

RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE

Datorzinātnes un informācijas tehnoloģijas fakultāte

Lietišķo datorsistēmu institūts

Mākslīgā intelekta un sistēmu inženierijas katedra

Andrejs Aristovs

Akadēmiskā maģistra studiju programma

„Intelektuālās robotizētās sistēmas”

(stud. apl. nr. 131RDB271)

Nākamā labākā skata plānotāja optimizācija izmantojot mašīnmācīšanos 3D rekonstruēšanai

Maģistra darbs

Zinātniskais vadītājs:

PhD.sc.comp., pētnieks

Ē. URTĀNS

Rīga - 2023

DARBA IZPILDES UN NOVĒRTĒJUMA LAPA

Maģistra darbs izstrādāts *Mākslīgā intelekta un sistēmu inženierijas katedrā*. Ar parakstu apliecinu, ka visi izmantotie materiāli ir norādīti literatūras sarakstā un iesniegtais darbs ir oriģināls.

Darba autors:

stud. **A. Aristovs**
(paraksts, datums)

Maģistra darbs ieteikts aizstāvēšanai:

Zinātniskais vadītājs:

PhD.sc.comp., pētnieks **Ē. Urtāns**
(paraksts, datums)

Maģistra darbs pielaists aizstāvēšanai:

Maģistra akadēmiskās studiju programmas “Intelektuālas robotizētās sistēmas”
direktors:

Dr.sc.ing., prof. **A. Nikitenko**
(paraksts, datums)

Maģistra darbs aizstāvēts Lietišķo datorsistēmu institūta Gala pārbaudījumu komisijas gada sēdē un novērtēts ar atzīmi (.....)
(gads) (datums, mēnesis)

Lietišķo datorsistēmu institūta Gala pārbaudījumu komisijas

sekretāre
(paraksts, datums)

ANOTĀCIJA

Nākamā labākā skata plānotāja optimizācija izmantojot mašīnmācīšanas 3D rekonstruēšanai

Maģistra darba tips:

2. tips: Aktuālo jomas problēmu risinājumi

Atslēgvārdi: 3D skenēšana, nākamais labākais skats, mašīnmācīšanās

Maģistra darba ietvaros tiek apskatīti nākamā labākā skata plānotāji ar uzsvāru uz to pielietojamību autonomās 3D skenēšanas uzdevuma risināšanai. Atbilstoši vairākiem tirgus izpētes ziņojumiem 3D skenēšanas tirgus turpinās augt, kas atbilst augošam pieprasījumam pēc paplašinātas un virtuālās realitātes risinājumiem. Ņemot vērā, ka kvalificētu 3D mākslinieku skaits ir ierobežots un to darbs ir augsti apmaksāts, alternatīvs augstas kvalitātes 3D modeļu ieguves veids ir esošo objektu 3D skenēšana. Vairākos gadījumos 3D skenēšana ir vienīgais veids fotoreālistisku tekstūru un augstas izšķirtspējas modeļu iegūšanai.

Viena no 3D satura prasībām ir detalizēti 3D modeļi un tekstūras, kas ietver arī informāciju par objekta raupjumu, virsmas atstarojumiem, refrakcijām un materiāla gaismas vājinājumu. Izvēloties atbilstošas 3D skenēšanas metodes visas šīs vērtības var iegūt automatizētā veidā. Līdz šim brīdim bieži tiek izmantotas pārlases metodes, kad lai iegūtu 3D modeļi tiek apmeklēti visi pieejamie skati vienmērīgi izvietoti apkārt objektam, šī darba ietvaros tiek apskatīti nākamā labākā skata plānotāji, kuru uzdevums ir optimizēt nepieciešamo skatu skaitu.

Pētījuma ietvaros imitācijas vidē tiek salīdzināti 6 nākamā labākā skata plānotāji, MA-SCVP mašīnmācīšanās metode vidēji sasniedz 93.1% pārklājumu, kas ir par 5.9% labāk nekā ScanRl, par 36% labāk nekā SEE un par 1% labāk nekā telpiskās informācijas ieguves metodes. Maksimālo pārklājumu MA-SCVP metode sasniedz pēc vidēji 12.2 skatiem pret 20 skatiem priekš telpiskās informācijas ieguves metodēm.

Darba pamattekstā ir 67 lappuses, 12 attēli un 3 tabulas, izmantoti 49 informācijas avoti.

ABSTRACT

Next-best view planner optimization using Machine Learning for 3D reconstruction

Master thesis type:

Type 2: Solutions to current problems in the field

Key words: 3D scanning, Next-best view, Machine Learning

In the master's thesis the next-best view planners are reviewed with the focus on their application in solving autonomous 3D scanning task. According to several market reports 3D scanning market will keep growing which corresponds to the growing demand for augmented and virtual reality solutions. Taking into account that the number of skilled 3D artists is limited and their labour is highly paid an alternative way of creating high quality 3D models is 3D scanning of existing models. In many cases 3D scanning is the only way to get photorealistic textures and high definition models.

One of the requirements of 3D content is detailed 3D model and texture availability, that contain information about object's roughness, reflection, refractions and material's light attenuation. By selecting appropriate 3D scanning methods all this properties is possible to learn automatically. So far often the brute-force methods have been used, when in order to get a 3D model all the available, evenly spaced views are visited, in this paper the next-best view planners are reviewed whose task is to optimize the number of the needed views.

6 Next-best view planners were compared in the simulation environment, MA-SCVP machine learning method on average achieved 93.1% coverage, that is 5.9% higher than ScanRL, 36% higher than SEE and 1% higher than volumetric information gain methods. Maximum coverage MA-SCVP method achieved on average after 12.2 views versus 20 views for volumetric information gain methods.

The main text of the bachelor's thesis consists of 67 pages, 12 images, 3 tables, 49 information sources used.

SATURA RĀDĪTĀJS

IEVADS	7
2. SAISTĪTIE PĒTĪJUMI	9
2.1. 3D skenēšana, metodes un pielietojumi	9
2.1.1. Fotogrammetrija	10
2.1.2. Stereo skenēšana	11
2.1.3. Strukturētās gaismas 3D skenēšana	13
2.1.4. 3D lāzerskenēšana	15
2.2. Volumetriskā iegūšana	16
2.3. 3D vides attēlojumi	16
2.4. Nākmā labākā skata plānotāji	19
2.5. ROS	19
2.6. PCL bibliotēka	21
2.7. Open3D bibliotēka	22
2.8. OctoMap bibliotēka	24
2.9. Datu kopas, 3D modeļi	25
3. SISTEMĀTISKA ZINĀTNISKĀS LITERATŪRAS ANALĪZE	28
3.1. NBV plānotāji	28
3.2. Kvalitātes vērtēšanas kritēriji	37
3.3. Volumetriska nākamā labāka skata plānošana 3D objektu rekonstruēšanai ar pozicionēšanas kļūdu	40
3.4. Efektīva nākamā labāka skata plānošana nezināmu objektu autonomajai 3D virsmu rekonstruēšanai	42
3.5. Vokseļu bazētie informācijas ieguves algoritmi	43
3.6. Nākamā labākā skata politika 3D rekonstruēšanai	47
3.7. Virsmas malu pētnieks: mērījumos sakņotā pieeja nākamā labākā skata plānošanai	49
3.8. Viena kadra skatu plānošana ātrai un pilnai nezināmu objektu rekonstruēšanai	50

4. METODOLOĢIJA	53
4.1. Datu kopa	55
4.2. Metrikas	57
5. REZULTĀTI UN SECINĀJUMI	59
5.1. Rezultāti	59
5.2. Tālākie pētījumi	65
5.3. Secinājumi	66
IZMANTOTIE INFORMĀCIJAS AVOTI	68

Apzīmējumu saraksts

NBV - Next Best View

ROS - Robot Operating System

PCL - Point Cloud Library

PCD - Point Cloud Data

PLY - Polygon File Format

DAE - Digital Asset Exchange

STL - Standard Tessellation Language

SEE - Surface Edge Explorer

MA-SCVP - Multi-View Activated Set Covering View Planning network

SCVP - Set Covering View Planning network

UV - Unobserved Voxel

VG - Vasquez-Gomez

AE - Average Entropy

RSE - Rear Side Entropy

OA - Occlusion Aware

PC - Proximity Count

RSV - Rear Ride Voxel

NBV-Net - Next Best View neural Network

PCNBV - Point Cloud based Next Best View deep network

AR - Augmented Reality

VR - Virtual Reality

Lidar - Light Detection and Ranging

GPS - Global Positioning System

API - Application Programming Interface

CAD - Computer Aided Design

CAM - Computer Aided Manufacturing

RGB - Red-green-blue

MIT - Massachusetts Institute of Technology

IEVADS

Detalizēti 3D modeļi un reklāma paplašinātā realitātē veicina lietotāju iekāri, samazina preču atgriešanas procentu, pagarina sesijas garumu un palielina konversiju.¹ Tiek prognozēts, ka digitālās komercijas tirgus augs vidēji 9.3% un sasniegs 8 100 miljardu USD 2026. gadā, 3D un paplašinātās realitātes komercija ir topoša nozare un tiek prognozēts ka tā sasniegs 1 miljarda apjomu 2024. gadā.² Vienlaicīgi tiek norādīts uz rīku trūkumu, kas veidotu 3D modeļus to attēlošanai paplašinātās realitātes vidē, šī darbā ietvaros tiek novērtētas automatizētās 3D skenēšanas iespējas ar nākamā labākā skata plānotāju pielietošanu.

3D skenēšana ir process, kura rezultāta tiek iegūts vides objekta digitāls modelis. Lai sasniegtu šo mērķi tiek izmantotas vairākas metodes: stereo kameras, lāzerskenēšana, strukturētās gaismas skenēšana, utt. Katrai no metodēm ir savas priekšrocības un trūkumi, katru no tām pielieto attiecīgajos apstākļos. Šī darba ietvaros nav svarīgi kura 3D skenēšanas metode tiek izmantota, jo skatu plānošana ir aktuāla neatkarīgi no metodes.

Nākamā labākā skata plānotāji ir metožu kopa, kuru mērķis ir noteikt labāko nākamo skatu, lai sasniegtu vēlamu pārklājumu. Šīs metodes tiek pielietotas kartēšanā, vide izpētē un 3D skenēšanā. Pārlasses pieeja ir laik- un resurs- ietilpīga, tāpēc ir svarīgi noteikt optimālo skatu daudzumu kurā sasniegt mērķi. Ņemot vērā, ka sešu dimensiju pārmeklēšanas telpa ir pārāk liela, bieži pārmeklēšanas uzdevumu reducē līdz iepriekšdefinētas kopas labākā skata noteikšanai. Piem., apkārt skenējamam objektam tiek izveidota puslode uz kuras tiek novietoti potenciālie skati un plānotāja uzdevums ir izvēlēties labāko skatu. Šāda pieeja darba ietvaros tiks saukta par diskrēto. Pieeja, kad pārmeklējuma telpa netiek ierobežota un nākamā labākā skata plānotājs definē skata koordinātes un kameras orientāciju, šī darba ietvaros tiks saukta par nepārtrauktas telpas pārmeklēšanu. Pat ja metodes nedefinē skatu kopu, parasti tiek noteiktas prasības pret pieejamiem skatiem, piem., skatiem jābūt noteiktā attālumā no modeļa virsmas, vai pieejamo

¹<https://artillery.co/wp-content/uploads/2020/08/August-2020-ARtillery-Intelligence-Briefing.pdf>

²<https://nordicgrowth.com/en/augmented-reality-drives-e-commerce-growth>

skatu koordinātes vai pārvietojumi tiek noteikti ar noteiktu diskreto soli.

Hipotēze: Pielietojot mašīnmācīšanās ir iespējams samazināt nelielu 3D objektu rekonstruēšanai nepieciešamo skatu daudzumu un sasniegt labākus rezultātus attiecībā pret citām labākā skata plānošanas metodēm.

Darba mērķis ir atrast labāko pieeju 3D skenēšanas skatu plānošanai ar uzsvāru uz nelielu objektu automatizētu 3D skenēšanu izmantojot strukturētās gaismas 3D skeneri.

Darba uzdevumi ir veikt sistemātisku literatūras analīzi par 3D skenēšanu, 3D skenēšanas metodēm, programmatūru un nākamā labākā skata plānotājiem. Veikt apkopojumu par nākamā labākā skata plānotājiem un salīdzināt tos pēc vairākām metrikām. Pamatojoties uz literatūras analīzi definēt kvalitātes vērtēšanas kritēriju. Padziļināti salīdzināt modernākās nākamā labākā skata plānotāju metodes pēc kvalitātes vērtēšanas kritērijiem. Salīdzināt modernākās nākamā labākā skata plānošanas metodes pie vienādiem vides iestatījumiem uz vairāku sarežģītības pakāpju ģeometrijas.

Nodaļā 2. tiek aprakstīti rīki, metodes, vides attēlojumi un 3D skenēšanas pieejas, kas tiek izmantotas 3D skenēšanā un skenēšanas ceļa plānošanā. Nodaļā 3. tiek apskatīti jaunākie pētījumi un metodes nākamā labākā skata plānošanā. Nodaļā 4. tiek aprakstīta nākamā labākā skata plānotāju salīdzināšanas metodoloģija. 5. nodaļā tiek apkopotī pētījuma rezultāti, sniegts izvērtējums un noteikti iespējami nākotnes pētījumi.

2 SAISTĪTIE PĒTĪJUMI

2.1 3D skenēšana, metodes un pielietojumi

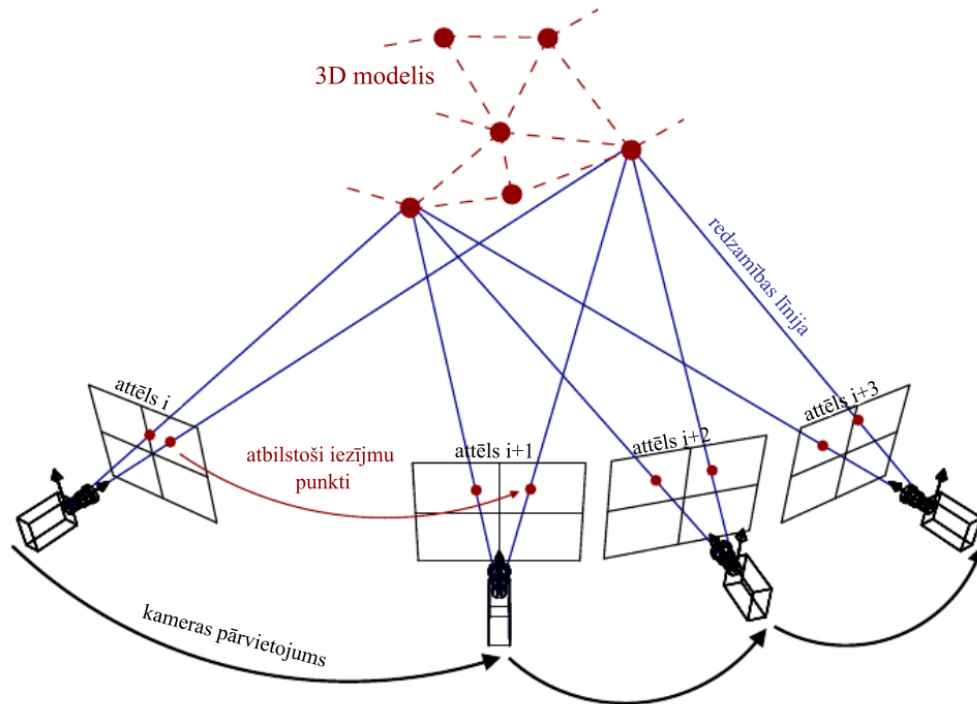
3D skenēšana ir tehnoloģija, kas ļauj izveidot trīsdimensiju digitālus modeļus no fiziskiem objektiem. Šī tehnoloģija ir kļuvusi ļoti populāra dažādās nozarēs, piemēram, inženierijā, arhitektūrā, medicīnā, mākslā un izklaidē. 3D skenēšana ļauj iegūt precīzus datus par objekta formu un struktūru, kas var būt noderīgi analīzei, projektēšanai, prototipu izveidei un citiem mērķiem. 3D skenēšanas metodes:

- Fotogrammetrija. Fotogrammetrija ir metode, kas izmanto vairākas fotogrāfijas, kas uzņemtas no dažādiem skatu punktiem, lai izveidotu 3D modeli. (Hartley & Zisserman, 2004)
- Stereo-kameras: metode, kas izmanto divas kameru lēcas, kas novietotas attālumā viena no otras, lai imitētu cilvēka acu darbību un uztvertu trīsdimensiju informāciju par objektiem un ainavām. Šī metode balstās uz paralakses principu, kas ļauj iegūt trīsdimensiju informāciju, salīdzinot attēlu pārklājumu no diviem dažādiem skatu punktiem.
- Strukturētās gaismas skenēšana: Šī metode izmanto projektoru, lai uz objekta virsmu projicētu strukturētu gaismas modeli. Kameru sistēma novēro, kā šis modelis deformējas uz objekta, un balstoties uz šiem datiem, tiek izveidots 3D modelis. (Will & Pennington, 1971)
- Lāzera skenēšana: Lāzeru izmanto, lai izstarotu gaismas impulsu uz objekta virsmu, kas atspoguļojas atpakaļ uz skenera sensoru. Mērot laiku, kas nepieciešams gaismas impulsam sasniegt objektu un atgriezties, tiek noteikts attālums līdz objekta virsmai.
- Volumetriskā iegūšana. Šī pieeja izmanto virkni ar kamerām, kuras nofiksētas telpā attiecībā viena pret otru. Apvienojot desmitiem attēlu no dažādiem skatu punktiem tiek iegūts 3D modelis ar detalizētām tekstūrām, bet zemu izšķirtspēju. Pēc darbības principa volumetriskā iegūšana ir līdzīga fotogrammetrijai, jo izmanto vairākus 2D attēlus, atšķirība tajā, ka tiek

izmantotas vairākas fiksētas kameras, kas uzņem attēlus vienlaicīgi. (Guo et al., 2019)

2.1.1 Fotogrammetrija

Fotogrammetrija ir tehnoloģija, kas ļauj iegūt informāciju par vidi un objektiem no fotogrāfiskiem 2D attēliem. Plašākā nozīmē fotogrammetrija ir zinātnes nozare, kas pēta informācijas iegūšanas veidus par fiziskiem objektiem un vidi, izmantojot digitālos attēlojumus, kas iegūti no bezkontakta sensoru sistēmām. Šī maģistra darba ietvaros ar fotogrammetriju saprot 3D objektu rekonstruēšanas metodi, kas izmanto 2D attēlus. Fotogrammetrijā par 3D skeneri var kalpot jebkura digitāla kamera, labāku rezultātu var sasniegt, ja papildus attēliem tiek uzglabāta arī informācija par kameras stāvokli telpā. Fotogrammetrija paļaujas uz fotogrāfiju apvienošanu pēc kopīgiem apvidiem, tiek pieņemts, ka vienādas krāsas pikselis divos attēlos pieder vienam un tam pašam punktam dabā. Fotogrammetrijas darbības princips attēlots 2.1. attēlā. Ir svarīgi lai attēliem ir pietiekoši lieli kopīgie apvidi un pārklāšanās, pretējā gadījumā attēlu apvienošana var būt problemātiska. Pēc kopīgiem attēlu pikseliem tiek noteikts attēlu relatīvs novietojums savā starpā un tuvināta objekta ģeometrija.



2.1. att. Fotogrammetrijas princips (modificēts no (van Riel, 2016))

Liela fotogrammetrijas priekšrocība ir iespēja izmantot viedtālruni ar augstas izšķirtspējas kameru, lielu asuma dziļumu un sensoriem kameras pozīcijas noteikšanai. Tāpat fotogrammetrijas rezultātā tiek iegūta ne tikai objekta ģeometrija, bet arī attiecīgās tekstūras, daudzos pielietojumos ģeometrijas zemo izšķirtspēju var kompensēt ar detalizētām tekstūrām, kas vizuāli bagātina modeli. Fotogrammetrijas trūkumi ir rezultāta 3D modeļa izšķirtspējas uz detalizācijas atkarība no attēlu izšķirtspējas un apgaismojuma, kā arī ja skenējamam objektam ir maz vizuālo iezīmju, izmantojot fotogrammetriju nebūs iespējams iegūt precīzu objekta 3D modeli.

