalize the data to a range of 0-255
data = (data - np.min(data)) / (np.max(data) - np.min(data)) * 255
data = data.astype(np.uint8)

# Loop over the slices and rotate them by 90 degrees before saving as PNG images
for i in range(data.shape[2]):
    slice_data = data[:, :, i]
    # Rotate the slice data by 90 degrees using numpy
    rotated_slice_data = np.rot90(slice_data, k=3)
    # Flip the rotated slice data vertically along the second axis using numpy
    flipped_slice_data = np.fliplr(rotated_slice_data)
    # Convert the flipped slice data to a PIL image
    flipped_slice_image = Image.fromarray(flipped_slice_data)
    # Save the flipped slice image as a PNG file
    flipped_slice_image.save('C:/Users/vlady/OneDrive/Desktop/Test/export/image_{}.png'.format(i))
```


6.3. Pilvo aortos vidinės dalies segmentavimo rezultatai vaizdų sekoje

Paciento Nr.	Segmentavimo tikslumas vaizdų sekoje
004	<p style="text-align: center;">Segmentavimo tikslumas su atsišakojimais vaizdų sekoje</p>
	<p style="text-align: center;">Segmentavimo tikslumas be atsišakojimų vaizdų sekoje</p>

005



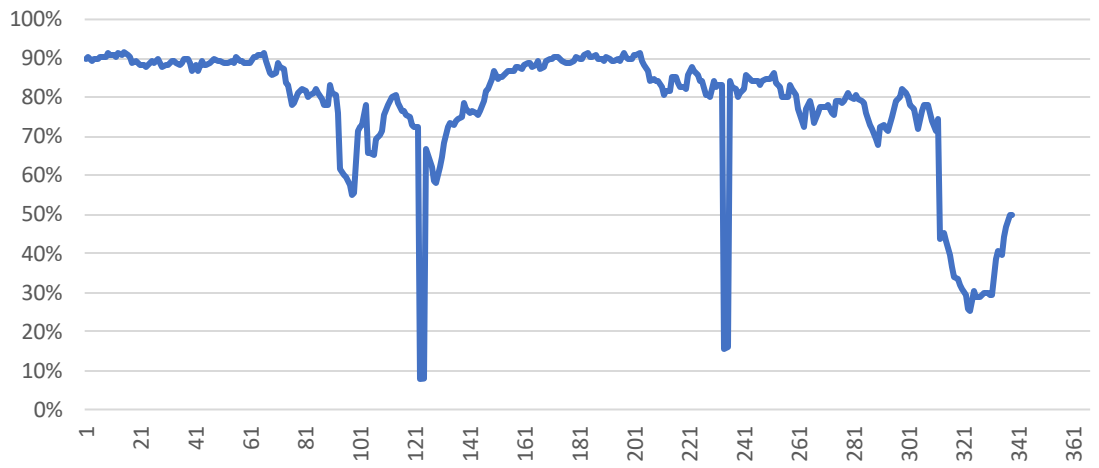
006



Segmentavimo tikslumas be atsišakojimų vaizdų sekoje



Segmentavimo tikslumas su atsišakojimais vaizdų sekoje



007

Segmentavimo tikslumas be atsišakojimų vaizdų sekoje



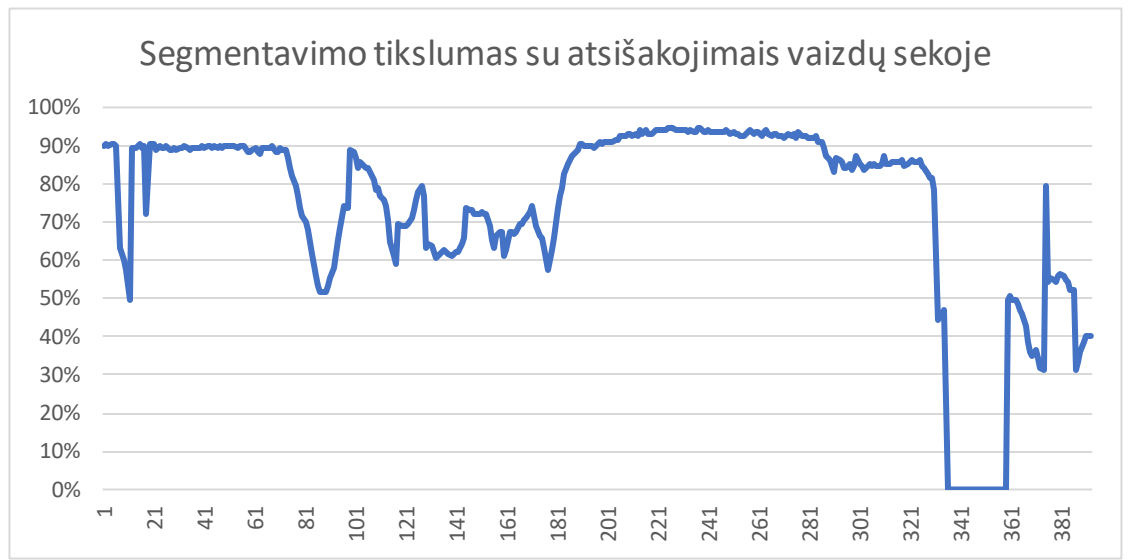
008



009



013



018



020



021



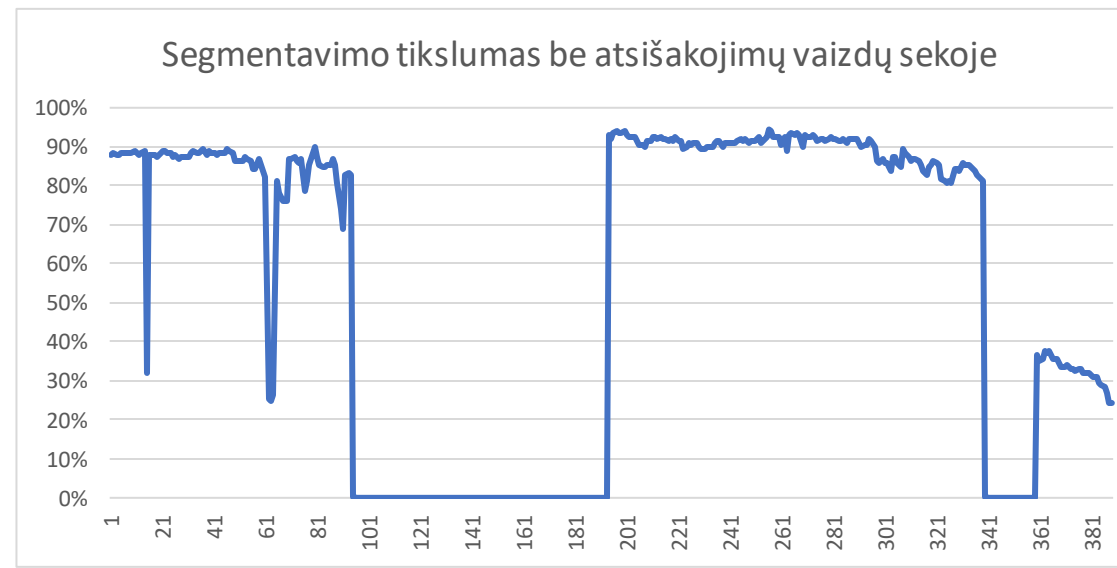
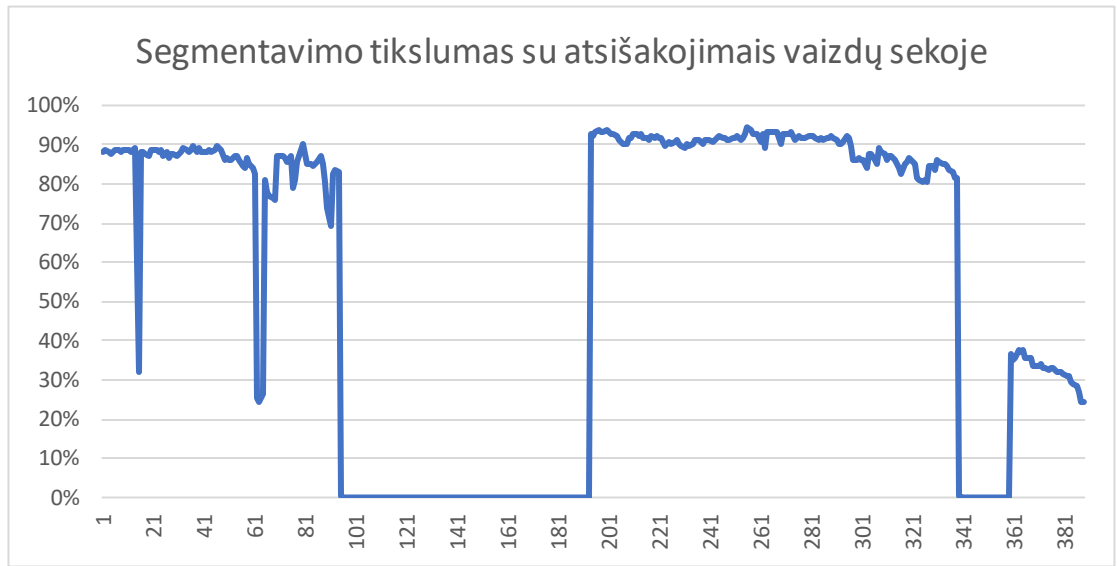
022



024




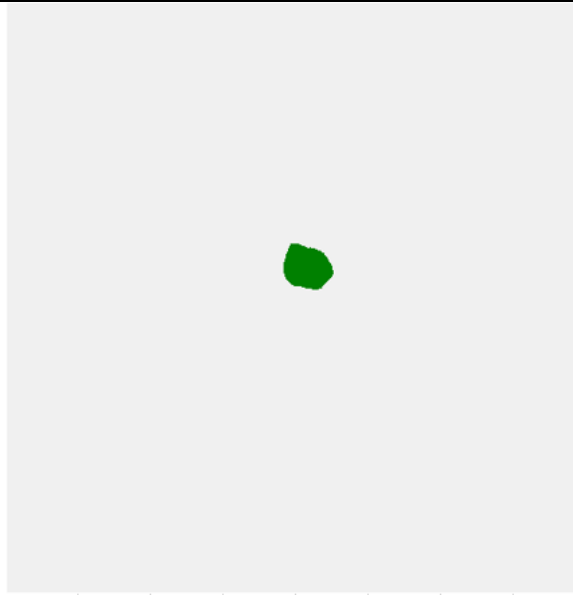