2.1.2 Stereo skenēšana

3D skenēšana, izmantojot stereo kameras, ir metode trīsdimensiju informācijas iegūšanai par objektiem un vidi. Stereo kameras ir ierīces, kas izmanto divus kameras sensorus, kas novietoti blakus viens otram, līdzīgi cilvēka acu uzbūvei, trīsdimensiju attēlus, balstoties uz. Stereo kameras sastāv no diviem kameras sensoriem, objektīviem, rāmja, kas nofiksē kameras sensorus attiecībā vienam pret otru. Divi kameras sensori: Stereo kameras galvenā iezīme ir divu kameras sen-

sortu izmantošana, kas atrodas noteiktā, fiksētā attālumā viens no otra, lai iegūtu divus dažādus skatus uz objektu vai ainavu. Šis attālums starp kamerām tiek saukts par bāzes garumu un līdzīgi cilvēka acīm ļauj iegūt stereoskopisku redzējumu. Katram kameru sensoram ir pievienots objektīvs, kas ļauj uztvert gaismu un fokusēt attēlu uz sensora. Objektīviem var būt dažādas optiskās īpašības, piemēram, fokusa attālums un diafragma, lai nodrošinātu labāko iespējamo attēlu. Lai iegūtu precīzus 3D datus, stereo kamerām jābūt precīzi saskaņotām. Tas nozīmē, ka objektīviem un sensoriem jābūt pareizā leņķī un līnijā attiecībā viens uz otru, lai nodrošinātu pareizu attēla sapludināšanu un 3D informācijas iegūšanu. Ņemot vērā, ka kameru novietojums var mainīties, ir svarīgi izmantot kalibrēšanas metodes, novietojuma pārbaudei un labošanai. 3D skenēšanas process ar stereo kameru:

1. Attēlu ieguve: Stereo kamera uzņem divus attēlus no diviem dažādiem skatiem, kas atspoguļo objekta trīsdimensiju uzbūvi.
2. Attēlu korelācija: Uzņemtie attēli tiek apstrādāti, izmantojot speciālu programmatūru, kas salīdzina divus attēlus un identificē atbilstošos punktus abos attēlos. Šī procesa laikā tiek veikta attēlu korelācija un tiek iegūti tā sauktie disparitātes dati.
3. Atjaunošana: Disparitātes dati tiek izmantoti, lai aprēķinātu attālumu līdz objektam un atjaunotu 3D informāciju. Šis process balstās uz triangulācijas metodi, kurā tiek izmantoti attālums starp kamerām, kameru leņķis un disparitātes dati, lai aprēķinātu objekta attālumu un atrašanās vietu trīsdimensiju telpā.
4. 3D punktu mākoņa izveide: Pēc 3D informācijas atjaunošanas tiek izveidots 3D punktu mākonis, kas satur informāciju par objektu vai vidi, tostarp attālumu, krāsu un citus parametrus. Punktu mākonis var tikt pārvērsts par poligonu tīklu vai citu 3D modeli, kas var tikt izmantots dažādiem mērķiem.

Stereo kameru izmantošanas priekšrocības iekļauj salīdzinoši zemas izmaksas, stereo kameras parasti ir lētākas nekā citas 3D skenēšanas metodes, piemēram, lāzer skenētāji, kas padara tos pieejamākus plašākam lietotāju lokam. Tāpat tās ir

viegli integrējamas: Stereo kameras ir viegli integrējamas citās ierīcēs, piemēram, robotos, bezpilota lidaparātos vai mobilajās ierīcēs, kas ļauj plašu pielietojumu spektru. No stereo kameru izmantošanas trūkumiem var minēt mazāku precizitāti, stereo kameru iegūtā 3D informācija parasti nav tik precīza kā lāzerskenētāju iegūtā informācija, kas var būt ierobežojoša dažās lietojumos, kur nepieciešama augsta precizitāte. Tāpat stereo kameru izmantošanu ierobežo apgaismojums, to darbība var būt jutīga pret apgaismojuma apstākļiem, jo tās izmanto redzamo gaismu, lai iegūtu attēlus. Apgaismojuma maiņa vai ēnas var ietekmēt 3D datu kvalitāti.

3D skenēšana ar stereo kamerām tiek izmantota dažādās nozarēs, piemēram, robotikā, automašīnu autonomajos vadības sistēmās, videospēļu un filmu industrijā, papildinātās realitātes (AR) un virtuālās realitātes (VR) lietojumos, kā arī dažādos zinātniskos pētījumos. Līdzīgi fotogrammetrijai liela stereo kameru lietošanas priekšrocība ir optisko sensoru izmantošana, tāpēc papildus objekta ģeometrijai tiek iegūtas arī attiecīgas tekstūras.

2.1.3 Strukturētās gaismas 3D skenēšana

Līdzīgi kā stereo sistēmās strukturētās gaismas skeneri izmanto divus savā starpā fiksētus sensorus, starpība ir tajā, ka viens sensors ir kamera, tikmēr otrs ir projektorš. Gaismas avots projicē virkni paralēlu rakstu uz skenējamo objektu. Projicētie raksti tiek deformēti uz objekta virsmas, kamera uzņem objekta attēlu ar deformētiem rakstiem. Programmatūra apstrādā attēlu ar deformēto rakstu, salīdzinot to ar projicēto rakstu. Līdzīgi kā stereo sistēmās strukturētās gaismas skenerī ir svarīga kalibrēšana, līdzīgi kā stereo sistēmās parasti izmanto šaha rūtiņu stūru noteikšanas algoritmus un CharuCo¹ marķierus (CharuCo marķieru noteikšana īstenota piemēram OpenCV bibliotēkā). Strukturētās gaismas 3D skenēšanas darbības princips:

1. Projekcija: Strukturētās gaismas skeneris izmanto projektoru, lai uz objekta virsmu projicētu dažādus attēlus. Attēli var sastāvēt no līnijām, punktiem, režģiem vai citiem ģeometriskiem elementiem, bieži vairāki attēli ir vien-

¹<https://calib.io/products/charuco-targets>

as krāsas, lai uzņemtu virsmas krāsas un materiālu atstarošanas īpašības dažādos krāsu spektros.

2. Uzņemšana: Kameru sistēma, kas atrodas blakus projektoram, fiksē, kā projicētais gaismas modelis deformējas, atspoguļojoties uz objekta virsmas. Parasti tiek izmantota viena vai vairākas kameras, lai iegūtu informāciju no dažādiem skatu punktiem.
3. Datu apstrāde: Datora algoritmi analizē kameru iegūtos attēlus, atpazīst gaismas modeļa elementus un aprēķina to deformācijas. Balstoties uz šīm deformācijām un zinot kameru un projektoru atrašanās vietu, algoritmi izmanto triangulāciju, lai noteiktu attālumu līdz katram punktam uz objekta virsmas.
4. 3D modelis: Pēc datu apstrādes tiek izveidots 3D modelis (punktu mākonis), kas atspoguļo objekta formu un struktūru. Šis modelis var tikt izmantots tālākai analīzei, projektēšanai, prototipu izveidei.

Strukturētās gaismas 3D skenēšanai ir vairākas priekšrocības attiecībā pret citām metodēm. Strukturētās gaismas skenēšana nodrošina augstu precizitāti un detalizācijas līmeni, kas ir svarīgi daudzos pielietojumos. Salīdzinot ar citām metodēm, piemēram, fotogrammetriju, strukturētās gaismas skenēšana ļauj 3D modeļus iegūt ātrāk. Metode ir mazāk jutīga pret ārējo apgaismojumu, jo izmanto savu gaismas avotu, kas padara skenēšanu stabilāku un precīzāku. Labākus rezultātus var sasniegt izslēdzot ārējos gaismas avotus, gadījumā kad strukturētās gaismas projektoris ir vienīgais gaismas avots var sasniegt vislabākos rezultātus. Strukturētās gaismas skenēšana ir piemērota dažādiem objektiem un materiāliem, kas ļauj to izmantot dažādās nozarēs un situācijās.

Tomēr strukturētās gaismas 3D skenēšanai ir arī vairāki trūkumi. Strukturētās gaismas skeneri var būt dārgāki nekā citi 3D skenēšanas risinājumi, piemēram, stereo kameru sistēmas. Metode ir mazāk piemērota lielu ainavu un āra objektu skenēšanai, jo projicētās gaismas signāls tiek izkliedēts un zaudē precizitāti lielos attālos. Objektiem un skenerim jābūt statiskiem skenēšanas laikā, lai iegūtu precīzus rezultātus. Kustības var radīt kļūdas un trokšņainus 3D modeļus.

Lielākais visu optisko 3D skeneru izaicinājums ir caurspīdīgi objekti un atstarojošas virsmas. Caurspīdīgu objektu skenēšanai izmanto izsmidzināmu krāsu uz titāna oksīda pamata, kas izgaro... Atstarojošo virsmu skenēšanai strukturētās gaismas 3D skeneriem ir liela priekšrocība, jo ir iespējams izmantot šķērspolarizāciju. Šķērspolarizācija ir pretējās polarizācijas filtru izmantošana gaismas avotam un kameras lēcai. Rezultātā regulējot polarizācijas fāžu nobīdi var panākt pilnīgu atstarošanas artefaktu izslēgšanu.

2.1.4 3D lāzerskenēšana

3D lāzerskenēšana ir tehnoloģija, kas ļauj ātri un precīzi iegūt objektu vai vides trīsdimensiju digitālo kopiju. Tiek izmantots lāzeru stars, lai mērītu objektu attālumus un virsmas īpašības, veidojot detalizētu 3D modeli. 3D lāzerskenēšanas process ietver šādus soļus:

- Uzstādīšana: Lāzerskenētājs tiek uzstādīts noteiktā pozīcijā, no kurienes tā vēlāk veiks mērījumus. Ierīces piemērotākā novietojuma izvēle ir būtiska, lai iegūtu pēc iespējas labākus rezultātus.
- Datu ieguve: Lāzerskenētājs sāk skenēšanas procesu, nosūtot lāzeru starus uz objekta virsmu. Kad lāzeru starojums atstarojas atpakaļ uz skenētāja sensoriem, tiek iegūti attāluma un virsmas īpašību dati. Tas tiek atkārtots daudzās pozīcijās un leņķos, lai iegūtu pēc iespējas pilnīgāku informāciju par objektu.
- Datu apstrāde: Pēc datu iegūšanas tiek veikta to apstrāde. Datu apstrādes laikā tiek izveidoti 3D punktu mākoņi, kas atspoguļo objektu vai vidi ar augstu precizitāti. Punktu mākoņi sastāv no miljoniem punktu, kas katrs satur informāciju par attālumu, krāsu un citiem parametriem.
- 3D modelēšana: Pēc punktu mākoņa izveidošanas tas tiek pārvērsts par trīsdimensiju digitālo modeli, izmantojot tādus paņēmienus kā poligonu tīklojums vai virsmu rekonstrukcija. Beigu rezultāts ir detalizēts 3D modelis, kas var tikt izmantots, piemēram, projektēšanā, inženierijā, kultūras mantojuma saglabāšanā, filmu un spēļu industrijā. Lāzerskenēšanu bieži pielieto

ražošanas līnijās kvalitātes kontrolei kā alternatīvu koordinātmērīšanas mašīnam, izmantojot 3D modeļus tiek pārbaudīta izstrādājuma ģeometrijas atbilstība rasējumam.

3D lāzerskenēšana ir ātra, precīza un uzticama metode, kas ļauj iegūt bagātīgu informāciju par objektiem un vidi. Visplašāk 3D lāzerskenēšana tiek izmantota ražošanā, detaļu automatizētai kvalitātes pārbaudei un iekārtu kalibrēšanai.

2.2 Volumetriskā iegūšana

Volumetriskās iegūšanas pamatā ir vairāku kameru vienlaicīga izmantošana, kameras ir telpā fiksētas. Galvenā priekšrocība šādai pieejai ir skenēšanas ātrums, piem. Google projekts Relightables¹, puslode ar 90 12.4 megapikseļu kamerām un 331 programmējamām gaismas avotiem ir spējīgs skenēt objektus ar 60 Hz frekvenci, ļaujot veidot 3D video.(Guo et al., 2019)

2.3 3D vides attēlojumi

Trīsdimensiju (3D) attēlošanas veidi ļauj vizualizēt objektus, ainavas un citus elementus trīs dimensijās. Dažādi 3D attēlošanas veidi atšķiras pēc to datu struktūras un attēlošanas metodēm. Četri populārākie 3D attēlošanas veidi:

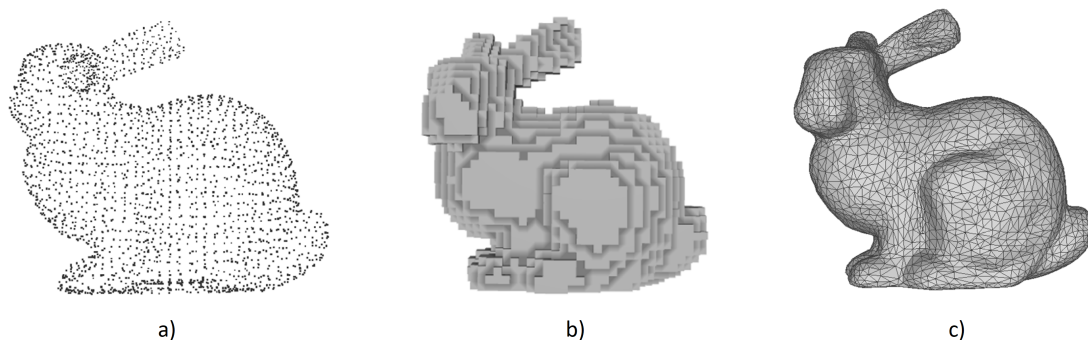
- Punktu mākoņi (Point Clouds): Punktu mākoņi ir 3D attēlošanas veids, kurā objekts tiek attēlots kā punktu kopums trīsdimensiju koordinātu telpā. Katrs punkts ir definēts ar savu X, Y un Z koordinātu. Punktu mākoņi bieži tiek izmantoti, apstrādājot lielu datu kopu no LIDAR sensoriem vai 3D skenēšanas ierīcēm. Plaši izmantotas bibliotēkas darbībām ar punktu mākoņiem ir Point Cloud Library (PCL) un Open3D. Atkarībā no punktu mākoņa veida, punkti papildus X, Y un Z koordinātēm var uzglabāt arī RGB krāsu modeļa vērtības.
- Vokseļi (Voxels): Vokseļi ir 3D pikseļi, kas parasti ir attēloti kā kubiskas vienības trīsdimensiju telpā. Vokseļi sniedz vienkāršu un efektīvu veidu, kā reprezentēt objektus, struktūras un materiālus 3D telpā. Tie bieži tiek

¹<https://augmentedperception.github.io/therelightables/>

izmantoti medicīnā, ģeoloģijā un 3D spēļu dizainā, īpaši, kad ir nepieciešams skaidri norādīt materiālu īpašības.

- Poligonu tīkli (Mesh): Tīkli ir 3D attēlošanas veids, kas balstīts uz poligonu struktūrām. Šīs struktūras ir veidotas no virsotnēm (punktiem), malām un virsmām. Bieži izmantotie poligoni ir trīsstūri, bet var izmantot arī citas formas. Tīkli ir bieži sastopami 3D modelēšanā, animācijā un spēļu dizainā, jo tie ļauj veidot detalizētus un vizuāli pievilcīgus objektus.
- Apraksti (Descriptions): Apraksti attiecas uz 3D objektu reprezentāciju, kas balstīta uz matemātiskiem aprakstiem, piemēram, parametrisko virsmu vai līkņu. Šāda veida attēlošana tiek izmantota, lai reprezentētu gludas un kompleksas formas, kuras ir grūti izveidot, izmantojot tīklus vai vokseļus. Apraksti ir bieži sastopami inženiertehnikā, arhitektūrā un matemātiskās vizualizācijās. 3D modeļi veidoti datorprojektēšanas (CAD) programmatūrā tiek veidoti izmantojot aprakstus, eksportējot modeļus, piemēram, STL failā modelis tiek saglabāts kā poligonu tīkla aproksimācija.

3D skenēšanā un 3D datorprojektēšanā bieži tiek izmantoti vairāki 3D vides attēlošanas veidi, atkarībā no mērķiem un pielietojuma. Jēlie dati no 3D skeneriem pārsvarā ir punktu mākoņi, bet punktu mākoņu attēlošana ir resursietilpīgs process, tāpēc pēcstrādē no punktu mākoņiem tiek veidoti poligonu tīkli. Savukārt poligonu tīklus var rediģēt piemēram Blender programmatūrā. Bieži nākamā labākā skata plānošanai 3D modeli ir nepieciešams vienkāršot, punktu mākoņi tiek tuvināti līdz vokseļiem un tiek izveidots vides vokseļu attēlojums, kur katram vokselim tiek piesaistīta vērtība: "aizņemts", "brīvs" vai "neredzēts". Tas ļauj vienkāršāk apstrādāt telpiskos datus un izvēlēties nākošo skatu. Datorprojektēšanā pārsvarā tiek izmantoti aprakstu attēlojums, tādējādi ir iespējams izmantot parametrisku modelēšanu (piem. cilindrs ar augstumu h un rādiusu r), lai būtu iespējams izveidoto modeli, piemēram, izdrukāt izmantojot 3D printerus, tas tiek saglabāts kā poligonu tīkls ar noteiktu diskretizācijas soli.



2.2. att. 3D modeļa attēlojumi izmantojot: a) punktu mākonī, b) vokselus, c) poligonu tīklus (modificēts no (Gao et al., 2022))

Katram no šiem 3D attēlošanas veidiem ir savas priekšrocības un pielietojumi:

- Punktu mākoņi ir ātri un vienkārši izveidojami, tie ļauj ātri apstrādāt lielu datu kopu. Tomēr tos bieži izmanto kā pamatu citu 3D attēlošanas veidu izveidei, piemēram, poligonu tīkliem, jo tie nepiedāvā tik detalizētu attēlošanu.
- Vokseļi ir ļoti piemēroti diskretizētu un materiālu īpašību reprezentācijai, piemēram, medicīnas attēlā vai ģeoloģiskā datu apstrādē. Taču tie var būt resursu intensīvi un prasa vairāk datu glabāšanas un apstrādes jaudas nekā citas metodes. Vokselus bieži izmanto nākamā labākā skata plānotajos vides vienkāršošanai.
- Poligonu tīkli ir vispārēji izmantots 3D attēlošanas veids, kas piedāvā līdzsvarotu detalizācijas un resursu izmantošanas līmeni. Tīkli ļauj veidot detalizētus un vizuāli pievilcīgus objektus, tomēr to izveide un rediģēšana var būt laiktīlpīga.
- Apraksti piedāvā augstu precizitāti un gludas formas reprezentāciju, taču to izveide un rediģēšana var būt sarežģīta. Šāda veida attēlošana ir izdevīga matemātisku un inženiertehnisku problēmu risināšanā, bet to izmantošana varētu būt pārāk sarežģīta citos pielietojumos. Tos izmanto modelēšanā un projektēšanā.

Nobeigumā, katram 3D attēlošanas veidam ir savas priekšrocības un trūkumi, un izvēle starp tiem būs atkarīga no konkrētā projekta vajadzībām un mērķiem. Dažos gadījumos var būt noderīgi apvienot vairākus 3D attēlošanas veidus, lai panāktu labāko iespējamo rezultātu.

2.4 Nākmā labākā skata plānotāji

NBV (Next-Best View, Nākamā Labākā Skata) plānotāji ir algoritmi, kas izmantojami robotikā un citās jomās, lai noskaidrotu labāko iespējamo skatu, pozīciju vai skatu kopu, kas ļauj sistēmai efektīvi iegūt nepieciešamo informāciju par vidi vai objektiem. NBV plānotāji ir īpaši noderīgi, lai automatizētu 3D skenēšanu, uzraudzību un pētījumus, kā arī lai uzlabotu navigācijas un atpazīšanas algoritmus. NBV plānotājus pielieto objektu skenēšanai un 3D ēku rekonstrukcijai no gaisa pielietojot bezpilota lidaparātus (Peng & Isler, 2018), efektīvai ēku izpētei.

2.5 ROS

Robotu operētājsistēma (Robot Operating System ROS¹) ir atvērta koda programmatūras sistēma, kas paredzēta robotikas pielietojumu izstrādei un integrācijai. Tā nav operētājsistēma tradicionālā izpratnē, bet gan rīku un bibliotēku kopums, kas padara robotu programmatūras izstrādi vienkāršāku un efektīvāku. ROS ir izveidots, lai veicinātu sadarbību starp robotikas zinātniekiem un inženieriem, ļaujot viegli koplietot un izmantot kodu, idejas un risinājumus. (Quigley et al., 2009) ROS galvenās iezīmes:

- Lietotājprogrammu saskarne (API): ROS piedāvā standartizētu programmēšanas saskarni dažādām programmēšanas valodām, piemēram, Python vai C++.
- Ziņojumu sistēma: ROS nodrošina efektīvu ziņojumu apmaiņu starp procesiem, izmantojot tā sauktos "tematus" (topics) un "pakalpojumus" (services). Ziņojumu sistēma ļauj dažādiem komponentiem, kas darbojas neatkarīgi, viegli komunicēt un sadarboties.

¹<https://wiki.ros.org/>

- Pakotņu un moduļu sistēma: ROS ir modulārs, kas nozīmē, ka lietotāji var izveidot un izmantot atsevišķus pakotnes, kas satur kodu, konfigurāciju un dokumentāciju. Šīs pakotnes var viegli koplietot un integrēt citos projektos.
- Virtuālās simulācijas: ROS ļauj izmantot virtuālās simulācijas programmatūru, piemēram, Gazebo¹, lai izstrādātu un pārbaudītu robotu modeļus un algoritmus imitācijas vidē pirms to izmantošanas realitātē.
- Rīku kopums: ROS piedāvā daudzus rīkus, kas palīdz izstrādāt, pārvaldīt un analizēt robotu programmatūru. Piemēri ietver RViz² (3D vizualizācijas rīks), RQT³ (robotu programmatūras izstrādes rīks) un ROSbag⁴ (datu ierakstīšanas un attēlošanas rīks).

ROS izstrādāja un uztur Willow Garage, bet kopš 2013. gada tā tiek uzturēta un attīstīta ar Open Robotics⁵ palīdzību. ROS ir plaši izplatīta robotikas pētniecības un rūpniecības vidē un ir kļuvusi par vienu no nozīmīgākajām robotikas programmatūras platformām pasaulē. Ar ROS attīstību ir izveidojušās dažādas versijas un atzarojumi:

- ROS 1: Pirmā ROS versija, kas sākotnēji tika izlaista 2007. gadā un plaši izmantota līdz 2020. gadam. Šī versija nodrošina bāzes funkcionalitāti un iespējas robotu programmatūras izstrādei.
- ROS 2: Otrā ROS versija, kas tika izlaista 2018. gadā un ietver vairākas uzlabojumus, piemēram, labāku ziņojumu sistēmu ar DDS (Data Distribution Service) protokolu, drošības uzlabojumus, uzlabotu moduļu izolāciju un atbalstu reāllaika sistēmām. ROS 2 ir vērsta uz plašāku izmantošanu rūpniecības un komerciālajos projektos.

Šī darba ietvaros tiek izmantota ROS 1 Noetic Ninjemys versija, kura ir pēdējā rekomendētā ROS 1 versija, izlaista 2020. gada 23. maijā un kuras atbalsts

¹<https://gazebosim.org/home>

²<http://wiki.ros.org/rviz>

³<http://wiki.ros.org/rqt>

⁴<http://wiki.ros.org/rosbag>

⁵<https://www.openrobotics.org/>

ir plānots līdz 2025. gada maijam.¹ Šīs ROS versijas izmantošana ir noteikta ar to, ka modernākie nākamā labākā skata (NBV) plānotāji (Border & Gammell, 2022; Delmerico et al., 2018) ir implementēti kā pakotnes priekš agrākām ROS 1 versijām un to migrēšana uz ROS 2 nav racionāla.

ROS ir svarīgs instruments robotikas jomā, kas palīdz izstrādāt, pārbaudīt un koplietot programmatūras risinājumus. Tās modulārā uzbūve, atbalstītās programmēšanas valodas un rīku kopums padara to par universālu platformu dažādu robotikas pielietojumu izstrādei.

2.6 PCL bibliotēka

Punktu mākoņu bibliotēka (Point Cloud Library - PCL²) ir atvērtā koda projekts, kas piedāvā lielu skaitu algoritmu un rīku darbam ar punktu mākoņiem un 3D attēlojumu. (Rusu & Cousins, 2011) PCL ir rakstīta C++ valodā un tā ir plaši izmantota zinātnē, lai veiktu 3D datu apstrādi un analīzi. PCL ir saderīga ar vairākām platformām un operētājsistēmām, tostarp Linux, Windows un macOS. Darbā (Border & Gammell, 2022) tiek izmantota PCL bibliotēka punktu biežuma un neapmeklēto modeļa malu definēšanai. PCL piedāvā dažādas funkcijas un moduļus, kas ietver:

- Datu ielāde un saglabāšana: PCL atbalsta dažādus punktu mākoņu failu formātus, piemēram, PCD (Point Cloud Data, punktu mākoņu datu formāts), PLY (poligonu tīklu formāts) un LAS (punktu mākoņu datu formāts), ļaujot importēt un eksportēt datus no dažādiem avotiem.
- Filtrēšana un apstrāde: PCL ļauj veikt punktu mākoņu filtrēšanu un apstrādi, piemēram, mērogošanu, rotāciju, pārvietošanu, kā arī atkārtotu un trokšņainu punktu noņemšanu.
- Segmentācija: PCL piedāvā vairākus segmentācijas algoritmus, lai identificētu un izolētu objektus un struktūras punktu mākoņos, piemēram, atdalīšanu, balstoties uz augstuma informāciju.

¹<http://wiki.ros.org/Distributions>

²<https://pointclouds.org/>

- Reģistrācija: PCL ļauj veikt punktu mākoņu reģistrāciju, kas ir procesa, kura laikā atsevišķi punktu mākoņi tiek salīdzināti un apvienoti, lai iegūtu vienotu punktu mākoņu modeli.
- Funkciju izgūšana: PCL atbalsta 3D funkciju izgūšanu, kas ļauj iegūt informāciju par punktu mākoņa īpašībām, piemēram, krāsu un virsmu īpašībām.
- 3D objektu atpazīšana: PCL piedāvā algoritmus, kas ļauj atpazīt un sekot līdzi objektiem punktu mākoņos, kas var būt noderīgi, piemēram, robotikā vai telpu izpētes sistēmās.
- Tīklu izveide: PCL ļauj veidot tīklus no punktu mākoņiem, izmantojot algoritmus, piemēram, lai pārvērstu punktu mākoņus detalizētākos 3D modeļos.
- Octree un kd-tree struktūras: PCL atbalsta hierarhiskas datu struktūras, piemēram, octree, kokos sakņotā datu struktūra, kas ļauj efektīvi veikt punktu mākoņu indeksēšanu, meklēšanu un izpēti.
- Vizualizācija: PCL ietver vizualizācijas rīkus, kas ļauj attēlot punktu mākoņus un tīkliņus, tādējādi palīdzot analizēt un pārbaudīt apstrādes rezultātus.

PCL ir ļoti modulāra un pielāgojama, tā ļauj izmantot tikai nepieciešamos moduļus un funkcijas atkarībā no konkrētā projekta vajadzībām. PCL ir saderīga arī ar citiem atvērtā koda projektu, piemēram, Robot Operating System (ROS), kas ļauj izmantot to kombinēti ar robotikas sistēmām un sensoriem.

2.7 Open3D bibliotēka

Open3D ir atvērtā koda bibliotēka, kas piedāvā rīkus, lai apstrādātu, analizētu un vizualizētu 3D datus.¹ Šī bibliotēka ir izstrādāta, lai atvieglotu 3D datu apstrādi, kā arī padarītu to pieejamāku un saprotamāku. Open3D piedāvā plašu funkciju klāstu, kas ietver 3D datu vizualizāciju, 3D datus apstrādi, 3D datus ielasīšanu un eksportēšanu, 3D datorredzi un daudz ko citu. (Q.-Y. Zhou et al., 2018) Open3D daudzo aspektos ir līdzīga PCL bibliotēkai, bet ir ātrāka un efektīvāka lielāku datu apjomu apstrādei. Open3D ir izstrādāta, lai darbotos arī ar

¹<http://www.open3d.org/>

lieliem 3D datu apjomu, kas padara to par spēcīgu rīku gan zinātniskajās, gan rūpnieciskajās nozarēs. Tā ir bieži izmantota medicīnas, robotikas, automobiļu ražošanas, arheoloģijas un citās nozarēs, kas nodarbojas ar 3D datu analīzi un apstrādi. Open3D papildina un vairākos aspektos aizstāj PCL bibliotēku. Open3D piedāvā plašu funkciju klāstu, kas ietver:

- 3D datu vizualizāciju: Open3D ļauj vizualizēt 3D datus, izmantojot dažādas metodes, piemēram, punktu mākoņus, virsmas, zemes reljefu un citus. Tā piedāvā rīkus, lai iegūtu 3D datu informāciju, piemēram, punktu koordinātas, krāsas un attālumus.
- 3D datu apstrādi: Open3D piedāvā daudzus rīkus, kas palīdz apstrādāt 3D datus, piemēram, filtrēšanu, rekonstrukciju un registrāciju. Šie rīki ļauj optimizēt 3D datu analīzi un iegūt precīzus rezultātus.
- 3D datu ielasišanu un eksportēšanu: Open3D var ielasīt 3D datus no dažādiem avotiem, piemēram, failiem, kamerām, 3D skeneriem un citiem avotiem. Tā piedāvā rīkus, lai eksportētu 3D datus dažādās formātos, piemēram, OBJ, PLY, STL un citos.
- 3D datorredze: Open3D piedāvā rīkus, kas palīdz apstrādāt 3D datorredzes rezultātus, piemēram, izmantojot tādas metodes kā telpiskās attiecības, attālumu transformācijas utt.

Open3D ir brīvi pieejama bibliotēka, kas atbalsta vairās programmatūras valodas, piemēram, Python, C++ un Java, kas padara to par universālu rīku datu apstrādē un analīzē. Turklāt Open3D ir aktīvi attīstīta, tādējādi nodrošinot stabilu un uzticamu rīku kopu, kas var tikt izmantota plašā klāstā 3D datu uzdevumu risināšanai. Open3D ir arī izstrādāta, lai būtu viegli integrējama ar citām bibliotēkām un programmatūras sistēmām. Tādējādi Open3D var tikt izmantota kopā ar citām 3D datu apstrādes bibliotēkām, piemēram, PCL (Point Cloud Library), un ar citām programmēšanas valodām, piemēram, MATLAB. Galvenās iezīmes, kas padara Open3D par spēcīgu un universālu 3D datu apstrādes rīku, ir tās spēja apstrādāt lielus datu apjomus, plašais funkciju klāsts, iespēja integrēt

ar citām sistēmām. Open3D ir izstrādāta, lai to būtu viegli izmantot, tādējādi palīdzot lietotājiem veiksmīgi risināt dažādus uzdevumus ar 3D datiem.

2.8 OctoMap bibliotēka

OctoMap ir atvērta koda bibliotēka, kas ir izstrādāta, lai atvieglotu 3D datu apstrādi un analīzi, izmantojot telpiskos koku uzglabāšanas principus.¹ Šī bibliotēka piedāvā efektīvu veidu, kā apstrādāt un vizualizēt lielus 3D datu apjomus, piemēram, punktu mākoņus un attēlus, un izmantot tos objektu atpazīšanai, navigācijai un citiem uzdevumiem.

OctoMap pamata datu struktūra ir trīsdimensiju koki, kas sastāv no daudziem mazākiem kokiem, kas katrs glabā informāciju par konkrētu 3D telpas daļu. Šī telpiskā struktūra ļauj optimizēt datu uzglabāšanu un apstrādi, tādējādi nodrošinot ātru un efektīvu 3D datu apstrādi.

Dažas no OctoMap funkcijā ietver:

- 3D datu apstrāde: OctoMap ļauj apstrādāt dažādus 3D datu tipus, piemēram, punktu mākoņus, attēlus un citus, izmantojot tādas rīkus kā filtrēšana, objektu atpazīšana un rekonstrukcija.
- Telpiskās kartes izveidošana: OctoMap ļauj izveidot telpiskas kartes, kas sniedz informāciju par 3D objektu atrašanās vietām un to savstarpējām attiecībām.
- Robotu navigācija: OctoMap var tikt izmantota, lai palīdzētu robotiem parvietoties 3D vidēs, izmantojot tādas rīkus kā kustības plānošana un maršrutēšana.
- Dažādu datu formātu atbalsts: OctoMap var ielasīt un eksportēt datus dažādās formātos, piemēram, PCD, OBJ, STL un citos.
- Atvērtība un pieejamība: OctoMap ir atvērta koda bibliotēka, kas ir brīvi pieejama un atbalsta vairākas programmēšanas valodas, piemēram, C++, Python un MATLAB.

¹<https://octomap.github.io/>

OctoMap palīdz lietotājiem veiksmīgi risināt dažādus 3D datu uzdevumus, piemēram, objektu atpazīšanu un navigāciju. Tā ir bieži izmantota robotikas, virtuālās realitātes, zinātniskās vizualizācijas un citās nozarēs, kas nodarbojas ar 3D datu apstrādi. Galvenās iezīmes, kas padara OctoMap par efektīvu 3D datu apstrādes rīku, ir tās spēja apstrādāt lielus datu apjomus, telpiskās kartes izveidošana, atbalsts dažādiem datu formātiem, robotu navigācijas iespējas. Tā ir arī izstrādāta, lai būtu viegli integrēt ar citām bibliotēkām un programmēšanas valodām, piemēram, ROS (Robot Operating System) un PCL (Point Cloud Library), kas nodrošina lietotājiem vēl lielākas iespējas 3D datu apstrādē un analizē. Lietotāji var izmantot OctoMap, lai apstrādātu un vizualizētu dažādus 3D datu tipus, veidot telpiskas kartes, vadīt robotus un risināt citus uzdevumus, kas saistīti ar 3D datu apstrādi. Bibliotēka ir aktīvi attīstīta, tādējādi nodrošinot stabilitāti un uzticamību, kas nepieciešama veiksmīgai 3D datu apstrādei. Darbā (Delmerico et al., 2018) modificēta Octomap bibliotēkas versija tiek izmantota nākamā labākā skata plānotāja metrikas aprēķinam.

2.9 Datu kopas, 3D modeļi

Nemot vērā to, ka pēdējos gados tiek rādīti nākamā labākā skata plānotāji, kas pielieto mašīnmācīšanās metodes, liela nozīme ir izmantotajām datu kopām. Lielākas modeļu datu kopas tiek izmantotas objektu atpazīšanas uzdevumiem, piem. ABC un Shapenet datu kopas. Tikmēr rekonstruēšanas uzdevumiem pārsvarā tiek izmantotas mazākas datu kopas ar augstas detalizācijas pakāpes modeļiem, pārsvarā veidoti no dabas objektiem veicot 3D skenēšanu. Šādi daudziem modeļiem ir pievienotas arī tekstūras, regulējot apgaismojumu imitācijas vidē ir iespējams novērtēt algoritmu darbību labai pietuvinātajos apstākļos.

ABC datu kopa ieviesta darbā (Koch et al., 2018) sastāv no vairāk nekā 1 miljona datorprojektēšanas (CAD) modeļiem, kas 4 mēnešu garumā lejuplādēti no Onshape¹ platformas. Shapenet (Chang et al., 2015) datu kopa sastāv no trīs miljoniem datorprojektēšanas (CAD) modeļiem, 220 000 no kuriem ir klasificēti 3135 kategorijās. Thingi10K (Q. Zhou & Jacobson, 2016) datu kopa sastāv no desmit tūkstošiem modeļiem, kas paredzēti 3D drukai. Liela apjoma modeļu datu

¹<https://www.onshape.com/>

kopas pārsvarā tiek pielietotas mašīnmācīšanās algoritmu apmācībai un testēšanai, piemēram, klasifikācijas uzdevumiem. Datorprojektēšanas modeļi pārsvarā ir vienkāršotas ģeometrijas un tiem trūkst informācijas par virsmas tekstūrām. Tāpēc 3D rekonstruēšanas uzdevumiem pārsvarā tiek izmantotas cita veida datu kopas un augstākas detalizācijas 3D modeļi, kas pārsvarā iegūti izmantojot 3D skenēšanas metodes un rekonstruējot 3D modeli no vairākiem attēliem.

Stenfordas zaķis ieviests (Turk & Levoy, 1994) ka arī Stenfordas pūķa (Curlless & Levoy, 1996) un Stenfordas brūņneša un Budas (Krishnamurthy & Levoy, 1996) modeļi ir pieejami Stenfordas Universitātes datorgrafikas laboratorijas mājaslapā.¹ 20 modeļi ieviesti darbā (Rodolà et al., 2013) ir pieejami Minhenes Tehniskās Universitātes (TUM) datorredzes grupas mājaslapā.² 80 detalizēti modeļi, kas iegūti ar strukturētās gaismas skenēšanas metodi (Jensen et al., 2014), pieejami Dānijas Tehniskās Universitātes (DTU) Attēlu Analīzes un Datorgrafikas nodaļas mājaslapā.³ Vairāki 3D modeļi, gan teksturēti, gan bez tekstūrām ir pieejami Masačūsetsas Tehnoloģiju institūta Datorzinātnes un Mākslīga Intelekta laboratorijas mājaslapā.⁴ House3K datu kopa, izmantotā darbā (Peralta et al., 2020), kas satur 3 000 ēku modeļus ar tekstūrām, pieejama projekta GitHub repozitorijā.⁵ 15 modeļi (Linemod datu kopa) izmantoti darbā (Hinterstoißer et al., 2012) pieejami Minhenes Tehniskās Universitātes (TUM) mājaslapā.⁶ HomebrewedDB datu kopa, kā tā tika ieviesta darbā (Kaskman et al., 2019) un satur 33 modeļus ir pieejama Minhenes Tehniskās Universitātes (TUM) mājaslapā.⁷ Njūvella tējas kannas modelis (Newell, 1975)

Bieži tiek nākamā labākā skata plānotāju pārbaudei tiek izmantoti arī atsevišķi modeļi, kas nav daļa no lielākām datu kopām. Atkarībā no licences zem kuram modeļi tiek izplatīti, daudzus lietotāju veidotos modeļus, kas pieejami tiešsaistē var izmantot, ņemot vērā, ka netiek iegūta peļņa. Vairāki šādi modeļi,

¹<http://graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep/>

²<https://cvg.cit.tum.de/data/datasets/clutter>

³<https://roboimagedata.compute.dtu.dk/>

⁴<https://people.csail.mit.edu/tmertens/texttransfer/data/>

⁵<https://github.com/darylperalta/Houses3K>

⁶<https://campar.in.tum.de/Main/StefanHinterstoißer>

⁷<https://campar.in.tum.de/personal/ilic/homebreweddb/>

kurus dažādos darbos ir izmantojuši pētnieki: Redklifa kameras modelis¹ (Redklifa kamera ir Oksforda Universitātes ēka uzbūvēta laika posmā no 1737. līdz 1749. gadam.), Nūjorkas Brīvības statujas modelis,² Parīzes Dievmātes katedrāles modelis.³ Lielu modeļu priekšrocība ir augsta detalizācijas pakāpe, kas ļauj pārbaudīt algoritmus uz liela mēroga modeļiem.

¹<https://3dwarehouse.sketchup.com/model/29871a84-f39e-4595-b527-109f2140eadd/Radcliffe-Camera-Oxford?hl=en>

²<https://sketchfab.com/3d-models/statue-of-liberty-6626abe1f3e8469a9d8f4b74d8aa2a71>

³<https://sketchfab.com/3d-models/notre-dame-de-paris-mini-a687c9d29af048bc8a731c4e81621f7d>

3 SISTEMĀTISKA ZINĀTNISKĀS LITERATŪRAS ANALĪZE

Nodaļā 2. tika apkopota informācija par kopējiem terminiem, rīkiem un metodēm, kuras pielieto 3D skenēšanā un 3D skenēšanas skatu plānošanā. Turpmāk uzmanība tiks veltīta tieši nākamā labākā skata plānotājiem, to vēsturiskai attīstībai un salīdzinājumam. 2003. gadā tolaik aktuālākie darbi tika apkopoti (Scott et al., 2003) darbā. Autoram nav zināmi apkopojumi pētījumi un vairāku pētījumu kvalitatīvi salīdzinājumi kopš 2003. gada. Pārskats par pēdējo gadu pētījumiem ir pieejams tabulā 3.1. Detalizēts salīdzinājums ir apkopots tabulā 3.2. Par pamatu izmantojot (Scott et al., 2003) darbā definētos kritērijus tika salīdzināti vairāki nākamā labākā skata plānotāji.

3.1 NBV plānotāji

Lai novērtētu mūsdienu tendences nākamā labākā skata plānotājos ar ievirzi uz 3D skenēšanu un 3D rekonstruēšanu tika veikta sistemātiska literatūras analīze. Analīzes apkopojums pieejams tabulā 3.1. Kā svarīgākās iezīmes publikāciju un metožu pirmējai salīdzināšanai tika izcelti 4 kritēriji: izmantotās datu kopas, vides attēlojuma veids, pārmeklēšanas vides veids un diskrētās pārmeklēšanas vides gadījumā - pārmeklēšanas kopas izmērs, jeb skatu punktu skaits, no kuriem tiek izvēlēts labākais. Dažādi vides attēlojumi aprakstīti nodaļā 2.3. katram vides attēlojumam ir savas priekšrocības un trūkumi, interesanta tendence ir retāka poligonu tīklu izmantošana. Nodaļā 2.9. tika sniegts apkopojums par pētījumos izmantotām datu kopām un atsevišķiem 3D modeļiem. Tabulā sniegti nosaukumi atsaucās uz nodaļas 2.9. apkopojumu. Publikācijās, kurām nav norādīti izmantotie modeļi, izmantoti modeļi vai nav definēti vai arī izmantoti sadzīves objekti un plānotāji pārbaudīti dabā. Attiecībā pret izmantotiem modeļiem tendence ir uz lielāku un sarežģītāku datu kopu izmantošanu, atkarībā no metodes tiek izmantotas vai liela apjoma datu kopas (ShapeNet, ABC), kas ļauj apmācīt mašīnmācīšanos sakņotus plānotājus vai arī datu kopas ar augstas detalizācijas modeļiem (Stenfordas modeļi, Minhenes Tehniskās Universitātes un Dānijas Universitātes modeļi).