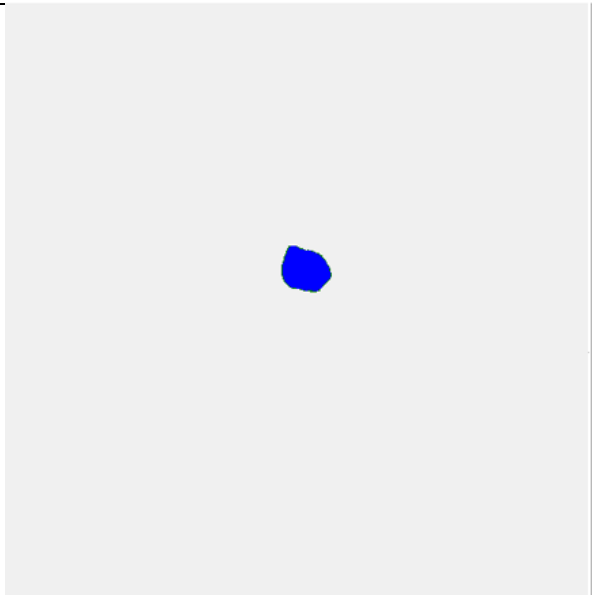
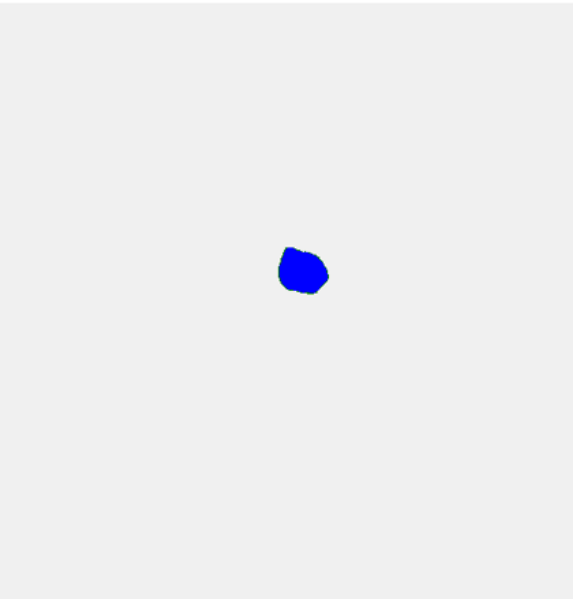
025


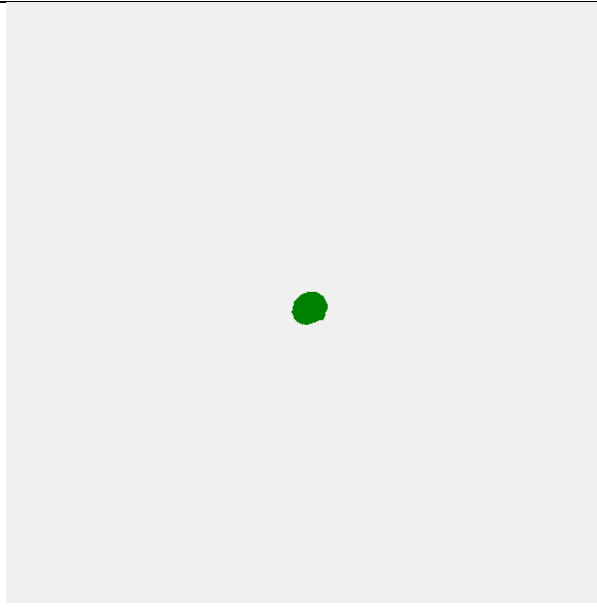
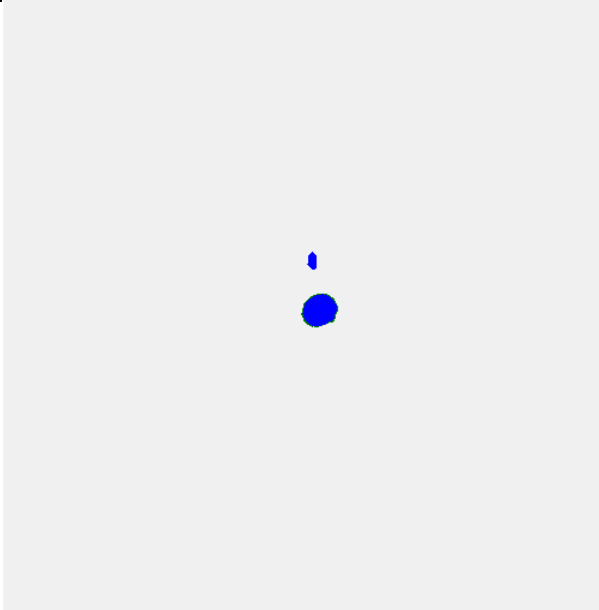
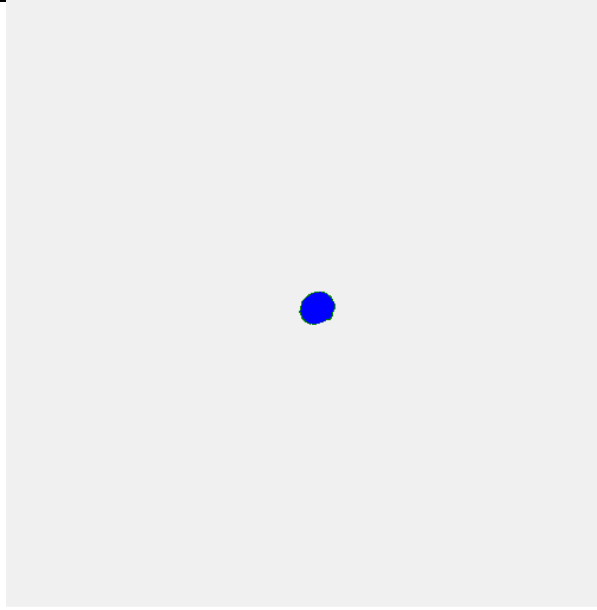


030



6.4. Pilvo aortos vidinės dalies segmentavimo rezultatų pavyzdžiai


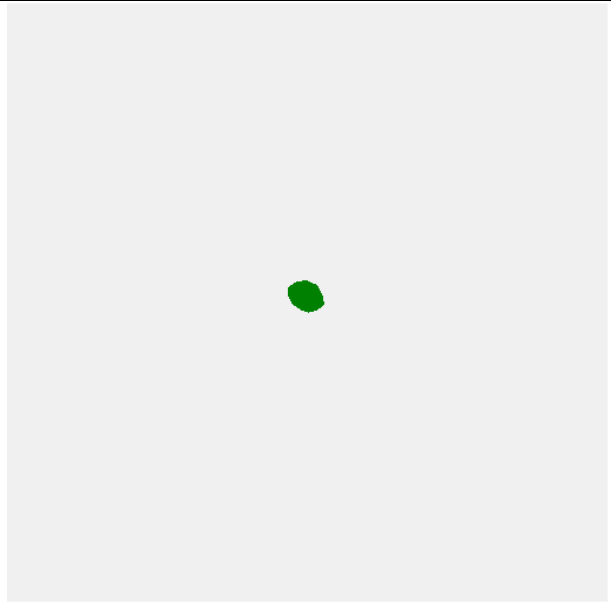
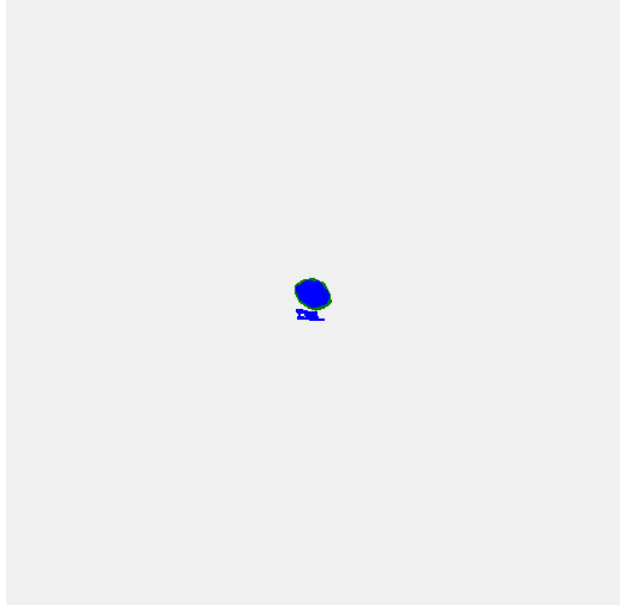
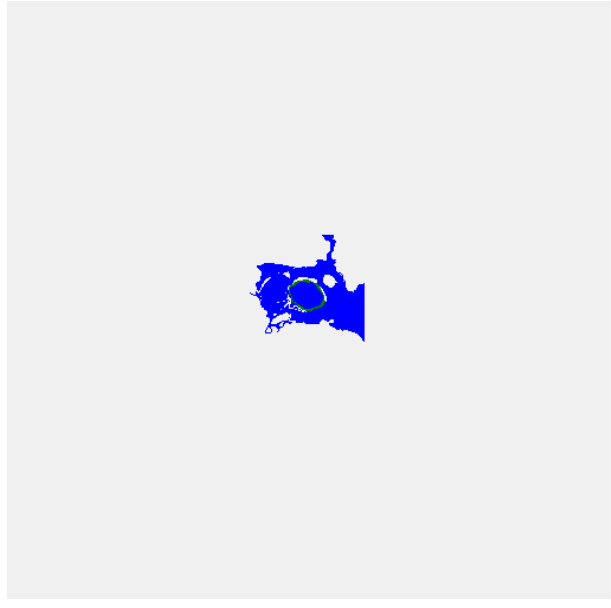
CT vaizdas	Ekspertinė kaukė
	
Automatiškai segmentuota kaukė (su atsišakojimais)	Automatiškai segmentuota kaukė (be atsišakojimų)
	