Vairākas metodes ir citu metožu uzlabojumi un iterācijas, piemēram, MA-SCVP (Pan et al., 2023) dziļā mašīnmācīšanās sakņotā metode ir autoru Sicongs Pans(Sicong Pan), Hao Hū(Hao Hu), Hui Veijs(Hui Wei) u.c. SCVP (Pan et al., 2022) metodes iterācija, kas papildus izmanto PC-NBV (Zeng et al., 2020) neironu tīklu labākā skata noteikšanai pirmajā iterācijā. Līdzīgi 2021. gada publikācijā (Vasquez-Gomez et al., 2021) tiek piedāvāta NBV-Net 4-5 neironu tīkla arhitektūra (cipari tīkla nosaukumā nozīmē: 4 konvolūcijas slāņi un 5 pilnsaistes slāņi), kas ir balstīta uz šīs darba grupas 2019. gada pētījuma (Mendoza et al., 2019) NBV-Net tīkla arhitektūru, kas sastāv no 3 konvolūcijas slāņiem un 5 pilnsaistes slāņiem. Tāpat autori ir pārbaudījuši citas NBV-Net arhitektūras, proti NBV-Net 3-3, NBV-Net 3-5, NBV-Net 4-3 un NBV-Net 5-4, secinot ka NBV-Net 4-5 tīkls sniedz labākos rezultātus. NBV-Net bija pirmā 3D konvolūcijas tīkla arhitektūra, pielietota 3D rekonstrukcijas uzdevuma risināšanai, vairāki nākošie risinājumi izmanto līdzīgu pieeju un izmanto NBV-Net kā standartmetodi.

Neironu tīklos sakņotās metodes: NBV-Net, NBV-Net 4-5, SCVP, MA-SCVP izmanto $32 \times 32 \times 32$ vokseļu telpas attēlojumu, konvolūcijas un pilnsaistes slāņu kombināciju. Atkarībā no tīkla tiek izmantotas dažādas aktivizēšanas funkcijas un izejas vektora dimensijas ir atšķirīgas, izejas vektora dimensija atkarīgas no pieejamo skatu kopas izmēriem.

Alternatīvas neironu tīklos sakņotajām metodēm ir mērījumos sakņotās metodes (SEE (Border et al., 2018) un See+ (Border & Gammell, 2022)) un iezīmēs sakņotās metodes (PC-NBV (Zeng et al., 2020)) - pieejas izmanto punktu mākoņus intereses reģionu noteikšanai un nākamā labākā skata definēšanai.

3.1. tabula.

Nākamā labākā skata metožu apkopojums.

Npk.	Nosaukums	Gads	Metode	Izmantotie modeļi	Attēlojums	Telpas veids	Skatu punkti
1	Nākamo labāko skatu noteikšana (The determination of next best views) (Connolly, 1985)	1985			V	D	
2	Nākamā labākā skata sistēma autonomai objektu 3D rekonstruēšanai (A next-best-view system for autonomous 3-D object reconstruction) (Banta et al., 2000)	2000			V	D	
3	Skatu plānošana objektu 3D rekonstruēšanai (View Planning for 3D Object Reconstruction) (Vasquez-Gomez et al., 2009)	2009		7 modeļi: sfēra, bumbieris, Stenfordas zaķis un pūķis utt.	V	D	80
4	Virsmās sakņotā nākamā labākā skata pieeja automatizētai nezināmu objektu 3D modeļu pabeigšanai (A surface-based Next-Best-View approach for automated 3D model completion of unknown objects) (Kriegel et al., 2011)	2011		2 objekti: kamielis un Mocarta plecutēls	PT	N	
5	Volumetriskā nākamā labākā skata plānošana objektu 3D rekonstruēšanai ar pozicionēšanas kļūdu (Volumetric Next-best-view Planning for 3D Object Reconstruction with Positioning Error) (Vasquez-Gomez et al., 2014)	2014		7 modeļi: sfēra, bumbieris, Stenfordas zaķis un pūķis utt.	V	D	1932

Npk.	Nosaukums	Gads	Metode	Izmantotie modeļi	Attēlojums	Telpas veids	Skatu punkti
6	Efektīva nākamā labāka skata plānošana nezināmu objektu autonomajai 3D virsmu rekonstruēšanai (Efficient next-best-scan planning for autonomous 3D surface reconstruction of unknown objects) (Kriegel et al., 2015)	2015		9 sadzīves objekti: kamielis, Mocarta plecutēls, Zevsas plecutēls, cepumu kaste utt.	PT	N	
7	Stimulētās mācīšanās pieeja skatu plānošanas problēmai (A Reinforcement Learning Approach to the View Planning Problem) (Kaba et al., 2016)	2016		20 modeļi: 9 unikāli modeļi un modeļi no Linemod datu kopas	PT	N	
8	Pielāgojams, varbūtības, nākamā labākā skata algoritms nezināmu 3D objektu rekonstruēšanai (An adaptable, probabilistic, next-best view algorithm for reconstruction of unknown 3-d objects) (Daudelein & Campbell, 2017)	2017	APORA	Stenfordas zaķis, Pioneer robota modelis un transportlīdzekļa modelis	V	D	D*
9	Volumetriskās informācijas ieguves metriku salīdzinājums aktīvai 3D objektu rekonstruēšanai (A comparison of volumetric information gain metrics for active 3d object reconstruction) (Delmerico et al., 2018)	2018	OA, AE, RSE, RSV, PC	11 modeļi no Stenfordas, Minhenes Universitātes un Dānijas Tehniskās Universitātes datu kopām	V	D	48

Npk.	Nosaukums	Gads	Metode	Izmantotie modeļi	Attēlojums	Telpas veids	Skatu punkti
10	Virsmas robežas pētnieks (SEE): Nākamā labākā skata plānošana tieši no 3D novērojumiem (Surface Edge Explorer (SEE): Planning Next Best Views Directly from 3D Observations) (Border et al., 2018)	2018	SEE	5 modeļi: Stenfordas zaķis, pūķis un brūņnesis, Njūvela tējas kannā, Redklifa kameras modelis	PM	N	
11	Nākamā labākā skata pārraudzītā mācīšanās 3D objektu rekonstruēšanai (Supervised learning of the next-best-view for 3d object reconstruction) (Mendoza et al., 2019)	2019	NBV-Net	14 modeļi iegūti ar skenēšanas metodi: kaķis, lejkanāna, urbis utt.	V	D	14
12	Nākamā labākā skata politika 3D rekonstruēšanai (Next-Best View Policy for 3D Reconstruction) (Peralta et al., 2020)	2020	Scan-RL	Houses3K datu kopa	PM	N	
13	Nākamā labākā skata plānošana ar stimulēto mācīšanās patvaļīgu 3D formu skenēšanai (Next Best View Planning via Reinforcement Learning for Scanning of Arbitrary 3D Shapes) (Potapova et al., 2020)	2020		ABC datu kopa: 617 modeļi priekš apmācības un 43 modeļi priekš testēšanas	V	D	100

Npk.	Nosaukums	Gads	Metode	Izmantotie modeļi	Attēlojums	Telpas veids	Skatu punkti
14	Pc-nbv: Punktu mākoņos sakņots dziļais neironu tīkls efektīvai nākamā labākā skata plānošanai (Pc-nbv: A point cloud based deep network for efficient next best view planning) (Zeng et al., 2020)	2020	PC-NBV	ShapeNet, ABC datu kopa, 11 modeļi no Stenfordas + MIT datu kopām	PM	D	33
15	3D-NVS: 3D uzraudzības pieeja nākamā skata izvēlei (3D-NVS: A 3D Supervision Approach for Next View Selection) (Ashutosh et al., 2020)	2020	3D-NVS	ShapeNet apakškopa no 43 782 modeļiem 13 kategorijās	V	D	11
16	Nākamā labākā skata izvēle punktu mākoņos izmantojot topoloģiskās iezīmes (Learning the Next Best View for 3D Point Clouds via Topological Features) (Collander et al., 2021)	2021		ShapeNet	PM	N	
17	Nākamā labākā skata regresija izmantojot 3D konvolūcijas neironu tīklu (Next-best-view regression using a 3D convolutional neural network) (Vasquez-Gomez et al., 2021)	2021	NBV-Net 4-5	13 modeļi: sfēra, Ēģiptes sarkofāgs, Stenfordas zaķis, Stenfordas pūķis, tējas kanna, ritenis, brūņnesis utt..	V	N	
18	Virsmas robežu pētnieks (SEE): mērījumos sakņotā pieeja nākamā labākā skata plānošanai (The Surface Edge Explorer (SEE): A measurement-direct approach to next best view planning) (Border & Gammell, 2022)	2022	SEE+	9 modeļi: Stenfordas zaķis, pūķis, Buda un brūņnesis, Njūvela tējas kanna utt.	PM	N	

Npk.	Nosaukums	Gads	Metode	Izmantotie modeļi	Attēlojums	Telpas veids	Skatu punkti
19	Globālā maksimālā plūsmā sa- kņotā vairāku izšķirtspēju nā- kamā labākā skata metode ne- zināmu 3D objektu rekon- struēšanai (A global max-flow- based multi-resolution next- bestview method for recons- truction of 3d unknown ob- jects) (Pan & Wei, 2022a)	2022	MCMF	52 modeļi no Stenfordas , Linemod un Ho- mebrewedDB datu kopām	V	D	5000
20	Globālā vispārējā maksimālā pārklājuma risinājums mode- ļos nesakņotai skatu plānoša- nas problēmai objektu rekon- struēšanai (A global general- ized maximum coverage-based solution to the non-model- based view planning prob- lem for object reconstruction) (Pan & Wei, 2022b)	2022	GMC	49 modeļi no Stenfordas , Linemod un Ho- mebrewedDB datu kopām	V	D	1592
21	Scvp: Viena mēģinājuma skatu plānošana izmantojot pārklājuma kopas nezinā- mu objektu rekonstruēšanai (Scvp: Learning one-shot view planning via set covering for unknown object recons- truction) (Pan et al., 2022)	2022	SCVP	33 modeļi no Stenfordas , Linemod un Ho- mebrewedDB datu kopām	V	D	1536
22	Viena mēģinājuma skatu plā- nošana ātrai un pilnai nezi- nāmu objektu rekonstruēšanai (One-Shot View Planning for Fast and Complete Unknown Object Reconstruction) (Pan et al., 2023)	2023	MA- SCVP	50 modeļi no Stenfordas , Linemod un Ho- mebrewedDB datu kopām	V	D	32

* Skatu punktu skaits tiek dinamiski mainīts atbilstoši modeļa izmēriem. Attēlojumu veidi: V -

vokseļi, PM - punktu mākonis, PT - poligonu tīks Telpas veidi: D - diskrēta vide ar iepriekšdefinēto skatu punktu skaitu, NBV plānotāja uzdevums ir noteikt vislabāko nākošo skatu no skatu kopas, N - nepārtaukta vide, kur pieejami skati nav iepriekšdefinēti, plānotājs nosaka nākošo labāko skatu sešās brīvības pakāpēs. Skatu punktu skaits attiecās uz diskrētajām vidēm un nosaka pieejamo skatu kopas izmēru.

Atbilstoši veiktajai literatūras analīzei šādi secinājumi:

- **Tēmas aktualitāte** Pirmkārt par tēmas aktualitāti un aktīvu pētniecisko darbību tieši nākamā labākā skata plānošanai 3D rekonstruēšanas jomā, modernākiem pētījumiem pielietojot neironu tīklos un stimulētā apmācībā sakņotos risinājumus. Meklējot pēc atslēgvārdiem pirmās publikācijas par nākamā labākā skata plānošanu 3D rekonstruēšanai ir 90jos gados, pirms 10 gadiem - 596 publikācijas, pirms 5 gadiem - 713 un pagājušogad - 834, kas ir lielākais skaits publikāciju gada laikā visā uzskaites periodā. Tas var būt arī sasaistīts ar modernām tendencēm spēļu dizainā, virtuālās un papildinātās realitātes pielietojumiem. 3D komercija ir jauna nozare un 3D vizualizācijas rīku izmantošanai ir nepieciešami augstas kvalitātes preču 3D modeļi.
- **Mašīnmācīšanos pielietošana** Pēdējos gados publicētajos pētījumos lielākajā daļā nākamā labākā skata plānotāju pielieto mašīnmācīšanos, neironu tīklus uz stimulētās mācīšanās metodes. Starp vairākām publikācijām, kas pielieto mašīnmācīšanos, novērotas līdzības, piemēram, 32x32x32 vokseļu ieejas datu izmantošana. Arī 3D konvolūcijas tīklu uzbūvē ir kopējās tendences, bieži tie ir vairāki secīgi konvolūciju slāņi, kuriem seko vairāki pilnsaistes slāņi, slāņu skaits un aktivizēšanas funkcijas atšķirās atkarībā no implementācijas.
- **Modeļu detalizācija** Mašīnmācīšanās izmantošana nosaka tendenci uz lielāku un detalizētāku datu kopu izmantošanu. Kamēr ABC un ShapeNet datu kopas ir labas objektu atpazīšanas uzdevumiem (modeļi ir klasificēti, vienai klasei pieejami vairāki modeļi), 3D skenēšanai un rekonstruēšanai ir izmantojami patiesības modeļi, kas iegūti skenējot dabas objektus. Ilgāko laiku Stenfordas 3D skenēšanas repozitorijs modeļi (zaķis, pūķis utt.) bi-

ja visplašāk izmantotie patiesības modeļi. Mūsdienas 3D rekonstruēšanas algoritmu pārbaudei ir pieejamas Linemod un HomebrewDB datu kopas.

- **Metrikas** Galvenā rekonstruēšanas kvalitātes novērtēšanas metrika ir pārklājuma procents attiecībā pret patiesības modeli, tomēr atkarībā no autora, pārklājuma procenta aprēķins var atšķirties. Piemēram, virsmas robežas pētnieka algoritma (Border & Gammell, 2022) novērtēšanai pārklājuma procents tiek aprēķināts pret patiesības modeli, punktu mākonī, izveidotu no modeļa, kura rekonstrukcija tiek vērtēta. Citāda pieeja tiek izmantota MASCV (Pan et al., 2023) metodes pārklājuma procenta aprēķinam, ņemot vērā, ka pārklājuma skatu kopa tiek veidota no pieejamo skatu kopas (32 skatiem novietotiem uz puslodes apkārt objektam), par patiesības modeli tiek uzskatīts punktu mākonis, kas veidots no 32 pieejamo skatu punktu mākoņu apvienošanas.
- **Dažādība** Veicot literatūras analīzi tiek secināts, ka starp pieejām nav izteiktās dominances, tiek pētītas mērījumos sakņotās metodes, metodes, kas pielieto mašīnmācīšanās, vai arī izmanto staru izsekošanu volumetriskās informācijas ieguves metrikas aprēķinam.

Ņemot vērā, ka tabulā 3.1. vairākas publikācijas ir vienas metodes iterācijas, dažas metodes vairs nav aktuālas un to autori ir izstrādājuši uzlabotās versijas, kuru veiktspēja ir labāka, turpmākam salīdzinājumam tika izceltas vairākas metodes.

Veicot literatūras analīzi, tika noskaidrots, ka volumetriskās informācijas ieguves algoritmi un to dažādas definīcijas bieži tiek izmantotas metožu salīdzināšanai, kā references metodes. Tāpēc salīdzināšanai tika izvēlētas Džefrija Delmeriko (Jeffrey Delmerico) et al. (Delmerico et al., 2018) definētās volumetriskās informācijas ieguves metrikas. Tās bija implementētas izmantojot ROS un Gazebo imitācijas vidi un kļuva par pamatu salīdzināšanas metodikai. Ņemot vērā, ka Džefrija Delmeriko et al. metrikas tika salīdzinātas ar Huana Irvinga Vaskeza-Gomez (Juan Irving Vasquez-Gomez) et al. (Vasquez-Gomez et al., 2014) un Simona Krīgela (Simon Kriegel) et al. (Kriegel et al., 2015) volumetriskās informācijas ieguves metrikām, tās arī tika pievienotas padziļinātai salīdzināšanai.

Autonomās rekonstruēšanas uzdevums ir iegūt augstas izšķirtspējas digitālo 3D modeli objektam, kas tiek skenēts. Laba digitāla modeļa priekšnosacījums ir detalizēts punktu mākonis, kurā visos apvidos ir pieejama uzticama informācija (punkti ar noteiktu biežumu). Tāpēc salīdzināšanai tika atlasīta mērījumos balstīta metode: virsmas robežas pētnieks (Border & Gammell, 2022), kurš nodrošina, ka rezultējošais punktu mākonis būs pilnīgs un definē nākamo labāko skatu pēc novēroto punktu biežuma.

Iepriekšējās metodēs nepielieto mašīnmācīšanos, tāpēc salīdzināšanai tika atlasītas 2 mašīnmācīšanos sakņotās metodes: MA-SCVP (Pan et al., 2023) un Scan-RL (Peralta et al., 2020). MA-SCVP ir autoru Siciongs Pans et al. SCVP (Pan et al., 2022) metodes uzlabotā versija, kas nosaka mazāko parklājuma skatu kopu balsoties uz $32 \times 32 \times 32$ vokseļu vides attēlojumu un diviem skatiem. Pirmais skats ir nejauši izvēlētais skats no 32 skatu kopas, otrs skats ir PC-NBV (Zeng et al., 2020) noteikts labākais skats no pieejamo skatu kopas. Modelis ir apmācīts uz 40 objektu modeļiem no HomebrewDB un Limenod datu kopām un pārbaudīts uz 10 modeļiem. MA-SCVP tika salīdzināts ar APORA (Daudelin & Campbell, 2017), RSE (Delmerico et al., 2018), MCMF (Pan & Wei, 2022a), GMC (Pan & Wei, 2022b), NBV-Net (Mendoza et al., 2019) un PCNBV (Zeng et al., 2020) metodēm un sasniedza labāku vai līdzīgu virsmas pārklāšanu attiecībā pret tiem. Tāpēc MA-SCVP tika atlasīta kā viena no metodēm priekš salīdzināšanas, tās veikspējas dēļ.

Scan-RL ir bezpilotu lidaparātiem domāts nākamā labāka skata plānotājs, kas definē pārvietošanās telpā kā kameras pozīcijas uz leņķu izmaiņas balstoties uz kamera datiem labākā nākama skata sasniegšanai. Modelis ir apmācīts uz autoru izveidotās House3K datu kopas.

3.2 Kvalitātes vērtēšanas kritēriji

Lai salīdzinātu un novērtētu dažādus labākā nākamā skata plānotājus, tika definēti kvalitātes vērtēšanas kritēriji. 2003. gadā (Scott et al., 2003) definētie kvalitātes prasībās skatu plānošanas algoritmiem tika izmantoti par pamatu kvalitātes kritēriju definēšanai. Tikmēr vairāki kritēriji netika izmantoti, to neaktualitātes dēļ vai ierobežotas izmantošanas dēļ. Piemēram, efektivitātes kvalitātes prasība

2003. gadā salīdzināšanā tika definēta kā: "Skatu plānošanas algoritmam jābūt pietiekami efektīvam, lai tas būtu konkurētspējīgs ar prasmīgiem operatoriem. Algoritmam ir jāspēj ar ražošanas kvalitātes aparatūru un programmatūru izveidot specifikācijām atbilstošu skata plānu vidēji sarežģītam objektam 1 stundas laikā." Šī darbā ietvaros nav iespējams salīdzināt nākamā labāka skata plānošanas algoritmus ar prasmīgiem operatoriem, šāds kvalitātes kritērijs tika izslēgts tā ierobežotās objektivitātes dēļ.

- **Citēšanas skaits gadā.** Pēc citēšanas skaita gadā tiek vērtēta risinājuma ietekme zinātniskajā vidē. Cik daudz pētnieki ir atsaukušies uz šo risinājumu savos pētījumos. Vērtējot citēšanas skaitu gadā nevis kopējo citēšanas skaitu objektīvāk novērtē jaunākas publikācijas, uz kurām ir kopumā mazāk atsaucēs zinātniskajos darbos nekā darbiem publicētiem iepriekš, bet to ietekme īsajā laika posmā ir nozīmīgāka nekā agrākiem darbiem.
- **Nepārtraukta vai diskrēta pārmeklēšanas telpa.** Vairāki nākamā labākā skata plānotāji samazina pārmeklēšanas telpu līdz noteiktajam skatu daudzumam un plānotāja uzdevums šajā gadījumā ir noteikt labāko skatu no skatu kopas. Vispārpieņemta skatu kopas izveidošanas pieeja ir vienmērīgs skatu izvietojums uz noteiktā rādiusa cilindra (Pito, 1999), sfēras (Trummer et al., 2010) vai cilindra un puslodes (Isler et al., 2016) apvienojuma virsmas ar skatu vērstu pret objekta vai sfēras centru. Kamēr šāda pieeja vienkāršo pārmeklēšanas uzdevumu, 3D skenēšanas roboti darbojās nepārtrauktā telpā un sarežģītākai ģeometrijai ne visi virsmas punkti ir redzami no fiksētiem skatu punktiem. Plānotājiem, kas spēj definēt nākamo skatu kā punktu telpā un nepaļaujas uz iepriekš definētiem skatu punktiem ir priekšrocība attiecībā uz diskrētajiem nākamā labākā skata plānotājiem sarežģītāku un lielāku ģeometriju skenēšanā.
- **Pozicionēšana** Vai kameras pozīcija tiek definēta sešu dimensiju telpā (x, y, z un rotācijas ap x, y, z asīm), vai algoritmam ir ierobežojumi attiecībā uz skatu pozicionēšanu.
- **Skatu kopa** Vai pieejamo skatu kopa ir ierobežota un iepriekš definēta, šajā

gadījumā nākamā labākā skata plānošana ir skatu kopas pārmeklēšanas uzdevums, kāda izmēra ir pieejamo skatu datu kopa, vai ir iespējams izmantot lielāku pieejamo skatu kopu.

- **Modeļa kvalitāte** Vai ir iespējams iestatīt modeļa kvalitātes prasības. Rekonstruēšanai tie var būt 100%, citos pielietojumos prasības var būt attiecībā uz mērījumu biežumu vai mērījumu precizitāti.
- **Auto stop** Algoritma pašapstāšanas funkcionalitāte. Vai skatu plānošanas metode seko līdzī progresam un spēj apstāties, kad mērķa kvalitāte ir sasniegta vai arī kad kvalitāte progress ir apstājies.
- **Vispārināšana** Skatu plānošanas metodei jābūt vispārinātai, lai to varētu pielietot izmantojot dažāda veida sensoriem, pozicionēšanas sistēmām, objektiem. Skatu plānošanas metodei jābūt iespējai kompensēt dažādu sensoru fizikālās īpašības.
- **Ierobežotas priekšzināšanas par skenēšanas objektu** Algoritmam jābūt efektīvam ar minimālām priekšzināšanām par objektu, ne vairāk par aptuveniem izmēriem un objekta centra atrašanas vietu.
- **Publikācijas gads.** Indikatīvs radītājs, kura mērķis ir izvērtēt risinājuma aktualitāti un modernitāti, nākamā labākā skata plānotajiem, kas publicēti pēdējos 10 gados ir priekšrocība. Tiek pieņemts, ka modernāki risinājumi izmanto modernākus risinājumus, paļaujas uz pētniecisko un tehnoloģisko atbilstību optikas, plānošanas un robotikas jomās. Tiek pieņemts, ka jaunākie algoritmu, ko publicējuši autori ir iepriekšējo zinātnisko pētījumu iterācijas un uzlabojumi.

3.2. tabula.

NBV publikāciju detalizēts salīdzinājums.

Pilnais nosaukums	Gads	Metode	Attēlojums	Telpa	Skatu kopa	Citāti gadā	6DOF pozīcija	Priekšzināšanas	Auto stop	Vispārināšana
Volumetriskā nākamā labākā skata plānošana objektu 3D rekonstruēšanai ar pozicionēšanas kļūdu	2014		PM	N	-	0	Nē	Nē	Nē	Jā
Efektīva nākamā labāka skata plānošana nezināmu objektu autonomajai 3D virsmu rekonstruēšanai	2015		V	D	32	0	Nē	Nē	Nē	Jā
Volumetriskās informācijas ieguves metriku salīdzinājums aktīvai 3D objektu rekonstruēšanai	2018	OA, AE, RSE, RSV, PC	V	D	48	0	Nē	Nē	Nē	Jā
Nākamā labākā skata politika 3D rekonstruēšanai	2020	Scan-RL	PT	N	-	0	Jā	Nē	Jā	Jā
Virsmas robežu pētnieks (SEE): mērījumos sakņotā pieceja nākamā labākā skata plānošanai	2022	SEE+	PM	N	-	22*	Jā	Nē	Nē	Jā
Viena mēģinājuma skatu plānošana ātrai un pilnai nezināmu objektu rekonstruēšanai	2023	MA-SCVP	V	D	32	-**	Nē	Nē	Jā	Jā

* Summēts kopā ar autoru agrāko darbu (Border et al., 2018)”

** Darbs tiek pārskatīts, pašlaik nav publicēts

3.3 Volumetriska nākamā labāka skata plānošana 3D objektu rekonstruēšanai ar pozicionēšanas kļūdu

Volumetriska nākamā labāka skata plānošana 3D objektu rekonstruēšanai ar pozicionēšanas kļūdu (Volumetric Next-best-view Planning for 3D Object Reconstruction with Positioning Error) Lietderības funkcija nosaka katra skata labumu, to veido vairāki faktori: laukuma faktors, navigācijas faktors, kvalitātes faktors, oklūzijas faktors un lietderības faktors, kas ir aprakstīti tālāk.

Laukuma faktora uzdevums ir nodrošināt pārklājumu ar iepriekšējiem attēliem, kā arī pētīt iepriekš neredzētus apvidus. Laukuma faktoru aprēķina pēc formulas (3.1.)

$$f_{area} = f(x_{oc}, \alpha_{oc}) + f(x_{op}, \alpha_{op}), \quad (3.1)$$

kur x_{oc} - aizņemto vokseļu procents;

α_{oc} - vēlamais aizņemto vokseļu procents;

x_{op} - aizņemto robežvokseļu procents;

α_{op} - vēlamais robežvokseļu procents;

$f(x, \alpha)$ ir vienādojums (3.2.)

α_{oc} ir noteikts vienāds ar 0.2 un α_{op} vienāds ar 0.8.

$$f(x, \alpha) = \begin{cases} h_1(x, \alpha) & x \leq \alpha \\ h_2(x, \alpha) & x > \alpha \end{cases}, \quad (3.2)$$

kur h_1 ir formula (3.3.);

h_2 ir formula (3.4.);

$$h_1(x, \alpha) = -\frac{2}{\alpha^3}x^3 + \frac{3}{\alpha^2}x^2 \quad (3.3)$$

$$h_2(x, \alpha) = -\frac{2}{(\alpha - 1)^3}x^3 + \frac{3(\alpha + 1)}{(\alpha - 1)^3}x^2 - \frac{6\alpha}{(\alpha - 1)^3}x + \frac{3\alpha - 1}{(\alpha - 1)^3} \quad (3.4)$$

Navigācijas faktors samazina attālumu starp esošo skatu un nākamo skatu, pēc šī faktora, labākais skats ir tas, kas ir vistuvāk esošajam skatam. Navigācijas faktoru aprēķina pēc (3.5.) formulas.

$$f_{navigation} = (\rho - 1)x^2 + 1, \quad (3.5)$$

kur x - normalizēts attālums.

Kvalitātes faktors nosaka skata novietojumu attiecībā pret plakni, vislabākās kvalitātes skats ir tas, kurš ir perpendikulārs plaknei. Lai to aprēķinātu tiek izveidots pieņēmums balstoties uz jau noskenētiem punktiem. Kvalitātes faktoru aprēķina pēc formulas (3.6.)

$$f_{quality} = \frac{\sum_{n=1}^{n_{oc}} \cos(\alpha_i)}{n_{oc}}, \quad (3.6)$$

kur α_i - leņķis starp sensora virzienu un aizņemtā vokseļa i virsmas normāli;

n_{oc} - aizņemto vokseļu skaits noteikts ar staru izsekošanu.

Oklūzijas faktora mērķis ir ātri noteikts nepieejamos apvidus (piemēram, objekts aizsedz daļu no vokseļiem) Šī faktora ietekmē lielāka vērtība ir tiem skatiem, kas novēro vairāk aizsegto vokseļu, ko nosaka pēc staru izsekošanas. Oklūzijas faktoru aprēķina pēc (3.7.) formulas.

$$f_{occlusion} = \frac{n_{op}}{rows \times cols}, \quad (3.7)$$

kur n_{op} - aizsegto vokseļu skaits;

$rows$ - rindu skaits skaits staru izsekošanas attēlā;

$cols$ - kolonnu skaits staru izsekošanas attēlā.

Kopējo skata lietderību aprēķina pēc formulas (3.8.).

$$f_{utility} = f_{area} * (f_{quality} + f_{navigation} + f_{occlusion}), \quad (3.8)$$

kur f_{area} - lauka faktors aprēķināts pēc formulas (3.1.);

$f_{quality}$ - kvalitātes faktors aprēķināts pēc formulas (3.6.);

$f_{navigation}$ - navigācijas faktors aprēķināts pēc formulas (3.5.);

$f_{occlusion}$ - oklūzijas (occlusion) faktors aprēķināts pēc (3.7.) formulas.

Šāda kombinācijas kā primāro faktoru izmanto laukuma faktoru un visi pārējie ir otršķirīgi faktori. Šis ir veikts ar mērķi rekonstruēt objektu maksimāli ātri, kamēr attēlu pārklāšanās ir nodrošināta starp skatiem.

3.4 Efektīva nākamā labāka skata plānošana nezināmu objektu autonomajai 3D virsmu rekonstruēšanai

Efektīva nākamā labāka skata plānošana nezināmu objektu autonomajai 3D virsmu rekonstruēšanai (Efficient next-best-scan planning for autonomous 3D surface reconstruction of unknown objects) ir vēl viena volumetriskās informācijas ieguves definīcija, ko 2015. gadā publicēja Simons Krīgels (Simon Kriegel) et al. Metrika nosaka nākamo labāko skatu pēc entropijas. Skata lietderību aprēķina pēc formulas (3.9.), formulas daļa $(1 - \omega) * e_v$ attiecās uz izpēti un $\omega * (1 - q_s)$ uz modelēšanu un modeļa kvalitāti, mainot svaru ω var regulēt vai metode būs vērsta un jaunu apvidu izpēti vai arī esošā modeļa kvalitātes paaugstināšanu.

$$f_{utility} = (1 - \omega) * e_v + \omega * (1 - q_s), \quad (3.9)$$

kur ω - svars;

e_v - volumetriskā modeļa entropija, ko aprēķina pēc formulas (3.11.);

q_s - virsmas kvalitāte, ko aprēķina pēc formulas (3.13.).

Svaru ω nosaka atbilstoši formulai (3.10.)

$$\omega(n_s) = \frac{\frac{n_s}{n_q}}{\frac{n_s}{n_q} + 1}, \quad (3.10)$$

kur n_s - kārtas numurs;

n_q - vērtība, kas nosaka bilanci starp izpēti un modelēšanu, noteikta vienāda ar

5. Skata entropiju aprēķina pēc formulas:

$$e_v = -\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_i \log(p_i) + (1 - p_i) \log(1 - p_i), \quad (3.11)$$

kur k - kopējais krustoto vokseļu skaits;

p_i - vokseļa i varbūtība būt aizņemtam, ja vokselis ir brīvs ($p_i = 0$) vai ja vokselis ir aizņemts ($p_i = 1$). Skata kvalitāti aprēķina pēc formulas:

$$q_i = \begin{cases} \lambda \cdot b_i + (1 - \lambda) \cdot \bar{d}_i & \text{if } \theta < 70^\circ \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3.12)$$

kur θ - slīpuma leņķis starp vokseļu vidējās normāles un skata leņķa;

b_i - robežas malas procents;

\bar{d}_i - vidējais punktu biežums. Pilnā modeļa virsmas kvalitāti q_s aprēķina pēc formulas (3.13.) kā vidējo q_i vērtību.

$$q_s = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k q_i, \quad (3.13)$$

kur q_i - virsmas kvalitāte, aprēķināta pēc formulas (3.12.);

k - vokseļu skaits. Aprēķinot skata lietderību izmantojot formulu (3.9.) tiek atlasīts skats ar lielāko lietderības vērtību.

3.5 Vokseļu bazētie informācijas ieguves algoritmi

Volumetriskās informācijas ieguves metriku salīdzināšana aktīvai 3D objektu rekonstruēšanai (A comparison of volumetric information gain metrics for active 3D object reconstruction) darbā tiek definēti 5 volumetriskās informācijas

(VI) ieguves formulējumi: OA (Occlusion Aware, Oklūziju-zinošs), UV (Unobserved Voxel, Nenovērots vokselis), RSV (Rear Side Voxel, Aizmugures vokselis), RSE (Rear Side Entropy, Aizmugures entropija), PC (Proximity Count, Distances skaits).

- **(OA)** - Oklūziju-zinošs. Nosaka paredzamo redzamo nenoteiktību, sverot entropiju katrā vokselī pēc tās redzamības varbūtības.

$$I_v(x) = P_v(x)H(x), \quad (3.14)$$

kur $P_v(x)$ - vokseļa redzamības iespējamība, aprēķināta pēc formulas (3.15.); $H(x)$ - vokseļa entropija, ko aprēķina pēc formulas (3.16.). Redzamības iespējamību P_v vokselim x_n nosaka pēc formulas:

$$P_v(x_n) = \prod_{i=1}^{n-1} \bar{P}_o(x_i), \quad (3.15)$$

kur $x_i - 0..n-1$ ir visi vokseļi, kurus šķērso stars pirms tas sastop x_n vokseli

$$H(x) = -P_o(x) \ln P_o(x) - \bar{P}_o(x) \ln \bar{P}_o(x), \quad (3.16)$$

kur $P_o(x)$ - x vokseļa iespējamība būt aizņemtam;

$\bar{P}_o(x)$ - iespējamības P_0 papildinājums, jeb $\bar{P}_o(x) = 1 - P_o$

- **(UV)** Nenovērots vokselis, ierobežo to vokseļu kopu, kas piešķir savu volumetrisko informāciju vokseļiem, kas vēl nav novēroti.

$$I_k(x) = I_u(x)I_v(x), \quad (3.17)$$

kur $I_u(x)$ - Funkcija, kuras vērtība atkarīga no vokseļa stāvokļa, formula (3.18.);

$I_v(x)$ - redzamā entropija, ko aprēķina pēc formulas (3.14.)

$$I_u(x) = \begin{cases} 1 & x \text{ nav novērots} \\ 0 & x \text{ ir jau novērots} \end{cases}, \quad (3.18)$$

kur x ir vokselis.

- **(RSV)** Aizmugures vokselis, uzskaita vokseļu skaitu, kas, domājams, būs redzami aiz jau novērotām virsmām.

$$I_b(x) = \begin{cases} 1 & x \in S_o \\ 0 & x \notin S_o \end{cases}, \quad (3.19)$$

kur S_o - set of rear side voxels, defined as unobserved voxels such that the next voxel on their ray is estimated to be occupied.

- **(RSE)** Aizmugures entropija. Nosaka paredzamo jaunas volumetriskās informācijas daudzumu, līdzīgi kā Oklūziju-zinošs (OA), bet attiecas tikai uz apgabaliem, kas atrodas jau novēroto virsmu aizmugurē.

$$I_n(x) = I_u(b)I_v(x), \quad (3.20)$$

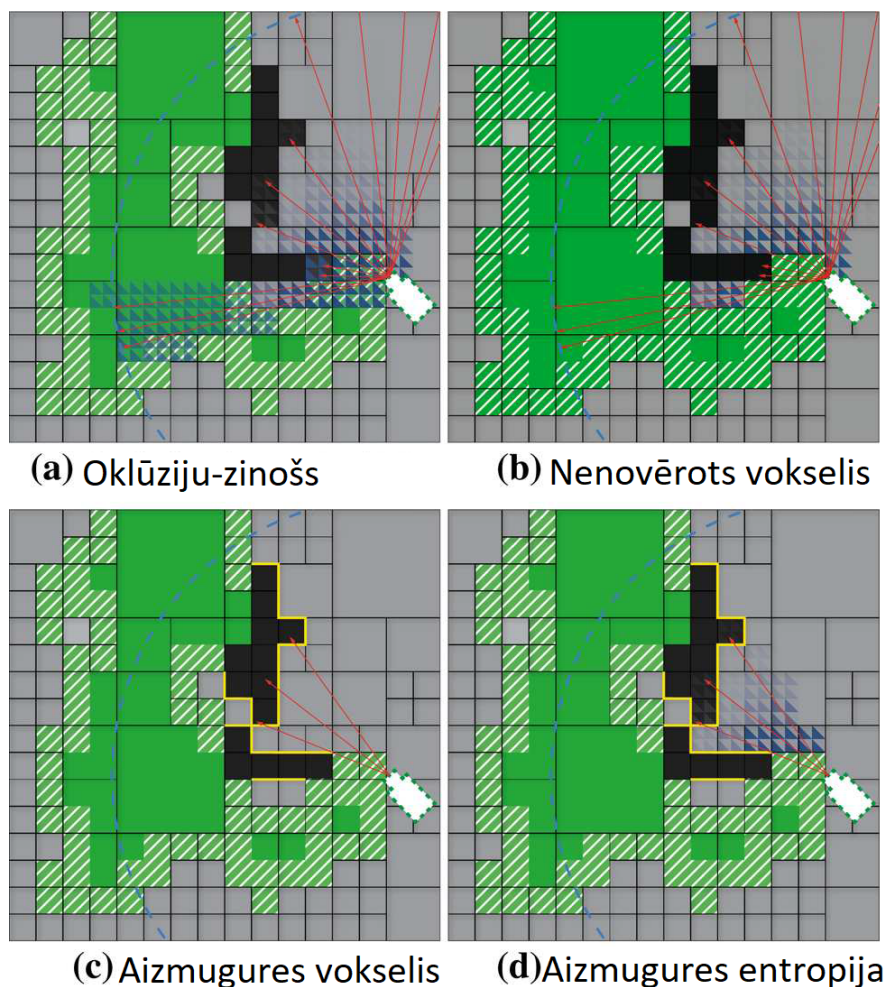
kur $I_u(b)$ - formula (3.18.) ;

$I_v(x)$ - formula (3.14.).

- **(PC)** Distances skaits, lielāks svars ir nenovērotiem vokseliem, kas ir tuvu jau novērotajām virsmām.

$$I_p(x) = \begin{cases} d_{max} - d(x) & x \text{ ir nenovērots} \\ 0 & x \text{ ir jau novērots} \end{cases}, \quad (3.21)$$

kur $d(x)$ - attālums līdz virsmas vokselim.



3.1. att. Informācijas iegūšanas funkcijas vizualizācija ar dažādiem volumetriskās informācijas formulējumiem 2D formātā paraugstāvoklī kartē. (modificēts no (Delmerico et al., 2018))

Attēla 3.1. karte parāda aizņemtus (melns), nezināmos (pelēks) un neaizņemtos (zaļos) reģionus un skata kandidātu (baltā kamera). Papildus tiek parādīti robežvokseli (svītraini balti), nezināmas objekta malas (dzeltenas), aplūkotās staru kopas (sarkans), maksimālais staru garums (pārtraukts zils aplis) un volumetriskās informācijas svāri (zilo trīsstūru necaurredzamība). Tuvuma skaitītājs (Proximity Count) metrika darbojas kā aizmugures sānu vokselis (Rear Side Voxel) metrika (apakšā pa kreisi), bet ar svaru, kas ir atkarīgs no attāluma no iepriekš novērotajiem virsmas vokseliem, ko šajā diagrammā būtu grūti skaidri vizualizēt.

3.6 Nākamā labākā skata politika 3D rekonstruēšanai

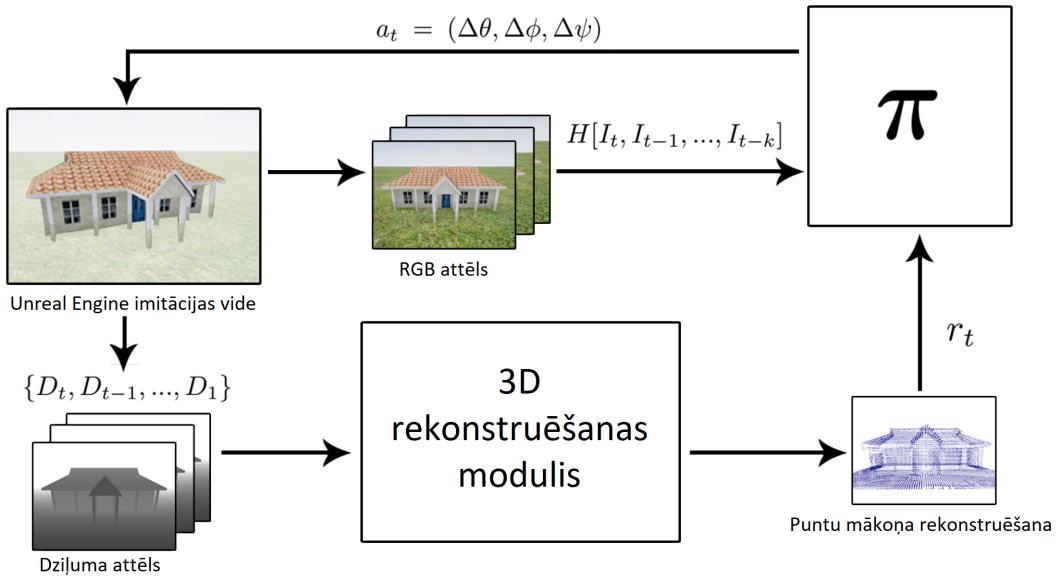
Nākamā labākā skata politika 3D rekonstruēšanai (Next-Best View Policy for 3D Reconstruction) ir stimulētā mācīšanās sakņota Scan-RL metode, kuras bloku diagramma ir attēlota 3.2. attēlā. Sistēma sastāv no divām pamata komponentēm: nākamā labākā skata politikas π un 3D rekonstrukcijas moduļa. Nākamā labākā skata politika π izvēlās nākošo pozīciju lai skenētu objektu izmantojot attēlus, ko ģenerē Unreal Engine¹ imitācijas vide. 3D rekonstruēšanas modulis rekonstruē objekta 3D punktu mākoņa modeli izmantojot iegūtos dziļuma attēlus.

$$C_s = \frac{N_{obs}}{N_{gt}}, \quad (3.22)$$

kur N_{obs} - novēroto virsmas punktu skaits;

N_{gt} - kopējais punktu skaits patiesības modelī.