Tikslumas: 92,92 %	Tikslumas: 92,92 %


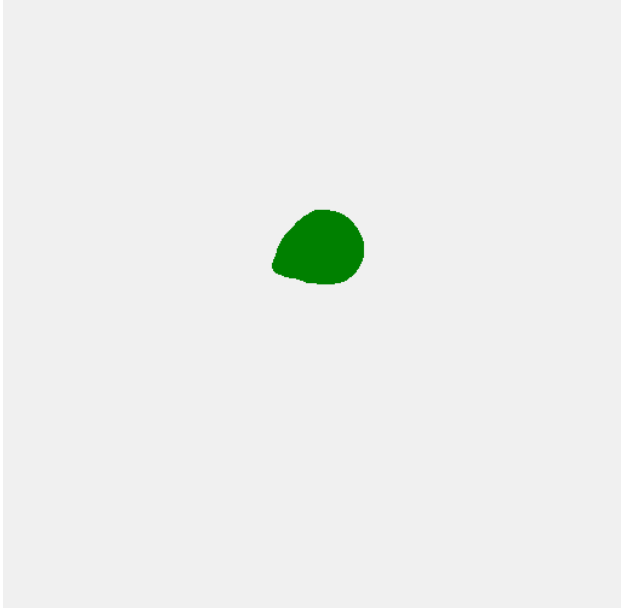
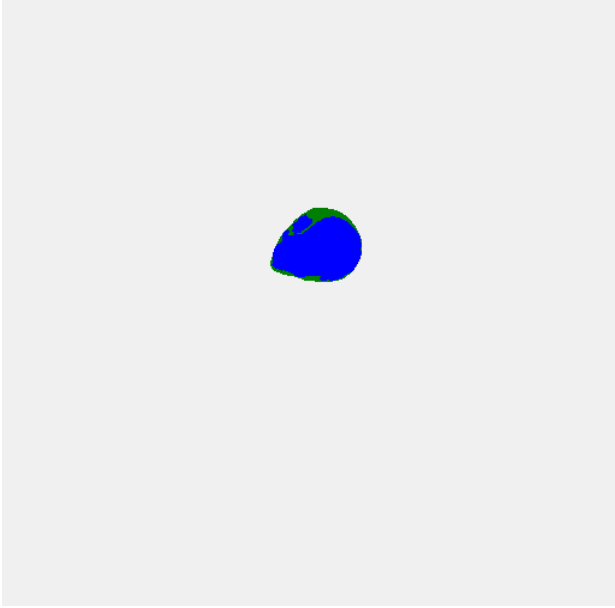
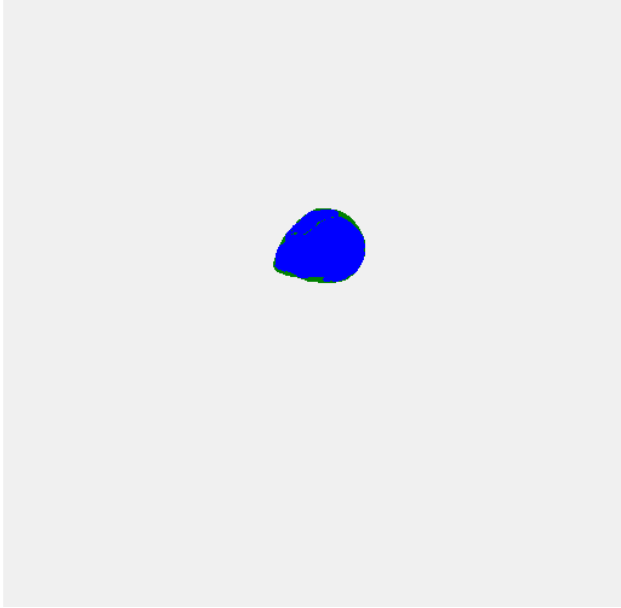
CT vaizdas	Ekspertinė kaukė
	
Automatiškai segmentuota kaukė (su atsišakojimais)	Automatiškai segmentuota kaukė (be atsišakojimų)
	
Tikslumas: 77,85 %	Tikslumas: 88,14 %

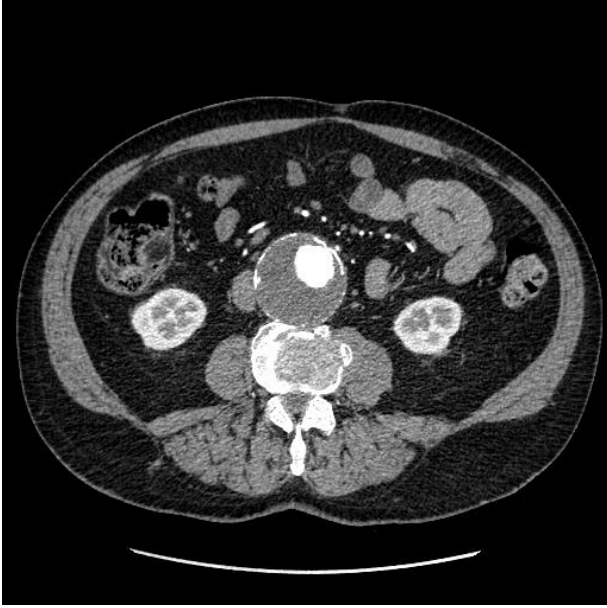
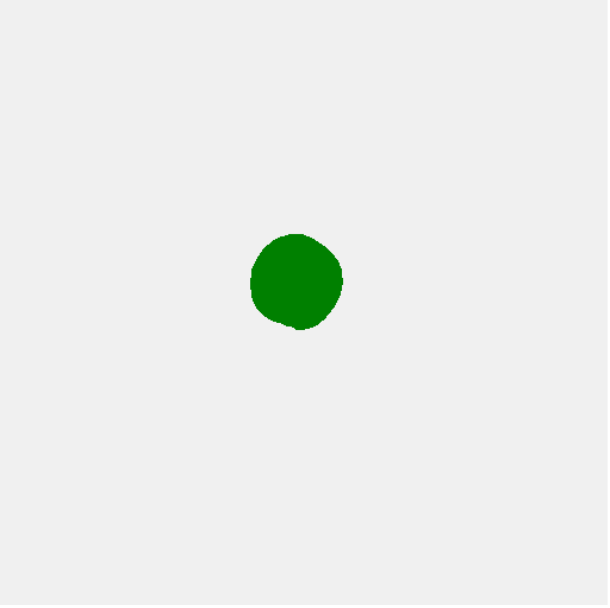
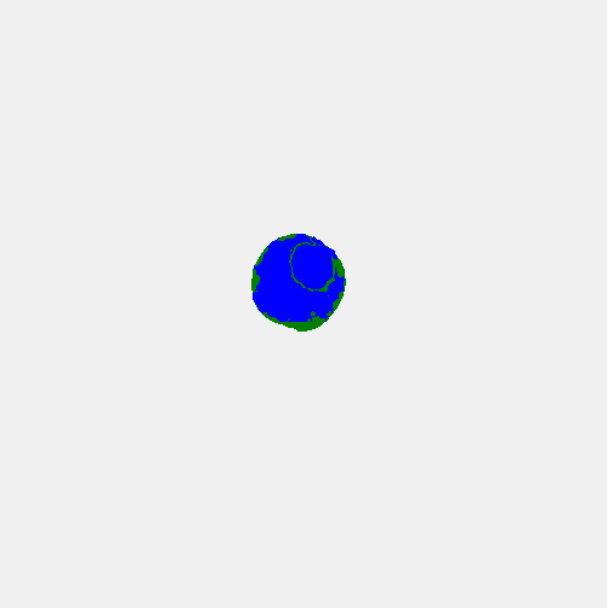
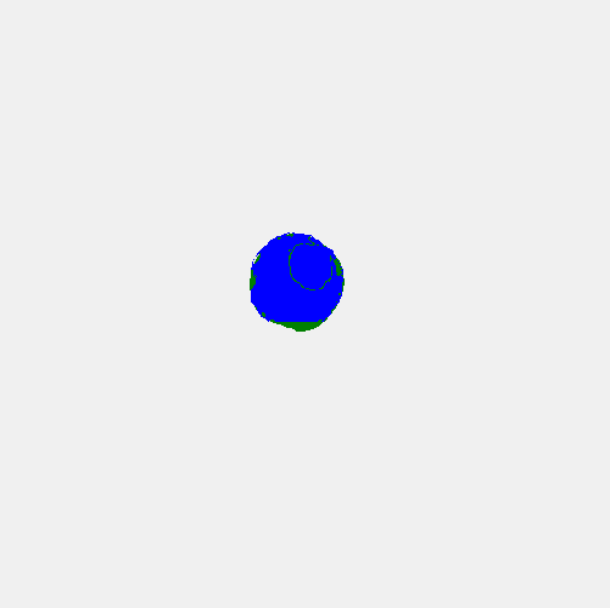