Atbilstoši formulai (3.22.) pārklājums C_s ir novēroto virsmas punktu attiecība pret patiesības modeļa virsmas punktiem. N_{obs} ir punkti patiesības modelī kas atbilst punktiem rekonstrukcijas izvadē attālumus starp kuriem ir mazāks par noteikto sliekšni.



3.2. att. Scan-RL bloku diagramma. (modificēts no (Peralta et al., 2020))

¹<https://www.unrealengine.com/en-US/feed>

Atlīdzība tiek iegūta no rezultējošā punktu mākoņa un aprēķināta pēc (3.23.) formulas. Kad ir sasniegts C_s pārklājuma sliekšnis, tiek saņemta atlīdzība 100, kas nozīmē algoritma veiksmīgu izbeigšanu. Kamēr sliekšņa pārklājums nav sasniegts, atlīdzība ir atkarīga no pārklājuma izmaiņas soli ΔC_s mīnuss distances izmaiņas ΔX .

$$r_t = \begin{cases} k_c * \Delta C_s - k_x * \Delta X - 2 & C_s \leq C_{s,terminal} \\ 100 & C_s > C_{s,terminal} \end{cases}, \quad (3.23)$$

kur k_c - konstante, vienāda ar 1;

k_x - konstante, vienāda ar 0.002;

ΔX - distances izmaiņas;

ΔC_s - pārklājuma izmaiņa, pārklājumu C_s aprēķina pēc (3.22.) formulas.

Stāvokļu telpa. Stimulētā mācīšanās stāvoklis satur visu aģentam nepieciešamo informāciju lēmuma pieņemšanai. Roboti parasti satur vairākus sensorus, kas iegūst informāciju par visi, tādi kā GPS (globālā pozicionēšanas sistēma), inerces sensorus, akselerometri, attāluma sensorus un kameras. Scan-RL autori izvēlējās izmantot tikai monokulārus attēlus (attēlus, kas nesatur dziļuma informāciju, 2D attēli) kā stāvokli, lai padarītu algoritmu neatkarīgu no robota platformas, ņemot vērā, ka kameras ir pieejamas vairumā robotu un bezpilota lidaparātu. 3D modeļi netiek izmantoti lai vienkāršotu aprēķinus un mazinātu prasības attiecībā uz aprēķinu resursiem.

Pirmapstrādes funkcija H (formula (3.24.)) veido stāvokļa vektoru savīknējot pašreizējo attēlu I_t ar iepriekšējiem k attēliem, pārvētišot krāsu attēlus pelēku toņu attēlos un samazinot izšķirtspēju līdz 84x84 pikseļiem.

$$s_t = H[I_t, I_{t-1}, \dots, I_{t-k}], \quad (3.24)$$

kur I_t - pašreizējs attēls;

I_{t-1}, \dots, I_{t-k} - iepriekšējie k attēli.

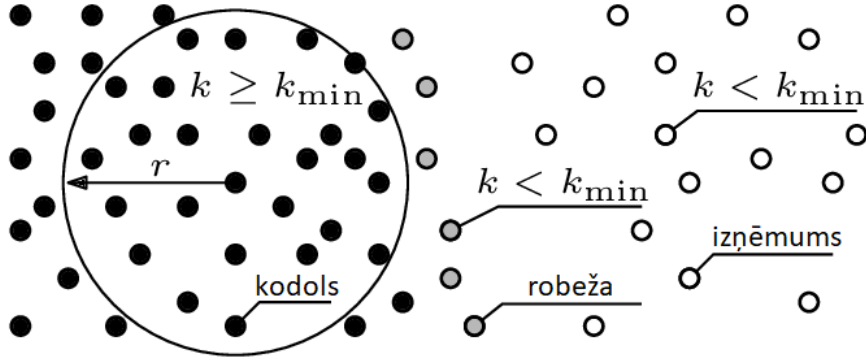
Darbību telpa. Darbību telpa ir relatīvās kameras pozīcijas maiņa, šādi autori nodrošina to, ka metode būtu neatkarīga no robota platformas. Tas arī padara to piemērojamu jebkuram robotam, kas var izmērīt savu relatīvo kameras pozu, neatkarīgi no zema līmeņa kontroles algoritmiem.

Kameras pozīciju nosaka $(\theta; \phi; \psi)$. θ ir azimuta leņķis, ϕ ir pacēluma leņķis ψ ir attālums līdz objektam. Tiek pieņemts, ka objekts atrodas koordinātu sistēmas centrā. Izmantojot šādus apzīmējumus kameras pozīcija tiek reducēta līdz trīs brīvības pakāpēm.

Diskrēta darbību telpa šādā gadījumā sastāv no samazināšanas un palielināšanas darbībām, kopā 6 darbības: palielināt θ , samazināt θ , palielināt ϕ , samazināt ϕ , palielināt ψ vai samazināt ψ . Kameras pozīcijas izmaiņu izšķirtspēja: $\pm 45^\circ; \pm 35^\circ; \pm 25^\circ$ vienības. Nepārtrauktai darbību telpai autori izmantojuši līdzīgu pieeju ar relatīvu kameras pozīcijas definēšanu $(\theta; \phi; \psi)$ bet leņķu izmaiņa ir nepārtraukta līdz ar to: $a_t = (\Delta\theta; \Delta\phi; \Delta\psi)$.

3.7 Virsmas malu pētnieks: mērījumos sakņotā pieeja nākamā labākā skata plānošanai

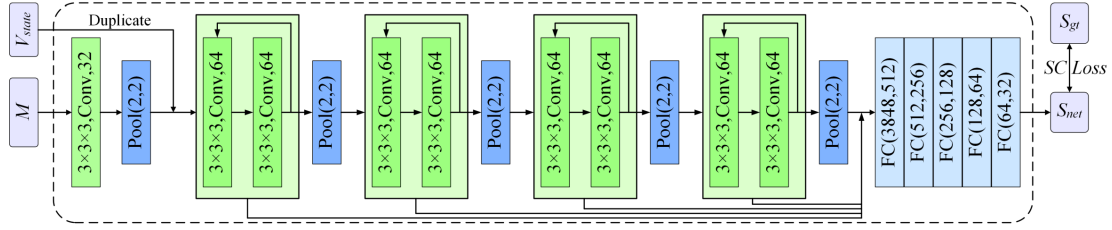
Virsmas malu pētnieks: mērījumos sakņotā pieeja nākamā labākā skata plānošanai (The Surface Edge Explorer (SEE): A measurement-direct approach to next best view planning) (Border & Gammell, 2022) ir nākamā labākā skata plānošanas metode, kas pamatojas uz rezultējošā punktu mākoņa punktu biežumu. Atbilstoši lietotāja iestatījumiem, metode atlasa punktu mākoņa punktus un klasificē tos trīs kategorijās: kodola punkti, robežas punkti, izņēmumi. Kodola punkti ir visi tie punkti apkārt kuriem sfērā ar rādiusu r atrodas vairāk vai vienāds ar k_{min} punktu skaits. Izņēmuma punkti ir visi tie punkti, kuriem blakus sfērā ar rādiusu r atrodas mazāks nekā k_{min} punktu skaits. robežas punkti ir visi tie izņēmuma punkti, kuriem blakus atrodas kodola punkti. Šī metode atlasa jaunus novērojumus tieši no iepriekšējiem sensoru mērījumiem, neprasot stingras datu struktūras. SEE izmanto mērījumu blīvumu, lai piedāvātu nākamās labākos skatus, kas palielina nepietiekami novēroto virsmu pārklājumu, vienlaikus izvairoties no iespējamām oklūzijām.



3.3. att. Ilustrācija punktu klasifikācijai pēc blīvuma. Punkti ar pietiekoši lielu kaimiņu skaitu tiek klasificēti kā kodola punkti (melni), tie, kuriem kaimiņu skaits ir mazāks kā izņēmuma punkti (balta) un izņēmuma punkti, kas robežojās ar kodola punkti ir robežas punkti (pelēki). (modificēts no (Border & Gammell, 2022))

3.8 Viena kadra skatu plānošana ātrai un pilnai nezināmu objektu rekonstruēšanai

Viena kadra skatu plānošana ātrai un pilnai nezināmu objektu rekonstruēšanai (One-Shot View Planning for Fast and Complete Unknown Object Reconstruction)(Pan et al., 2023) ir piedāvāts autoru Siciongs Pans(Sicong Pan), Hao Hū(Hao Hu), Hui Veijs(Hui Wei) u.c. iepriekšējās pārklājuma kopas skatu plānotāja (SCVP - set covering view planning) nākošā iterācija - vairāku skatu aktivizētā pārklājumu kopas skatu plānotājs (MA-SCVP - multi-view activated set covering view planning). MA-SCVP metode ir dziļos neironu tīklos sakņota metode, kas tika apmācīta uz vairāku skatu datu kopas, atšķirībā no SCVP, kas bija apmācīta tikai uz viena skata scenārijiem. Lielākā priekšrocība MA-SCVP metodei, ir tās, ka tā nav iteratīva, metode sniedz minimālo skatu pārklājumu kopu, atšķirībā no iepriekš apskatītām metodēm, kas ir iteratīvas un sniedz tikai nākošo labāko skatu. Balstoties uz pārklājumu kopas ir iespējams optimizēt robota pārklājuma trajektoriju.



3.4. att. MA-SCVP tīkla arhitektūra. Ar Conv ir apzīmēti konvolūcijas slāņi ar Leaky ReLu aktivēšanas funkciju, Pool ir maksimālais kopas slānis, FC ir pilnsaites slāņi, bultiņu apvienošana apzīmē savirknēšanas operāciju. (aizgūts no (Pan et al., 2023))

MA-SCVP tīkla arhitektūra attēlota 3.4. attēlā, M ir novērojumu telpas vektors, kas ir $32 \times 32 \times 32$ vokseļu telpas attēlojums. V_{state} ir skata vektors, kurš tiek dublēts 32 reizes. Neironu tīkls sastāv no vairākiem 2 konvolūcijas slāņu blokiem lai saglabātu detaļas dažādās izšķirtspēju pakāpēs. Pirms pilnsaites slāņiem četru konvolūcijas bloku dati tiek apvienoti vienā vektorā. Rezultējošais 3848 vērtību vektors pēc 5 pilnsaites slāņiem tiek samazināts līdz 32 reālu skaitļu vektoram. $SCLoss$ ir zaudējumu funkcija, ko aprēķina pēc formulas 3.26.

$$CELoss = -\frac{1}{32} \sum_1^{32} [s_i^{gt} \log s_i^{net} + (1 - s_i^{gt}) \log(1 - s_i^{net})], \quad (3.25)$$

kur s_i^{gt} - patiesais rezultāts;

s_i^{net} - prognozētais rezultāts.

$$s_i^{net} \in S_{net}$$

$$SCLoss = (1 - s_i^{gt}) \times CELoss + \lambda \times s_i^{gt} \times CELoss, \quad (3.26)$$

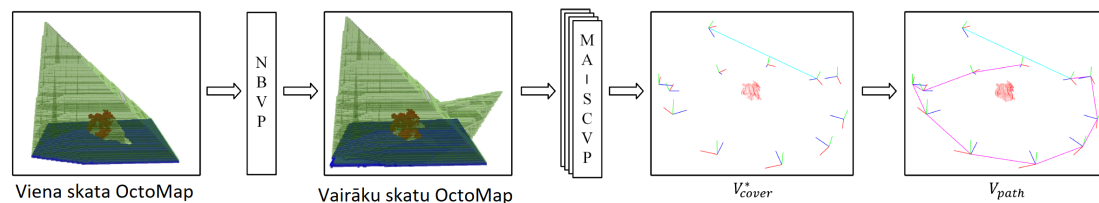
kur $CELoss$ - šķersentropija, ko aprēķina pēc formulas 3.25.;

s_i^{gt} - patiesais rezultāts;

λ - hiperparametrs

MA-SCVP tīkla veikspēja ir pārāka pēc vairāku sākotnējo skatu ieguves, tāpēc autori Sicionsg Pans et al. piedāvāja kombinēto pieeju nākamā labākā skata plānošanai. Pirmais labākais skats tiek noteikts izmantot PC-NBV konvolūcijas tīklu, kura ieejas datu dimensijas sakrīt ar MA-SCVP arhitektūru ($32 \times 32 \times 32$ vokseļi), tiek iegūts pirmais labākais skats. Nākošajā solī divi sākotnējie skati

un telpas volumtriskais attēlojums tiek izmantots MA-SCVP tīkla aktivizēšanai. Rezultātā tiek iegūta mazākā iespējama labāko skatu pārklājuma kopa no 32 pieejamo skatu kopas un lokālais pārklāšanas ceļš, kas savieno labāko skatu kopas skatus. Kombinētā pieeja attēlotā attēlā 3.5.



3.5. att. Kombinētās pieejas attēlojums, kur pirms MA-SCVP tīkla aktivizēšanas tiek atrasts viens labākais skats (NBVP solis). (modificēts no (Pan et al., 2023))

Attēlā 3.5. ieejas dati ir attēloti izmantojot OctoMaps, brīva telpa ir attēlota ar zaļu krāsu, galds ir attēlots sarkans uz objekts - sarkans. V_{cover}^* ir paredzētā mazākā pārklāšanas skatu kopa, kuri tiek apvienoti V_{path} robota trajektorijā.

MA-SCVP tīkla veikspēja tika salīdzināta ar APORA, RSE, MCMF, GMC, NBV-Net un PCNBV metodēm un sasniedza labāku vai līdzīgu virsmas pārklāšanu attiecībā pret tiem.

Pētījumā izmantots MA-SCVP Longtail32 modelis, 32 ir pieejamo skatu kopas izmērs, jeb 32 skati, Longtail apzīmē apmācības kopas izveidi pēc long-tail sadalījuma, pirmā labākā skata izvēlei ir vislielākā nozīmē (pirmajos 1-3 skatos tiek pārklāts ap 80% virsmas), tāpēc apmācībā sākotnējiem skatiem ir lielāks svars.

4 METODOLOĢIJA

Lai novērtētu nākamā labākā skata plānotāju efektivitāti un izvērtēt mašīnmācīšanās iespējas nākamā labākā skata plānotāju optimizēšanai tika definēta salīdzināšanas metode no vairākiem soļiem.

Pirmajā solī tiek veikta literatūras analīze, esošo nākamā labākā skata plānotāju apziņai un informācijas apkopošanai par izmantotajām metodēm, datu kopām un salīdzināšanas metrikām. Pēc literatūras analīzes tiek atlasītas vairākas nākamā labākā skata plānošanas metodes, kuru realizācijas tiks pētītas padziļināti un kuru rezultāti uz izvēlētajām datu kopām tiks salīdzināti savā starpā. Priekšrocība šādai pieejai ir ka vairākas metodes tiek salīdzinātas uz kopējās datu kopas, veicot sākotnējo literatūras analīzi tika noteikts, ka starp metodēm nepastāv vienotās salīdzināšanas metodikas. Pārsvarā darbu autori salīdzina savu metodi uz mazas datu kopas ar vienu citu metodi un vairākos darbos tiek izmantoti dažādi modeļi, tāpēc algoritmu veikspēja nevar tikt salīdzināta objektīvi. Papildus nepastāv kopējās metodikas pēc kuras salīdzināt nākamā labākā skata plānotājus, pēc kādām metrikām un ko izmantot pat patiesības modeli.

Nākošajā solī atlasītie NBV plānotāji tiek realizēti vienā vidē, ja tiem ir pieejami izejas kods, apmācības dati un modeļi, tie tiek atjaunoti lai strādātu ar modernākām bibliotēkām, to darbība tiek salīdzināta ar autoru iecerēto. Ir svarīgi pārbaudīt un izprast izmantoto algoritmu implementācijas, lai nodrošinātu to atbilstību pētījuma mērķiem un prasībām.

Pēc metožu ieguves, ja tie ir īstenoti dažādās vidēs, to vides tiek pielāgotas vienam standartam: vienlīdzīgi apgaismojuma modeļi, kameru izšķirtspējas, vides modeļi, visas metodes tiek pārbaudītas un vienādas aparatūras. Lai nodrošinātu godīgu salīdzinājumu, visiem algoritmiem ir jābūt implementētiem ar līdzīgiem aparatūras ierobežojumiem un vidēs, kas ir savietojamas ar pētījuma mērķiem. Šai pašā laikā tiek izveidota pārbaudes datu kopa: augstas izšķirtspējas modeļu kopa, kas domāta lai pārbaudītu dažādu metožu veikspēju. Lai maksimāli objektīvi salīdzinātu metodes tiek atlasīti dažādas sarežģītības pakāpes ģeometrijas. Modeļi tiek izvēlēti atbilstoši iepriekšējiem pētījumiem no vispārpieņemtām datu kopām. Katra metode tiek aktivizēta vairākas reizes ar atšķirīgām sākuma pozīcijām uz

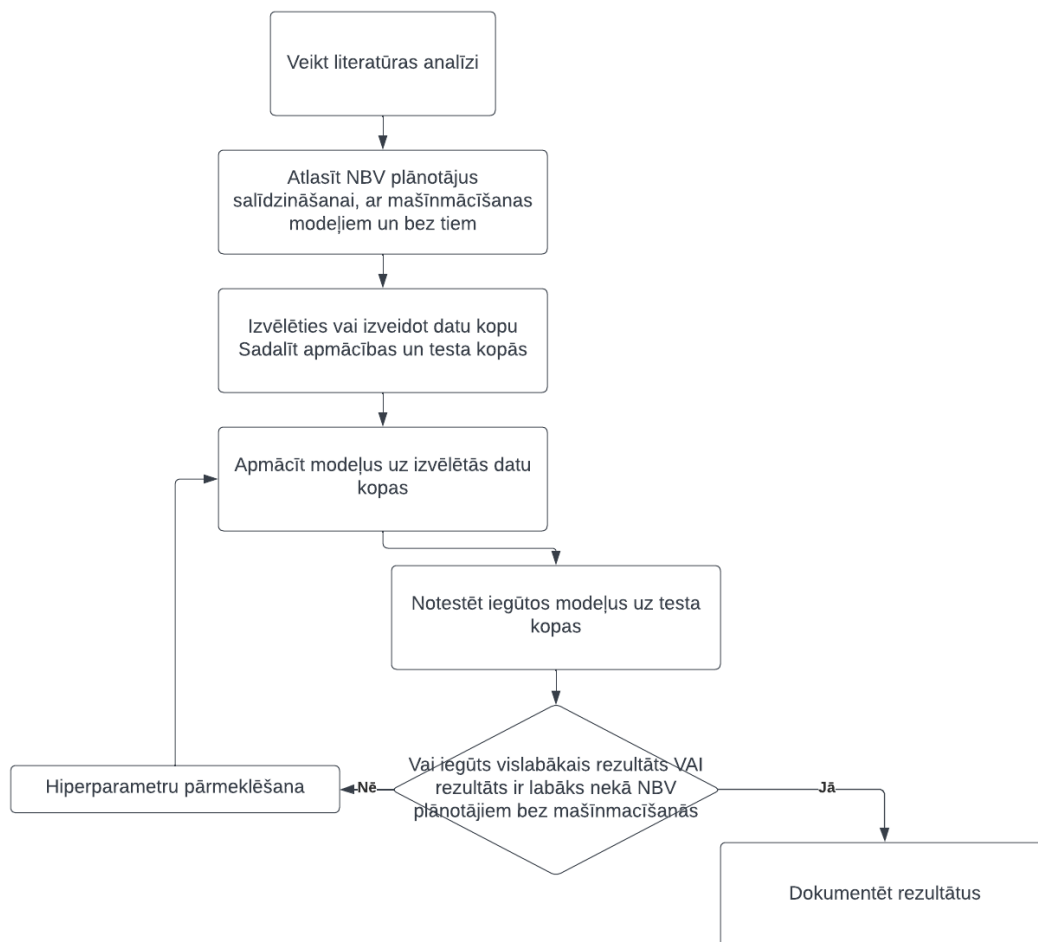
tā paša modeļa avota vidēs, šādā veidā tiek iegūta vidējā vērtība.

Neatkarīgi no vides tiek reģistrētas katra skata pozīcijas, ko ģenerē algoritms. Ņemot vērā, ka vairāki algoritmi var būt īstenoti dažādās vidēs, tikai to apmācībai un sākotnējo rezultātu ieguvei tiek izmantotas to īstenošanas vides. Lai novērstu vides ietekmi uz rezultātiem, algoritmu īstenošanas solī tiek ierakstītas tikai skatu pozīcijas.

Salīdzināšanas testi tiek veikti Gazebo un ROS vidē, izmantojot tikai katra algoritma rezultātā iegūtās pozīcijas, šādā veidā algoritma realizācijas vide neietekmē rezultātus. Katrs algoritms tiek pārbaudīts vienādos apstākļos, algoritmu veikspējai nav nozīmes, tiek novērtēta tikai rekonstrukcijas kvalitāte. No katras skata pozīcijas tiek reģistrēts punktu mākonis. Punktu mākoņi tika izvēlēti kā vides attēlojums ar vislielāko detalizāciju, punktu mākoņi ir arī izejas datu formāts daudziem 3D skeneriem.