6.5. Bendra rezultatų suvestinė

Paciento Nr.:	Pilvo Aorta				Aneurizmos			
	Su atsišakojimais		Be atsišakojimų		<i>Eps = 2, MinPts = 2</i>		<i>Eps = 4, MinPts = 2</i>	
	Max reikšmė	Vidurkis	Max reikšmė	Vidurkis	Max Reikšmė	Vidurkis	Max Reikšmė	Vidurkis
004	93,63	82,56	95,19	78,17	86,91	59,35	90,65	53,40
005	96,65	81,33	96,65	84,82	79,96	58,83	65,22	39,23
006	92,53	76,08	93,12	80,26	89,87	58,36	88,40	45,59
007	91,62	77,81	91,62	72,31	84,76	62,03	85,88	39,97
008	97,65	81,72	97,88	77,92	70,48	46,70	33,57	18,94
009	92,99	71,83	92,99	71,66	90,02	70,19	91,40	56,42
013	94,69	74,04	94,69	76,49	83,01	51,61	82,79	42,84
018	93,44	83,93	93,44	84,57	89,98	60,53	86,46	51,25
020	94,86	76,18	94,86	75,45	87,58	40,11	89,52	38,58
021	93,49	70,61	93,49	62,83	85,57	57,95	89,63	43,67
022	96,09	85,35	96,11	85,14	89,02	67,45	88,27	51,09
024	89,45	69,00	89,45	61,65	88,15	32,56	83,62	25,33
025	94,43	56,40	94,43	56,40	85,34	52,35	88,72	46,68
030	98,95	85,16	98,95	80,48	87,65	56,81	90,92	45,37
Bendras vidurkis:	76,57		74,87		55,34		42,74	

6.6. Aneurizmų segmentavimo rezultatų pavyzdžiai

CT vaizdas	Ekspertinė kaukė
	
Automatiškai segmentuota kaukė ($Eps = 2$)	Automatiškai segmentuota kaukė ($Eps = 4$)
	
Tikslumas: 72,40 %	Tikslumas: 27,20 %

CT vaizdas	Ekspertinė kaukė
	
Automatiškai segmentuota kaukė ($Eps = 2$)	Automatiškai segmentuota kaukė ($Eps = 4$)
	
Tikslumas: 84,50 %	Tikslumas: 91,06 %

CT vaizdas	Ekspertinė kaukė
	
Automatiškai segmentuota kaukė ($Eps = 2$)	Automatiškai segmentuota kaukė ($Eps = 4$)
	
Tikslumas: 79,54 %	Tikslumas: 87,67 %