Rekonstruējot modeli no punktu mākoņiem tiek novērtēta tā kvalitāte, salīdzinot ar pamatmodeli. Beidzot, no iegūtajiem punktu mākoņiem tiek veikta modeļa rekonstrukcija, katrā solī punktu mākonis tiek pievienots punktu mākonim iegūtam no iepriekšējo skatu summas. Iegūtais punktu mākonis tiek salīdzināts ar patiesības modeli, tiek iegūta rekonstrukcijas kvalitāte un rekonstrukcijas kvalitātes dinamika (atkarība no skatu daudzuma un skatu kvalitāte). Šāda salīdzinājuma mērķis ir noteikt, cik precīzi un efektīvi katrs no nākamā labākā skata algoritmiem ir spējīgs atjaunot modeli, ņemot vērā sākotnējās ierobežojumus un apstākļus.

Izmantojot šo metodoloģiju, tiek novērtēti un salīdzināti dažādi nākamā labākā skata algoritmi, to veikspēja un efektivitāte, izmantojot vienotus kritērijus un mērķus. Šāda pieeja ļauj identificēt algoritmu stiprās un vājās puses, kā arī sniegt ieskatu to potenciālajā pielietojumā praksē, kur nepieciešama precīza un efektīva objektu un videi raksturīgo īpašību iegūšana. Kopējā salīdzināšanas metodoloģijas blokshēma ir attēlota attēlā 4.1.. Tajā iekļauta arī mašīnmācīšanas metožu salīdzināšana ar patiesības modeli, par ko šajā gadījumā ir izvēlētas 2018. gada metodes (Delmerico et al., 2018).



4.1. att. Salīdzināšanas metodoloģija

4.1 Datu kopa

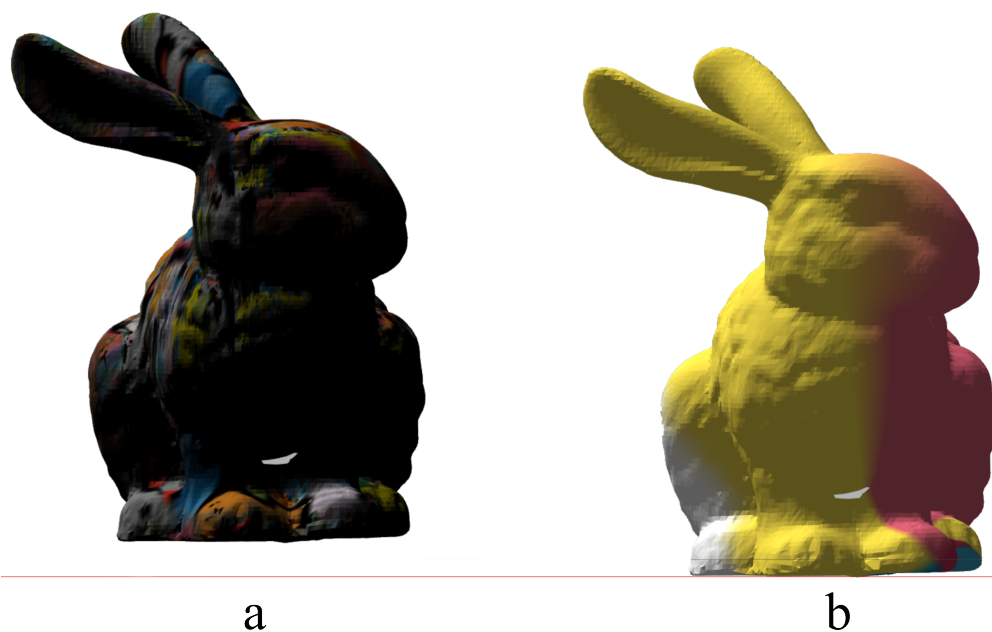
Lai novērtētu nākamā labākā skata plānotāju efektivitāti tika izveidota testa modeļu kopa. Kopa sastāv šādiem modeļiem: Zaķis un pūķis no Stenfordas datu kopas¹, Lejkannas un kaķa modeļi no LineMod datu kopas² un 5 modeļi no HomeBrewDB datu kopas³: krūze, minions, suns, stegozaurs un triceratops. Visi modeļi tika mērogoti lai atbilstu testēšanas imitācijas vides iestatījumiem, modeļi tika pārvietoti un rotēti lai tie atrastos uz XY plaknes, koordinātu sistēmas centrā. Tāpat modeļu ģeometrija tika vienkāršota, atkarībā no detalizācijas pakāpes modeļu virsmas poligonu skaits tika samazināts. Testēšanas gaitā tika

¹<https://graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep/>

²<https://campar.in.tum.de/Main/StefanHinterstoisser>

³<https://campar.in.tum.de/personal/ilic/homebreweddb/>

novērots, ka Gazebo imitācijas vidē izmantojot dziļuma sensorus, virsmas, kuras ir tumšas, slikti apgaismotas vai tām trūkst vizuālo iezīmju, netiek uztvertas. Lai mazinātu tekstūru ietekmi uz rekonstrukcijas kvalitāti un uzlabotu virsmu uztveri, papildus visiem modeļiem tika piemērotas spilgtas un krāsainas tekstūras. Tekstūru starpība ir attēlotā 4.2. attēlā. Modeļu apstrādei tika izmantota Blender programmatūra.



4.2. att. Stenfordas zaķa modelis Gazebo vidē pirms (a) un pēc apstrādes (b). Pirms apstrādes modelis iz virs XY plaknes (attēlā sarkanā līnija) un tam ir tumšas, nepiemērotas tekstūras.

Pēc apstrādes Blender programmatūrā, visi modeļi ir .ply formātā, lai izmantotu tos Gazebo imitācijas vidē, modeļi tika saglabāti .dae formāta un katram modelim pievienots iestatījumu fails, kas nepieciešams, lai modeļus attēlotu Gazebo vidē. Izmantojot Open3D bibliotēku katram .ply modelim tika izveidots .pcd formāta punktu mākonis. Šie mākoņi turpmāk tiek izmantoti algoritmu izvērtēšanai kā patiesības modeļi. Punktu skaits patiesības punktu mākoņos: pūķis - 13767, kaķis - 94404, zaķis - 34834, stegozaurs - 26466, triceraptors - 96396, suns - 78138, krūze - 5194, minions - 20280, lejkanna - 136984 punkti.



4.3. att. Apstrādāti testa modeļi Gazebo imitācijas vidē. a) suns, b) lejkanna, c) triceraptors, d) minions, e) krūze, f) stegozaurs, g) zaķis, h) pūķis, i) kaķis

4.2 Metrikas

Darba ietvaros tiek vērtēta tikai objektu rekonstrukcijas kvalitāte, netiek vērtēts lokālais robota ceļš, aprēķinu ātrums vai brīvpiekļuves atmiņas prasības. Visas nākamā labāka skata plānošanas metodes ir realizētas attiecīgajās imitācijas vidēs to apmācībai un pārbaudei. Pēc tam no attiecīgajām imitācijas vidēm ir eksportētas kameru pozīciju secības, MA-SCVP gadījumā tā ir kameru pozīciju kopa, jo metode nenosaka kārtību kādā pozīcijas tiek apmeklētas. Ņemot vērā to ka nākamā labākā plānotāja mērķis ir samazināt nepieciešamo skatu skaitu tiek vērtēts, cik ātri tiek sasniegts rekonstrukcijas kvalitātes sliekšnis 80%, 90% un 95%. MA-SCVP metodes novērtēšanai (Pan et al., 2023) rekonstrukcijas kvalitāte tika vērtēta attiecībā pret pieejamo skatu kopas kopējo punktu mākonī. Piemēram, zaķa modelim, šāds punktu mākonis nodrošina 90,8% pārklāšanos ar

patiesības modeļa punktu mākonī. Šajā darbā rekonstrukcijas kvalitāte tiek vērtēta attiecībā pret patiesības modeli, punktu mākonī, kas izveidots no 3D modeļa. Izmantojot pieejamo skatu veidotu modeli par patiesības modeli sniedz priekšroku tiem diskrētās telpas pārmeklēšanas nākamā labākā skata algoritmiem, kas izmanto šo skatu kopu. Tā kā darbā tiek izvērtēti arī nepārtrauktās telpas nākamā labākā skata plānotāji, šāda pieeja nav attaisnota.

Virsmas pārklāšanas koeficients. Pēc katra jauna uzņēmuma jauns punktu mākonis tiek apvienots kopā ar punktu mākonī iegūtu no iepriekšējiem skatu punktiem. Jauns punktu mākonis tiek salīdzināts ar patiesības modeļa punktu mākonī. Katram patiesības modeļa virsmas punktam noteiktajā rādiusa r tiek pārbaudīta punkta esamība iegūtajā punktu mākonī, ja vismaz viens iegūtā punktu mākoņa punkts tiek atrasts, tiek pieņemts ka šis patiesības modeļa punkts ir redzēts. Darbā rādiuss r noteikts vienāds ar 0.0001m, jeb 0,1mm.

Skatu skaits Papildus virsmas pārklāšanas koeficientam tiek izvērtēts arī kopējais nepieciešamais skatu skaits lai sasniegtu noteiktu virsmas pārklāšanas vērtību. Darbā netiek vērtēts punktu savstarpējais novietojums un kopējais robota pārvietojums. Lai novērtētu algoritmu veiktspēju tiek salīdzināts skatu skaits. Metodes kuras sasniedz noteiktu virsmas pārklāšanas vērtību mazākā skatu skaitā ir efektīvāki.

Pārklāšanas procents pēc 5 un 10 skatiem Ņemot vērā, ka metodēm, kuras definē nākamo labāko skatu kopu un nav iteratīvas, nav iespējams paredzēt un kontrolēt skatu kopas izmērus (tiek noteikts mazākais nepieciešamais skatu skaits, kas var atšķirties atkarībā no ģeometrijas sarežģītības), tiek novērtēts pārklāšanas procents pēc pirmajiem 5 un 10 skatiem.

Maksimāli sasniegtais pārklāšanas procents Neatkarīgi no skatu skaita maksimāli sasniegtais rekonstrukcijas pārklāšanas procents attiecībā pret patiesības modeli.

5 REZULTĀTI UN SECINĀJUMI

Šajā nodaļā ir apkopoti atbilstoši nodaļā 4. definētai metodikai iegūtie rezultāti. Nākamā labākā skata plānotāji pārbaudīti Gazbo imitācijas vidē uz 9 modeļiem aprakstītiem nodaļā 4.1. Pārklājuma vērtības pēc 5, 10 un maksimāli sasniegtās, 5 testa objektiem apkopotas tabulā 5.1. un rekonstruēšanas pārklājuma procents stegozaura un zaķa modeļiem attēlots 5.1. un 5.2. attēlos.

5.1 Rezultāti

Sekot darbā piedāvātai metodikai tika salīdzinātas 7 volumetriskās informācijas ieguves metrikas ar mērījumos sakņoto un divām mašīnmācīšanās nākamā labākā skata plānotājiem. Katra metode tika īstenota attiecīgajā vidē. MA-SCVP mašīnmācīšanos metode īstenota izmantojot PyTorch mašīnmācīšanos bibliotēku un OctoMap bibliotēku vides vokseļu attēlojumam. Scan-RL pielieto UnrealCV bibliotēku modificētu gym-unrealcv¹ vidi apmācības īstenošanai un Tensorflow mašīnmācīšanās bibliotēku. SEE: Virsmas robežas meklētāja algoritms tika īstenots ar ROS, izmantojot Gazebo imitācijas vidi, tai pašā vidē tika īstenoti arī volumetriskās informācijas ieguves metrikas.

Volumetriskās informācijas ieguves metrikām nākamo labāko skatu skaits bija ierobežots līdz 20 skatiem, Scan-RL un SEE algoritmi tika apturēti pēc 20 skatiem, MA-SCVP sniedz mazāko iespējamo skatu kopu objekta pilnajam pārklājumam un skatu daudzums atšķiras dažādiem objektiem, vidējie tie ir 12 skati, kaķa modelim tie ir 13 skati, tikmēr, piemēram zaķa modelim - 11 skati.

SEE nākamā labāka skata plānotājam eksperimentālā ceļā noteiktas šādas mainīgo vērtības: $d = 1m$ - attālums līdz modeļa virsmai, $f = 0.005m$ - meklēšanas rādiuss, $\rho = 6000000$ - punktu skaits uz kvadrātmetru, $\tau = 100$ - maksimālais skatu skaits novērtēšanai, $\psi = 1m$ - oklūziju meklēšanas rādiuss, $v = 0.01m$ - redzamības rādiuss.

Pārklājuma metrikas pieciem objektiem ir attēloti tabulā 5.1.. R5 ir pārklāšanas koeficients pēc 5 skatiem, R10 - pārklāšanas koeficients pēc 10 skatiem un Max - algoritma maksimāli sasniegtais pārklāšanas koeficients. Tabulā MA-SCVP

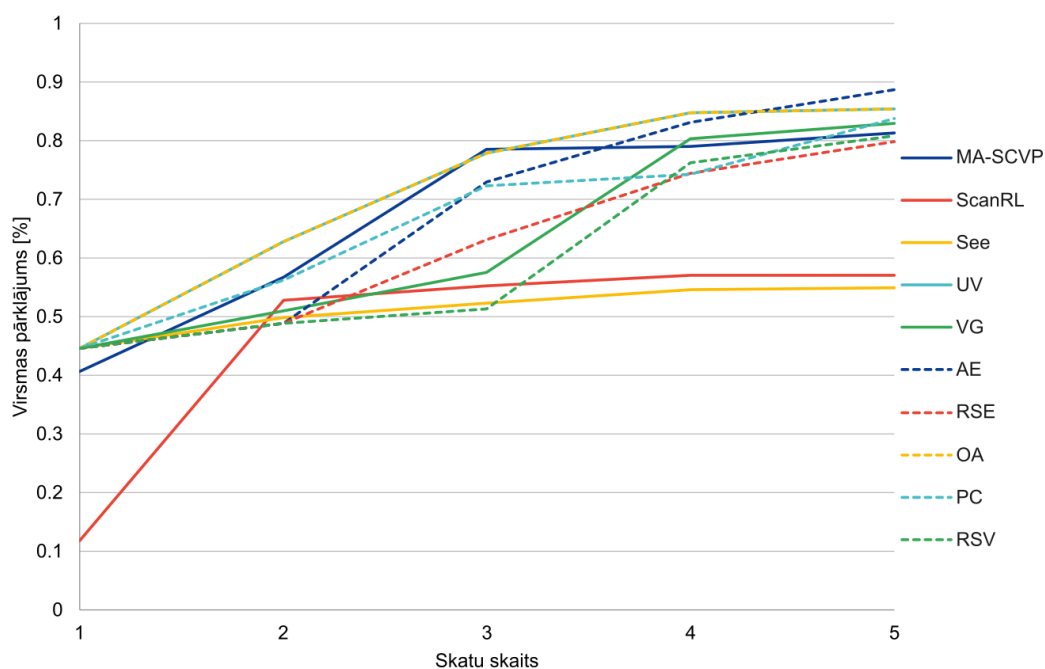
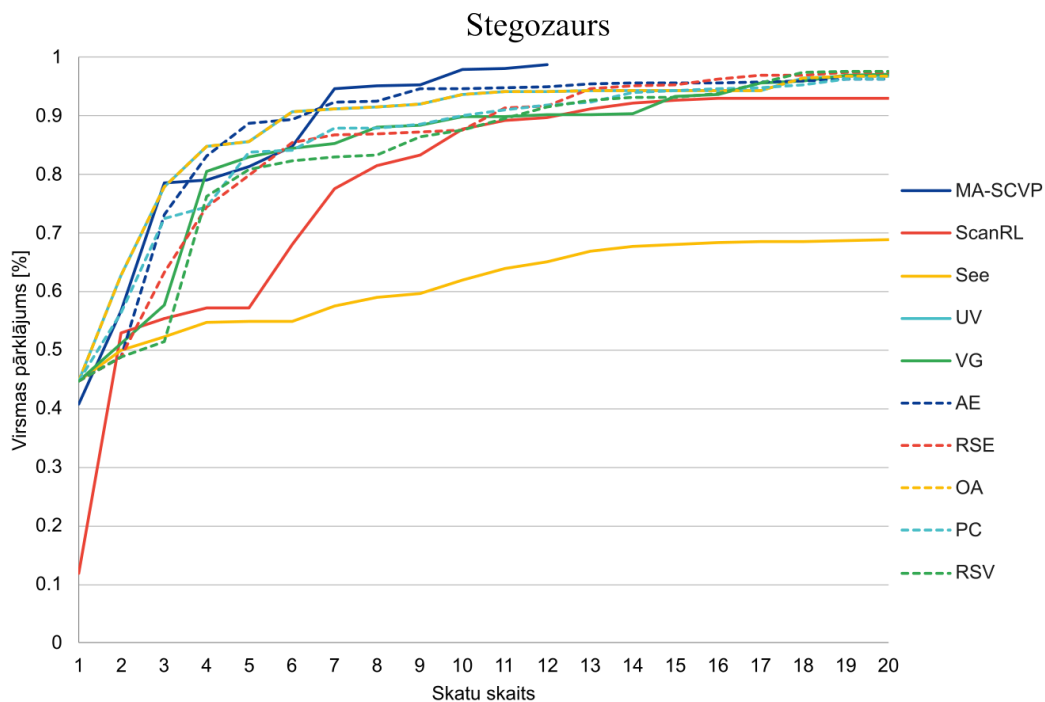
¹<https://github.com/zfw1226/gym-unrealcv>

un ScanRL ir mašīnmācīšanās sakņotās metodes, UV (Unobserved Voxel) - Nenovērots vokselis, VG (Vasquez-Gomez) telpiskās informācijas ieguves metrika, ko definēja Huana Irvinga Vaskeza-Gomeza (Vasquez-Gomez et al., 2014), AE (Average Entropy) vidējā entropija, RSE (Rear Side Entropy) aizmugures entropija, OA (Occlusion Aware) oklūziju-zinošs, PC (Proximity Count) distances skaits un RSV (Rear Side Voxel) aizmugures vokselis, visu metožu skaidrojumi doti nodaļās 3.3. - 3.8.

5.1. tabula.

Pārklājuma koeficients pēc 5, 10 skatiem un maksimāli sasniegtais.

Modelis	Metrika	MA-SCVP	ScanRL	SEE	UV	VG	AE	RSE	OA	PC	RSV
Pūķis	R5	0.72114	0.51195	0.49285	0.70851	0.58401	0.73473	0.66652	0.70851	0.60580	0.66652
	R10	0.85719	0.70284	0.53548	0.78165	0.78877	0.76916	0.81238	0.78165	0.75064	0.78754
	Max	0.87623	0.83170	0.65149	0.84884	0.87724	0.84289	0.87376	0.84884	0.87782	0.87354
Kaķis	R5	0.87428	0.48271	0.44853	0.81285	0.82760	0.87246	0.73417	0.81285	0.64846	0.69899
	R10	0.93203	0.75419	0.49231	0.91480	0.92565	0.90667	0.85397	0.91480	0.87156	0.83227
	Max	0.95724	0.86581	0.61854	0.94247	0.94506	0.92494	0.94321	0.94247	0.93354	0.93778
Zaķis	R5	0.61474	0.51372	0.53861	0.78679	0.74223	0.75998	0.67291	0.76018	0.63923	0.54280
	R10	0.85210	0.77350	0.62772	0.84331	0.82758	0.83450	0.81340	0.82500	0.81811	0.81360
	Max	0.86160	0.87007	0.67514	0.87280	0.89461	0.87736	0.88075	0.88336	0.89143	0.88365
Stegozaurs	R5	0.81293	0.57126	0.54904	0.85479	0.82997	0.88687	0.79853	0.85479	0.83760	0.80817
	R10	0.97839	0.87743	0.61936	0.93520	0.89787	0.94623	0.87539	0.93520	0.90055	0.87539
	Max	0.98730	0.93002	0.68847	0.96667	0.96977	0.96373	0.97291	0.96667	0.96479	0.98062
Triceratops	R5	0.89177	0.55766	0.51938	0.84703	0.83838	0.84051	0.74346	0.84703	0.82129	0.74346
	R10	0.94806	0.81571	0.57603	0.90245	0.88198	0.91935	0.86427	0.90245	0.89313	0.88060
	Max	0.97346	0.89975	0.59701	0.95191	0.95621	0.94611	0.95557	0.95191	0.95322	0.95274



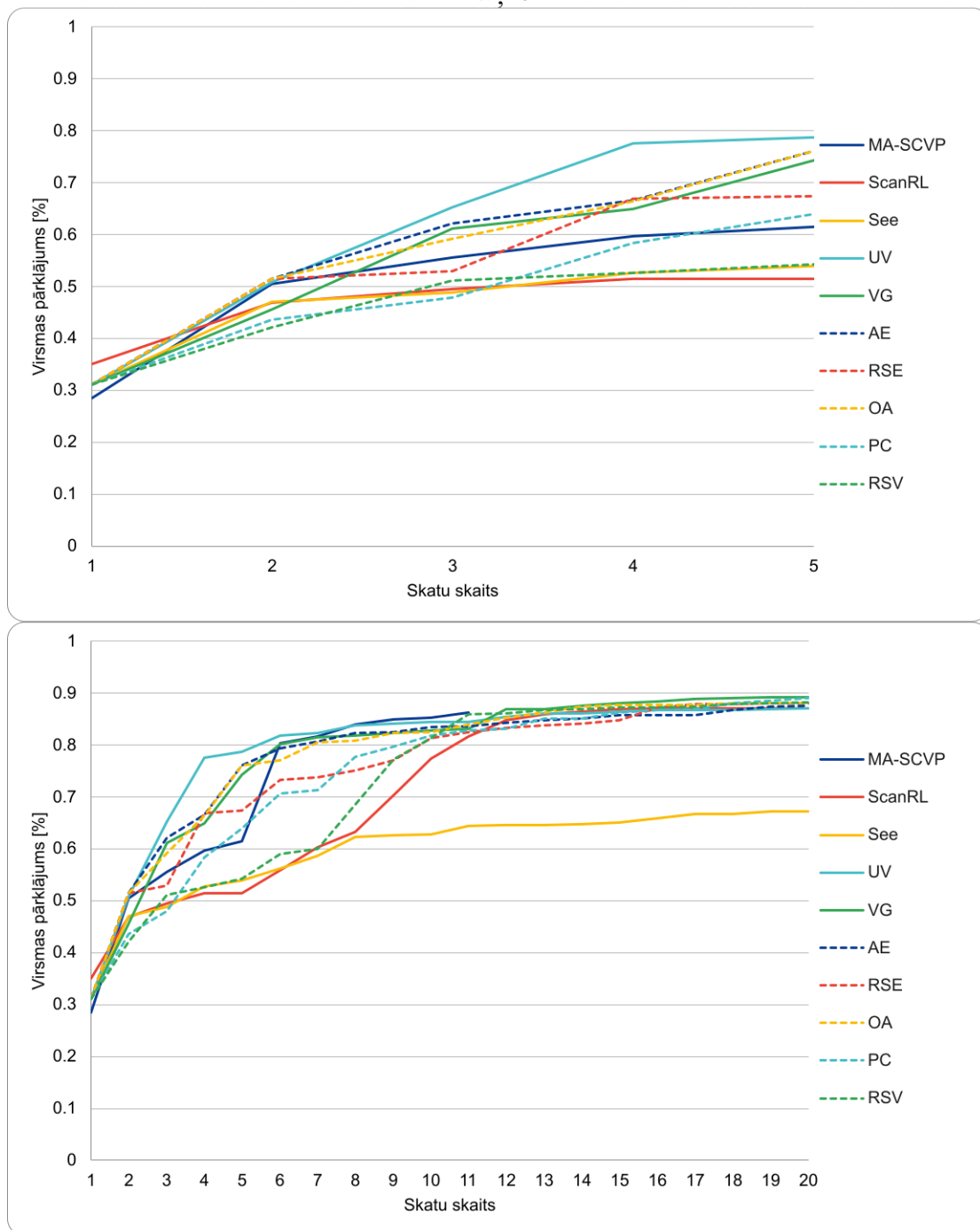
5.1. att. Virsmas pārklājums atlasītiem nākamā labākā skata plānotājiem stegozaura 3D modelim.)

Stegozaura modelim MA-SCVP pēc 12 skatiem sasniedz 98.7% pārklājumu, kas ir augstākais rezultāts jebkuram no pārbaudītiem modeļiem, pēc pirmiem 5 skatiem Vidējās Entropijas metode (AE) sasniedz augstāko pārklājuma koeficientu, bet jau pēc 7 skatiem MA-SCVP sasniedz 94.5% tikmēr AE - 92.9%.

Izveidojot 5 vienmērīgi izvietotu skatu kopu, ir iespējams sasniegt 88.8% pārklājumu, kas ir vienlīdzīgi AE metodei ar 88.7%, tāpēc pielietojumos, kur ir ierobežots skatu skaits, un nav aktuāla lokāla ceļa plānošana, var pielietot telpiskās informācijas ieguves metodes vienmērīgo skatu izvietojuma vietā. Telpiskās informācijas ieguves metodes sasniedz augstāku pārklājumu ātrāk, bet kopējais pārklājums ir zemāks nekā MA-SCVP metodei.

Pēc pirmreizējo rezultātu ieguves, MA-SCVP metode uzrāda labāku pēc 10 skatiem un augstāko kopējo pārklājumu, izņēmums ir zaļa modelis. Pārbaudot kopējo pārklājumu 32 skatu kopai, ko izmanto MA-SCVP, tās pārklājums ir vienāds ar 90.8%, veicot rekonstrukciju no telpiskās informācijas ieguves 48 skatu datu kopas, pārklājums ir 90.7%(100% pārklājums nav iespējams, jo tiek ņemti vērā arī punktu mākoņa punkti, modeļa apakšā, kas kamerai nav pieejami). Zaļa modelim telpiskās informācijas ieguves metrika VG (Vasquez-Gomez et al., 2014) sasniedz lielāku kopējo pārklājumu pēc 20 skatiem, jo tiek izmantota 48 skatu darbību telpa un pēdējie 4 skati sniedz tikai 2% rekonstrukcijas uzlabojumu.

Zaķis



5.2. att. Virsmas pārklājums atlasītiem nākamā labākā skata plānotājiem zaķa 3D modelim.)

MA-SCVP metodes pārklājums pēc 5 skatiem, 8 no 9 modeļiem bija mazāks nekā telpiskās informācijas ieguves metrikām, tomēr MA-SCVP priekšroka ir globālā ceļa optimizēšana, kamēr telpiskās informācijas UV vai AE metrikas izvēlās nākamo labāko skatu ar vislielāko informācijas ieguvi, tāpēc pirmajos skatos to

pārklājuma dinamika ir vislielākā. Bet jau 10 skatiem mašīnmācīšanās MA-SCVP metode sasniedz augstāku pārklājumu.

Kaut ar šī pētījuma ietvaros netika vērtēta nākamā labākā skata plānotāju veikspēja, nevar neatzīmēt to, ka telpiskās informācijas ieguves aprēķinu metodes bija vairākkārt lēnākas nekā mērījumos sakņotā SEE vai mašīnmācīšanās MA-SCVP un ScanRL metodes. Lai katram skatam aprēķināt telpiskās informācijas vērtību, ir nepieciešams veikt staru izsekošanu, kas pie lielās sensora izšķirtspējas vidēji bija 9 reizes lēnākas nekā atrast robežpunktus punktu mākonī SEE metodei un apmēram 32 reizes lēnākas nekā MA-SCVP metodei (ar MA-SCVP metodi iegūst skatu kopu, tika salīdzināts vidējais laiks lai iegūtu līdzvērtīgu skaitu skatu).

Automatizētai 3D skenēšanai vislabāk piemērota MA-SCVP metode, tā sasniedz vislielāko pārklājumu ar vismazāko skatu skaitu un definējos uzreiz skatu kopu, ļauj plānot pārklājuma ceļu.

5.2 Tālākie pētījumi

Darba autors definē vairākus iespējamus tālākos pētījumus balstoties uz šī darba rezultātiem.

- **Hibrīdie risinājumi.** Darba autors saskata lielu potenciālu hibrīdo nākamā labākā skata plānotāju izveidei. Mašīnmācīšanos modeļi rada augstu rekonstrukcijas kvalitāti pie neliela skatu skaita, bet dēļ ierobežotās darbību telpas to progress palēninās pēc 85% - 90% virsmas pārklājuma potenciāli atstājot caurumus punktu mākoņos apvidos, kas nav redzami no 32 skatu kopas. Hibrīdais risinājums apvienotu ātru sākuma rekonstrukciju izmantojot mašīnmācīšanos modeļus un turpmāko caurumu aizpildīšanu izmantojot SEE metodei līdzīgu pieeju (punktu mākoņa kvalitātes novērtēšanu, meklējot apvidus ar trūkstošo informāciju)
- **Mašīnmācīšanos metožu apmācība uz lielākām datu kopām.** MA-SCVP tīkls bija apmācīts uz 40 objektu 3D skenēšanas datu kopas, tomēr viens no potenciāliem pētījumu virzieniem ir lielāku datu kopu izmantošana un sarežģītāku ģeometriju modelēšana. Piemēram, stāvokļu telpas vokseļu attēlojums neattēlo smalkas detaļas un/vai detaļas šaurākas par viena vokse-

ļa malu. Piemēram skenējot auga lapu vai zaru, vokseļu attēlojums neņems vērā vairākas plaknes no kurām šo vokseli var novērot, tāpēc šādā attēlojumam ir ierobežojumi. Tāpēc, kā vienu no potenciāliem uzlabojumiem var noteikt lielāku un ģeometriski sarežģītāku apmācības kopu izveidi.

- **Mašīnmācīšanās modeļu izveide ar lielākām stāvokļu un darbību telpām.** Atbilstoši pētījuma rezultātiem, rekonstrukcijas kvalitāti diskretajā telpā ierobežo telpas vokseļu attēlojuma izšķirtspēja un darbību kopas izmēri. Zaķa modelim punktu mākonis ko veido 32 attēli no visiem 32 skatu punktiem, kas izmantoti MA-SCVP darbību telpas definēšanai pārklāj 91% patiesības modeļa punktu mākoņa punktus. Plašāka darbību telpas definīcijai ir potenciāls uzlabot virsmas pārklājumu, piemēram definēt vairāk punktus uz puslodes apkārt objektam, izmantot citus ģeometriskus primitīvus skatu punktu izvietojumam. Vai arī definēt darbību kopu kā visus pieejamos punktus (atkarībā no robota kinemātikas).

5.3 Secinājumi

Mašīnmācīšanās var pielietot nākamā labākā skata plānošanai, tā sasniedz labāku pārklājumu ar mazāku skatu skaitu un ļauj optimizēt lokālo ceļu. mašīnmācīšanās sakņotā MA-SCVP nākamā labākā skata plānotājs pie vienāda skatu skaita sasniedz par 9.2% lielāku pārklājumu nekā telpiskās informācijas ieguves metodes vai mērījumos sakņotā metode SEE. Pie neliela skatu skaita labākus rezultātus uzrāda nenovērotā vokseļa (UV) un vidējās entropijas metodes (AE), jo tās neņem vērā lokālo ceļa plānošanu un izvēlās skatus balstoties uz jaunas informācijas ieguvi. MA-SCVP metode ir optimāla automatizētai 3D skenēšanai ar vismazāko skatu skaitu.

Vidēji pēc 6 skatiem MA-SCVP sasniedz lielāku pārklājumu nekā citas metodes un pēc vidēji pēc 12.2 skatiem sasniedz maksimālo pārklājumu. Salīdzinot MA-SCVP rezultātus ar citām metodēm var secināt, ka rezultātu var uzlabot palielinot skatu skaitu vai apmācot modeli uz lielākas darbību kopas (pieejamo skatu skaita). MA-SCVP autori (Pan et al., 2023) definējuši hibrīdo pieeju, kur pirmais labākais skats tiek definēts pielietojot PCNBV metodi. Kopējo pārklāju-

mu var uzlabot pielietojot SEE metodi uz MA-SCVP rezultējošā punktu mākoņa, nepilnību aizpildīšanai.

Paplašinātās realitātes izmantošana reklāmā un tirdzniecībā ir augošs tirgus, kas veido pieprasījumu pēc augstas kvalitātes 3D modeļiem. 3D modelēšanas pakalpojumi vietnē Upwork¹ izmaksā sākot no 20 līdz 100 dolāriem stundā. Alternatīva 3D modelēšanai ir objektu 3D skenēšana, ar atbilstošām 3D skenēšanas metodēm var iegūt augstas detalizācijas 3D modeļus. Pielietojot mašīnmācīšanas metodes ir iespējams automatizēt robota ceļa plānošanu 3D modeļu izveidei, veidojot labāko nākamo skatu pārklājuma trajektoriju.

¹<https://www.upwork.com>

IZMANTOTIE INFORMĀCIJAS AVOTI

- Hartley, R. I., & Zisserman, A. (2004). *Multiple view geometry in computer vision* (2nd ed.). Cambridge University Press, ISBN: 0521540518. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511811685>
- Will, P. M., & Pennington, K. S. (1971). Grid coding: A preprocessing technique for robot and machine vision. *International Joint Conference on Artificial Intelligence*.
- Guo, K., Lincoln, P., Davidson, P. L., Busch, J., Yu, X., Whalen, M., Harvey, G., Orts, S., Pandey, R., Dourgarian, J., Tang, D., Tkach, A., Kowdle, A., Cooper, E., Dou, M., Fanello, S., Fyffe, G., Rhemann, C., Taylor, J., ... Izadi, S. (2019). The relightables. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, *38*, 1–19.
- van Riel, S. (2016). *Exploring the use of 3d gis as an analytical tool in archaeological excavation practice* (Doctoral dissertation). <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.4738.2643>
- Gao, M., Ruan, N., Shi, J., & Zhou, W. (2022). Deep neural network for 3d shape classification based on mesh feature. *Sensors*, *22*(18). <https://doi.org/10.3390/s22187040>
- Peng, C., & Isler, V. (2018). Adaptive view planning for aerial 3d reconstruction. *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2981–2987.
- Quigley, M., Conley, K., Gerkey, B. P., Faust, J., Foote, T., Leibs, J., Wheeler, R., & Ng, A. Y. Ros: An open-source robot operating system. In: *In Icra workshop on open source software*. 2009.
- Border, R., & Gammell, J. D. (2022). The Surface Edge Explorer (SEE): A measurement-direct approach to next best view planning [Submitted, Manuscript #IJR-22-4541, arXiv:2207.13684 [cs.RO]]. *The International Journal of Robotics Research (IJRR)*.
- Delmerico, J., Isler, S., Sabzevari, R., & Scaramuzza, D. (2018). A comparison of volumetric information gain metrics for active 3d object reconstruction. *Autonomous Robots*, *42*. <https://doi.org/10.1007/s10514-017-9634-0>

- Rusu, R. B., & Cousins, S. (2011). 3d is here: Point cloud library (pcl). *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/ICRA.2011.5980567>
- Zhou, Q.-Y., Park, J., & Koltun, V. (2018). Open3D: A modern library for 3D data processing. *arXiv:1801.09847*.
- Koch, S., Matveev, A., Jiang, Z., Williams, F., Artemov, A., Burnaev, E., Alexa, M., Zorin, D., & Panozzo, D. (2018). Abc: A big cad model dataset for geometric deep learning. *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 9593–9603.
- Chang, A. X., Funkhouser, T. A., Guibas, L. J., Hanrahan, P., Huang, Q., Li, Z., Savarese, S., Savva, M., Song, S., Su, H., Xiao, J., Yi, L., & Yu, F. (2015). Shapenet: An information-rich 3d model repository. *ArXiv, abs/1512.03012*.
- Zhou, Q., & Jacobson, A. (2016). Thingi10k: A dataset of 10,000 3d-printing models. *arXiv preprint arXiv:1605.04797*.
- Turk, G., & Levoy, M. (1994). Zippered polygon meshes from range images. *Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques*.
- Curless, B., & Levoy, M. (1996). A volumetric method for building complex models from range images. *Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 303–312. <https://doi.org/10.1145/237170.237269>
- Krishnamurthy, V., & Levoy, M. (1996). Fitting smooth surfaces to dense polygon meshes. *Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 313–324. <https://doi.org/10.1145/237170.237270>
- Rodolà, E., Albarelli, A., Bergamasco, F., & Torsello, A. (2013). A scale independent selection process for 3d object recognition in cluttered scenes. *International Journal of Computer Vision*, 102, 129–145.
- Jensen, R. R., Dahl, A., Vogiatzis, G., Tola, E., & Aanaes, H. (2014). Large scale multi-view stereopsis evaluation. *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 406–413.

- Peralta, D., Casimiro, J., Nilles, A. M., Aguilar, J. A., Atienza, R., & Cajote, R. (2020). Next-best view policy for 3d reconstruction. *arXiv preprint arXiv:2008.12664*.
- Hinterstößer, S., Lepetit, V., Ilic, S., Holzer, S., Bradski, G. R., Konolige, K., & Navab, N. (2012). Model based training, detection and pose estimation of texture-less 3d objects in heavily cluttered scenes. *Asian Conference on Computer Vision*.
- Kaskman, R., Zakharov, S., Shugurov, I. S., & Ilic, S. (2019). Homebreweddb: Rgb-d dataset for 6d pose estimation of 3d objects. *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW)*, 2767–2776.
- Newell, M. E. (1975). *The utilization of procedure models in digital image synthesis*. (Doctoral dissertation) [AAI7529894]. The University of Utah.
- Scott, W. R., Roth, G., & Rivest, J.-F. (2003). View planning for automated three-dimensional object reconstruction and inspection. *ACM Comput. Surv.*, 35(1), 64–96. <https://doi.org/10.1145/641865.641868>
- Pan, S., Hu, H., Wei, H., Dengler, N., Zaenker, T., & Bennewitz, M. (2023). One-shot view planning for fast and complete unknown object reconstruction.
- Pan, S., Hu, H., & Wei, H. (2022). Scvp: Learning one-shot view planning via set covering for unknown object reconstruction. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 7, 1463–1470.
- Zeng, R., Zhao, W., & Liu, Y.-J. (2020). Pc-nbv: A point cloud based deep network for efficient next best view planning. *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 7050–7057.
- Vasquez-Gomez, J. I., Troncso, D., Becerra, I., Sucar, E., & Murrieta-Cid, R. (2021). Next-best-view regression using a 3d convolutional neural network. *Machine Vision and Applications*, 32.
- Mendoza, M., Vasquez-Gomez, J. I., Taud, H., Sucar, L. E., & Reta, C. (2019). Supervised learning of the next-best-view for 3d object reconstruction. *Pattern Recognit. Lett.*, 133, 224–231.

- Border, R., Gammell, J. D., & Newman, P. (2018). Surface edge explorer (see): Planning next best views directly from 3d observations. *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 1–8.
- Connolly, C. I. (1985). The determination of next best views. *Proceedings. 1985 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2, 432–435.
- Banta, J. E., Wong, L. R., Dumont, C., & Abidi, M. A. (2000). A next-best-view system for autonomous 3-d object reconstruction. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part A*, 30, 589–598.
- Vasquez-Gomez, J. I., Lopez-Damian, E., & Sucar, L. E. (2009). View planning for 3d object reconstruction. *2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 4015–4020.
- Kriegel, S., Bodenmüller, T., Suppa, M., & Hirzinger, G. (2011). A surface-based next-best-view approach for automated 3d model completion of unknown objects. *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 4869–4874.
- Vasquez-Gomez, J. I., Sucar, L. E., Murrieta-Cid, R., & Lopez-Damian, E. (2014). Volumetric next-best-view planning for 3d object reconstruction with positioning error. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 11.
- Kriegel, S., Rink, C., Bodenmüller, T., & Suppa, M. (2015). Efficient next-best-scan planning for autonomous 3d surface reconstruction of unknown objects. *Journal of Real-Time Image Processing*, 10, 611–631.
- Kaba, M. D., Uzunbas, M. G., & Lim, S.-N. (2016). A reinforcement learning approach to the view planning problem. *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 5094–5102.
- Daudelin, J. A., & Campbell, M. E. (2017). An adaptable, probabilistic, next-best view algorithm for reconstruction of unknown 3-d objects. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2, 1540–1547.
- Potapova, S., Artemov, A., Sviridov, S. V., Musatkina, D. A., Zorin, D., & Burnaev, E. (2020). Next best view planning via reinforcement learning for scanning of arbitrary 3d shapes. *Journal of Communications Technology and Electronics*, 65, 1484–1490.

- Ashutosh, K., Kumar, S., & Chaudhuri, S. (2020). 3d-nvs: A 3d supervision approach for next view selection. *2022 26th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, 3929–3936.
- Collander, C., Beksi, W. J., & Huber, M. (2021). Learning the next best view for 3d point clouds via topological features. *2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 12207–12213.
- Pan, S., & Wei, H. (2022a). A global max-flow-based multi-resolution next-best-view method for reconstruction of 3d unknown objects. *IEEE Robotics and Automation Letters*, *7*, 714–721.
- Pan, S., & Wei, H. (2022b). A global generalized maximum coverage-based solution to the non-model-based view planning problem for object reconstruction. *Comput. Vis. Image Underst.*, *226*, 103585.
- Pito, R. (1999). A solution to the next best view problem for automated surface acquisition. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, *21*, 1016–1030.
- Trummer, M., Munkelt, C., & Denzler, J. (2010). Online next-best-view planning for accuracy optimization using an extended e-criterion. *2010 20th International Conference on Pattern Recognition*, 1642–1645. <https://doi.org/10.1109/ICPR.2010.406>
- Isler, S., Sabzevari, R., Delmerico, J., & Scaramuzza, D. (2016). An information gain formulation for active volumetric 3d reconstruction. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*.
- Landgraf, C., Meese, B., Pabst, M., Martius, G., & Huber, M. F. (2021). A reinforcement learning approach to view planning for automated inspection tasks. *Sensors*, *21*(6). <https://doi.org/10.3390/s21062030>
- Schindler, K. (2020). Mathematical foundations of photogrammetry. In W. Freuden, M. Z. Nashed, & T. Sonar (Eds.), *Handbook of geomathematics* (pp. 1–14). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-27793-1_63-1
- Gupta, M., Agrawal, A. K., Veeraraghavan, A., & Narasimhan, S. G. (2011). Structured light 3d scanning in the presence of global illumination. *CVPR 2011*, 713–720.